YAPAY ZEKA TABANLI UYKU ANALİZİ VE EVRE SINIFLANDIRMASI

Ömer Faruk BAŞARAN

T.C.
BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY ZEKA TABANLI UYKU ANALIZI VE EVRE SINIFLANDIRMASI

Ömer Faruk BAŞARAN
0009-0002-0708-2689

Doç. Dr. Neyir ÖZCAN SEMERCİ
(Danışman)

YÜKSEK LİSANS
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BURSA – 2024
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

Yüksek Lisans

YAPAY ZEKA TABANLI UYKU ANALIZI VE EVRE SINIFLANDIRMASI

Ömer Faruk BAŞARAN

Bursa Uludağ Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Neyir ÖZCAN SEMERCİ

Bu tez çalışmasında, literatürde yaygın olarak kullanılan Physionet Sleep-EDF(Expanded) EEG veri seti ile 6 uyku ve uyanıklık evresinin sınıflandırılması yapılmıştır. Veri seti incelenmiş sınıflandırmak için uygun denekler ve kayıtlar seçilmiştir. Veri setinde oluşan dengesizlikler çözülmeye çalışılmış ve sonrasında diğer aşamalara geçilmiştir.

Önişleme aşamasında, EEG sinyalleri delta, teta, alfa, beta ve gama frekans bantlarına göre Butterworth IIR filtreleri ile işlenmiş ve epoklara ayrılmıştır. Öznitelik çıkarımı aşamasında, PSD ve Esis başta olmak üzere birçok öznitelik çıkarılmıştır ve çıkarılan öznitelikler başarıma etkilerine göre karşılaştırılmıştır. Sınıflandırma gerçekleştirilirken ise Random Forest, Gradient Boosting gibi çeşitli algoritmalar test edilmiş ve başarılarına göre karşılaştırılmışlardır.

Anahtar Kelimeler: Yapay zeka, makine öğrenmesi, sınıflandırma, gradient boosting, EEG, uyku, uyku evreleri
2024, xv + 76 sayfa.

ABSTRACT

MSc Thesis

ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED SLEEP ANALYSIS AND STAGE CLASSIFICATION

Ömer Faruk BAŞARAN

Bursa Uludağ University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Neyir ÖZCAN SEMERCİ

In this thesis study, the classification of six sleep and wakefulness stages was conducted using the Physionet Sleep-EDF (Expanded) EEG dataset, which is widely used in the literature. The dataset was examined, and appropriate subjects and recordings were selected for classification. Efforts were made to resolve any imbalances present in the dataset before proceeding to other stages.

During the preprocessing stage, EEG signals were processed and segmented into epochs using Butterworth IIR filters based on delta, theta, alpha, beta, and gamma frequency bands. In the feature extraction stage, various features, including PSD and Esis, were extracted and compared based on their impact on performance. For the classification, algorithms such as Random Forest and Gradient Boosting were tested and compared based on their performance.

Key words: Artificial intelligence, machine learning, classification, gradient boosting, eeg, sleep, sleep stages
2024, xv + 76 pages.

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans öğrenimim sırasında ve tez çalışmalarım boyunca gösterdiği tüm destek ve yardımlar için değerli hocam Doç. Dr. Neyir ÖZCAN SEMERCİ'ye teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmalarım sırasında desteğini benden esirgemeyen değerli meslektaşım Araş. Gör. Şule BEKİRYAZICI'ya teşekkürlerimi sunarım

On dokuz yıllık eğitim öğrenim hayatım boyunca maddi ve manevi olarak desteklerini benden sakınmayan çok değerli anneme teşekkürlerimi sunarım.

Ömer Faruk BAŞARAN
12/07/2024

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET viii
ABSTRACT ix
TEŞEKKÜR x
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ xiii
ŞEKİLLER DİZİNİ xiv
1. GİRİŞ 1
2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI 4
2.1. Yapay Zeka 4
2.1.1. Yapay zekanın tarihçesi 5
2.1.2. Yapay zeka teknolojileri 7
2.1.3. Uzman sistemler 8
2.1.4. Bulanık mantık 9
2.1.5. Doğal dil işleme 10
2.1.6. Yapay sinir ağları 11
2.1.7. Makine öğrenmesi 14
2.2. Makine Öğrenmesi Uygulamaları 15
2.3. Denetimli Öğrenme 16
2.3.1. Karar ağaçları 17
2.3.2. Naive bayes 18
2.3.3. Destek vektör makinesi 18
2.3.4. Rastgele orman 19
2.4. Denetimsiz Öğrenme 22
2.4.1. Temel bileşen analizi (PCA) 22
2.4.2. K-means kümeleme 23
2.5. Uyku 23
2.5.1. Uykunun evreleri 24
2.5.2. Evre 1 25
2.5.3. Evre 2 27
2.5.4. Evre 3 ve 4 27
2.5.5. REM uykusu 28
3. MATERYAL ve YÖNTEM 30
3.1. Elektroensefalogram 30
3.2. Veri Seti 34
3.3. Veri Ön İşleme 36
3.4. Öznitelik Çıkarımı 40
3.4.1. Güç spektral yoğunluğu (PSD) 40
3.4.2. Esis 45
3.4.3. Spektral entropi 45
3.4.4. Hjort parametreleri 46
3.4.5. Dalgacık dönüşümü öznitelikleri 47
3.5. Sınıflandırma 49
3.5.1. Light GBM 49
3.5.2. XGBoost 49
3.5.3. CatBoost 50
3.5.4. Extra trees 51
4. BULGULAR 52

5. TARTIŞMA ve SONUÇ 65
KAYNAKLAR 69
ÖZGEÇMİŞ 76

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
t	Zaman
v	Hız
X	Genlik
α	Alfa
β	Beta
γ	Gama
δ	Delta
θ	Teta
λ	Dalga boyu
φ	Fi
Ψ	Psi

Kısaltmalar	Açıklama
AASM	Amerikan uyku tıbbı akademisi
DL	Derin öğrenme
DWT	Ayrık dalgacık dönüşümü
GBDT	Gradient boosting karar ağacı
GBM	Gradient boosting model
EEG	Elektroensefalogram
EKG	Elektrokardiyogram
EMG	Elektromiyogram
EOG	Elektrookülogram
f-MRI	Fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme
IIR	Sonsuz dürtü yanıtı
KNN	K-means kümeleme
LDA	Latent dirichlet allocation
MEG	Magnetoensefalografi
NLP	Doğal dil işleme
NREM	REM olmayan
OUA	Obstrüktif uyku apnesi
PCA	Temel bileşen analizi
PET	Pozitron emisyon tomografisi
PSD	Güç Spektral Yoğunluğu
PSG	Polisomnografi
REM	Hızlı göz hareketi
SVM	Support vector machine
YDU	Yavaş Dalga Uykusu
YSA	Yapay sinir ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 2.1.	Nöron hücresi	12
Şekil 2.2.	(a)Yapay nöron , (b) Çok katmanlı yapay sinir ağı	13
Şekil 2.3.	Denetimli öğrenme	17
Şekil 2.4.	Karar ağacı	18
Şekil 2.5.	Destek vektör makinesi	19
Şekil 2.6.	Rastgele orman sınıflandırıcısının kavramsal çerçevesi	20
Şekil 2.7.	Bir gen ifadesi veri setinin temel bileşen analizi (PCA)	22
Şekil 2.8.	K-Means kümeleme	23
Şekil 2.9.	Uyku döngüsü ve evreleri	25
Şekil 2.10.	EEG'de görülen sinyallerin frekans bantları	26
Şekil 2.11.	Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 1 evresi	26
Şekil 2.12.	Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 2 evresi	27
Şekil 2.13.	Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 3 evresi	28
Şekil 2.14.	Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 4 evresi	28
Şekil 2.15.	Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; REM evresi	29
Şekil 3.1.	Giriş ve çıkış arasındaki akış şeması	30
Şekil 3.2.	Bir nöronun genel yapısı	31
Şekil 3.3.	İnsan beyni ve bölümleri	31
Şekil 3.4.	EEG'de elektrotların yerleştirilme düzeni	33
Şekil 3.5.	30 saniyelik pencelere bölünmüş Fpz-Cz elektrotundan alınmış Uyanıklık, Evre 1, Evre 2, Evre 3, Evre 4 ve REM evrelerine ait EEG sinyalleri	35
Şekil 3.6.	30 saniyelik pencelere bölünmüş Pz-Oz elektrotundan alınmış Uyanıklık, Evre 1, Evre 2, Evre 3, Evre 4 ve REM evrelerine ait EEG sinyalleri	36
Şekil 3.7.	Bir IIR Filtrenin blok diyagramı. x(k) giriş iken y(k) çıkıştır	37
Şekil 3.8.	Uyanıklık evresine ait 30 saniyelik bir epokun frekans bantlarına göre tasarlanan filtrelerle filtrelendikten sonra Frekans-Genlik Spektrumu	37
Şekil 3.9.	Sırasıyla Delta, Teta, Alfa, Beta ve Gama frekans bandları için tasarlanan Butterworth IIR filtrelerin genlik cevapları	40
Şekil 3.10.	Welch metodu ile hesaplanmış Delta bandı için PSD	42
Şekil 3.11.	Welch metodu ile hesaplanmış Teta bandı için PSD	43
Şekil 3.12.	Welch metodu ile hesaplanmış Alfa bandı için PSD	43
Şekil 3.13.	Welch metodu ile hesaplanmış Beta bandı için PSD	44
Şekil 3.14.	Welch metodu ile hesaplanmış Gama bandı için PSD	44
Şekil 3.15.	Daubachies aile fonksiyonları	48
Şekil 3.16.	LightGBM yaprak bazlı ağaç büyüme stratejisi	49
Şekil 3.17.	XGBoost seviye bazında büyüme stratejisi	50
Şekil 4.1.	6 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi	60
Şekil 4.2.	5 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi	61
Şekil 4.3.	4 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi	62
Şekil 4.4.	3 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi	63
Şekil 4.5.	2 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi	64
Şekil 5.1.	Bu tez ve Sharma vd. çalışmasının evre bazlı karşılaştırılması	68

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 3.1. Ayrıştırılmış EEG sinyalinin genliği ve frekans aralıkları. 33
Çizelge 3.2. Sınıflandırılacak evreler ve etiket sayıları 34
Çizelge 3.3. Kullanılan veride evrelere göre epok sayıları 36
Çizelge 3.4. Delta bandı için IIR filtre katsayıları 38
Çizelge 3.5. Teta bandı için IIR filtre katsayıları..... 38
Çizelge 3.6. Alfa bandı için IIR filtre katsayıları..... 38
Çizelge 3.7. Beta bandı için IIR filtre katsayıları..... 39
Çizelge 3.8. Gama bandı için IIR filtre katsayıları 39
Çizelge 3.9. Hjorth parametleri..... 47
Çizelge 4.1. Deneklerin numaralarına göre yaşları..... 52
Çizelge 4.2. Uyanıklık evresinin uyku öncesi ve sonrası bırakılma süreleri ve başarım oranları..... 54
Çizelge 4.3. Uyanıklık evresinin kırpılma süreleri ve Evre 1'in doğru etiket sayısı 55
Çizelge 4.4. Uyanıklık evresinin veri sayısı arttırıldıktan sonra oluşan toplam epok sayıları..... 56
Çizelge 4.5. Kanalların başarı yüzdeleri 56
Çizelge 4.6. Öznitelikler ve genel başarıma etkileri 56
Çizelge 4.7. Sınıflandırıcıyı besleyecek olan öznitelikler..... 58
Çizelge 4.8. Sınıflandırıcı algoritmaları ve başarım yüzdeleri 59
Çizelge 5.1. Literatürdeki bazı çalışmalar ve yapılan bu çalışmanın karşılaştırılması 67

1. GİRİŞ

Uyku, beynin birincil işlevi olarak bireyin performansında, öğrenme yeteneğinde ve fiziksel hareketinde önemli bir rol oynamaktadır (Estrada vd., 2005; Hassan & Hassan Bhuiyan, 2016; C.-S. Huang vd., 2013; Lee vd., 2009; Şen vd., 2014; Yi Li vd., 2009). Uyku, gözlerin kapalı olduğu ve birçok sinir sistemi merkezinin aktif olmadığı geri dönüşümlü bir durum olarak tanımlanmaktadır. Bu nedenle uyku, bireyi kısmen ya da tamamen bilinçsiz hale getirip beyni daha az karmaşık bir ağ haline getirmektedir (Hassan & Bhuiyan, 2016; Radha vd., 2014). İnsanların hayatlarının yaklaşık üçte birini uyuyarak geçirdiği ve uykusuzluk ile Obstrüktif Uyku Apnesi (OUA) gibi durumların sık görüldüğü ve fiziksel sağlığı ciddi şekilde etkileyebildiği bilinmektedir (Kuo & Liang, 2011; Lan vd., 2015; Liang vd., 2011). Amerika Birleşik Devletleri'nde yapılan bir araştırmaya göre, 50-70 milyon kişinin uyku bozukluklarından muzdarip olduğu belirtilmiştir (Estrada & Nazeran, 2010; Nazeran vd., 2009). Ayrıca, depresif bozukluk hastalarının %90'ından fazlasının uyku bozukluklarından yakındığı kaydedilmiştir (Leistedt vd., 2007). Uyku apnesinin yetişkinlerin %2-4'ünde ve çocukların %1-3'ünde yaygın olduğu tahmin edilmektedir(Alvarez vd., 2009; Liang vd., 2011). Dünya nüfusunun yaklaşık %33'ünün uykusuzluk semptomlarından muzdarip olduğu rapor edilmiştir (Kuo & Liang, 2011; Liang vd., 2011). Uyku sorunlarının uykululuk, depresyon ve hatta ölüme neden olabileceği bildirilmiştir (Lee vd., 2009; Liang vd., 2011). Amerika Birleşik Devletleri'ndeki Ulusal Karayolu Trafik Güvenliği İdaresi'ne göre, araç kullanırken uykuya dalmanın yılda en az 100.000 otomobil kazasına neden olduğu belirtilmiştir (Garcés Correa vd., 2014; Garces Correa & Laciar Leber, 2010; Gurudath & Riley, 2014). Almanya'da dört trafik kazasından birinin ve İngiltere'de trafik kazalarının %20'sinin uykuyla ilgili olduğu, Avustralya'da ise uykusuzluktan kaynaklanan ölümler için 1500 milyon dolardan fazla harcama yapıldığı ifade edilmiştir (Kumari 2014). Dahası, polis raporlarının karayolu trafik kazalarının %3'ünün ve ölümlerin %4'ünün uykuya bağlı nedenlere bağlandığını göstermektedir (Tsai vd., 2009; Yu vd., 2013). Bu nedenlerden dolayı, yorgunluk, uyuşukluk, apne, uykusuzluk veya narkolepsi gibi uyku bozukluklarını belirlemek için uyku düzenlerini otomatik olarak algılayıp analiz edebilen cihazların geliştirilmesi önem arz etmektedir. Uyku evresi puanlaması, insan uykusunun analizinde altın standart olarak kabul edilmektedir (Fraiwan

vd., 2011, 2012; Lan vd., 2015). Uyku aşaması puanlamasının amacı, uyku bozukluklarının teşhis ve tedavisinde hayati önem taşıyan uyku aşamalarını belirlemektir (Mora vd., 2010). Uyku evresi puanlaması genellikle hastalardan gece hastanede uyurken alınan Polisomnografi (PSG) kayıtlarına dayanarak yapılmaktadır (Lan vd., 2015; Şen vd., 2014). Geleneksel olarak, Elektroensefalogram (EEG), Elektrookülogram (EOG), Elektromiyogram (EMG) ve Elektrokardiyogram (EKG) kayıtlarını içeren gecelik PSG kayıtları, Rechtschaffen ve Kales (R&K) tarafından 1968'de geliştirilen kılavuzlar (Kales & Rechtschaffen, 1968) kullanılarak uzmanlar tarafından görsel olarak puanlanmaktadır (Hsu vd., 2013). PSG kaydı ilk önce 20 veya 30 saniyelik epoklara bölünmekte ve bu epoklar Uyanıklık (W), Hızlı Göz Hareketi (REM) uykusu ve REM Olmayan (NREM) olarak sınıflandırılmaktadır. NREM uykusu ayrıca R&K kılavuzlarına ve Amerikan Uyku Tıbbı Akademisi (AASM) tarafından 2007'de önerilen daha yeni kılavuzlara göre 1, 2, 3 ve 4'e (ayrıca E1, E2, E3 ve E4 olarak da adlandırılmaktadır) ayrılmaktadır (Krakovská & Mezeiová, 2011; Lajnef vd., 2015). AASM standartlarındaki büyük değişiklikler, NREM aşamaları E3 ve E4'ü, N3 adı verilen veya aynı zamanda Yavaş Dalga Uykusu (YDU) olarak adlandırılan tek bir derin uyku aşaması halinde birleştirmektedir (Charbonnier vd., 2011; Güneş vd., 2010).

Evre 3 ve evre 4'ün N3 veya YDU adı altında birleştirildiğinden beri birçok çalışma bu konuyu 6 sınıflı değil de 5, 4 veya 3 sınıflı olarak ele almaktadır (Liu vd., 2010; Sanders vd., 2014; Z. Zhang vd., 2024). Bu çalışmalarda genel olarak EEG sinyallerine filtreleme işlemi uygulanıp istatistiksel öznitelikler çıkarılarak KNN, SVM, LDA gibi algoritmalarla sınıflandırılıp %70-%90 arası doğruluklar elde edilmiştir.

Önceki uyku evreleri sınıflandırma yaklaşımlarının çoğunun, bu sistemlerin doğruluğu, duyarlılığı ve özgüllüğü ile ilgili endişeler nedeniyle uyku hekimleri tarafından tam olarak dikkate alınmadığı veya kabul edilmediği düşünülebilir. Sınıflandırma doğruluğu, literatürde bildirilen yöntemler arasında %70 ile %94 arasında büyük oranda değişiklik göstermekte ve duyarlılık ve özgüllük %90'ın altında kalmaktadır. Örneğin, S1 ve REM aşamalarındaki EEG sinyalinin özelliklerinin çok benzer olması (Estrada vd., 2004; Krakovská & Mezeiová, 2011; Lan vd., 2015), sınıflandırma performansının düşük olmasına neden olmuştur. Bu çalışmada, diğer çalışmalardaki sınıflar arasındaki

sınıflandırma dengesizliğinin çözülmesi ve her sınıfın yüksek oranlarda başarılı şekilde sınıflandırılması amaçlanmaktadır.

Bu tez çalışmasının materyal ve yöntem bölümünde açık kaynaklı bir veri setinden alınan EEG sinyalleri kullanılmış ve bu veri setindeki dengesizlikler çözümlenmeye çalışılmıştır. Veri setindeki dengesizlik sorunun çözümlenmesi sonrasında özniteliklerin çıkarımı üzerine çalışılmış ve birçok öznitelik hesaplanmıştır. Bulgular bölümüne geçildiğinde ise tek bir sınıflandırıcıyla denenen öz nitelikler arasında başarıma en çok etkisi olanlar seçilmiş ve sonrasında başka sınıflandırıcılar ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırıcı algoritmaları arasından da en yüksek doğruluk oranına sahip olan sınıflandırıcı seçilmiş, sonuçlar kısmında bu sınıflandırıcının 6, 5, 4, 3 ve 2 sınıf için sınıflandırma başarımları ve karmaşıklık matrisleri hesaplanmıştır. Tartışma kısmında ise elde edilen sonuçlar literatürde aynı veri setinin kullanıldığı diğer çalışmalarla karşılaştırılmış ve bu karşılaştırma ile ilgili yorumlar yapılmıştır.

2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ARAŞTIRMASI

2.1. Yapay Zeka

Zekâ, insanların karşılaştıkları olaylar ve durumlar karşısında mantıklı düşünebilme, yorum yapabilme, öğrenebilme ve sorunlara çözüm üretebilme yeteneği olarak tanımlanabilir. Yapay zeka kavramı ise, insanın özgünlüğünde bulunan bu bilişsel yeteneklerin analiz edilerek makineler tarafından benimsenmesi anlamına gelir. Bu bağlamda, insan gibi düşünebilme, yorum yapabilme ve karar verebilme yeteneğine sahip algoritmaların ve bilgisayar yazılımlarının geliştirilmesi üzerinde çalışılmaktadır.

Yapay zeka hakkında genel olarak konuşmak istersek bunu aşağıdaki gibi yapabiliriz:

- Yapay Zeka insan beyinin gerektiği işleri yerine getirebilecek programlar oluşturmayı amaçlamıştır.
- Yapay Zeka üzerine çalışmalar yürüten insanların hedefi, insanlarda gözlemlenen ve "mantıksal davranış" olarak nitelendirilen davranışları sergileyebilen sistemler oluşturmaktır.
- Yapay Zeka çalışmaları, genellikle insanların akıl gerektiren işleri yerine getirebilecek mekanizmaların geliştirilmesi çabalarını kapsar.
- Yapay Zeka, bilgisayarları akıllı hale getirme bilimi olarak kabul edilir ve hem bilgisayarların kullanımını daha verimli olacak şekilde kullanmak hem de zekanın işleyişini çözümlemek isteyenler tarafından uygulanır.

Bu tanımların ışığında, yapay zekanın iki temel ilkeye dayandığı söylenebilir. Bunlar:

- Zekanın doğasını anlayabilmek için insan düşünce süreçlerinin incelenmesi.
- Bu süreçlerin bilgisayarlar, robotlar gibi araçlar aracılığıyla somut hale getirilmesi.

Yapay zekanın tanımını bu yaptığımız açıklamalardan yola çıkarak iki farklı şekilde özetleyebilmekteyiz: yapay zeka, insanların gerçekleştirdiği zekaya benzer davranışların

makineler tarafından da gerçekleştirilmesidir (akıllı davranış) veya yapay zeka, insan beyninin çalışma mantığını gösteren bir teoridir (Pirim, 2006).

2.1.1. Yapay zekanın tarihçesi

Yüzyıllardır insanoğlu cansız varlıkları canlandırmak ve hareketlendirmek için çaba göstermiştir. Son elli yılda yapay zeka alanındaki önemli gelişmeler, binlerce yıl öncesine dayanan veri depolama isteği ile birlikte gerçekleşmiştir.

Eski filozofların insan beyninin düşünme sistemini sembolik bir çerçeve olarak belirlemeye çalışmalara, modern yapay zekânın kökenlerini göstermektedir. 1956 yılına kadar yapay zekâ alanı resmi olarak kabul edilmedi. "Yapay zekâ" terimi ilk olarak 1956'da Hannover, New Hampshire, Dartmouth College'da bir konferansta tartışılmıştır (Öztürk & Şahin, 2018).

Yapay zekânın varlığı, oldukça zorlu bir süreçle oluşturulmuştur. "Yapay Zeka Kışı" olarak da isimlendirilen bir dönem 1974-1980 yıllarında yaşanmış ve bu dönemde yapay zekadaki geliştirmeleri eleştiren çok sayıda yazı yayınlanmıştır. Bahsedilen yazıların yayınlanmasının ardından, devletler yapay zekâya olan ilgi ve desteğini önemli ölçüde azaltmıştır. 1980'lerde ise İngiliz hükümeti, Japonlarla rekabet edebilme amacıyla yapay zeka alanını yeniden fonlama kararı almıştır (Öztürk & Şahin, 2018).

Ayrıca, "yapay zekâ" kavramının tarihsel gelişimini kronolojik olarak inceleyebilmekteyiz:

Tarih Öncesi Dönem: Yapay zekâya yönelik ilk adımlar, binlerce yıl öncesine, eski mitolojik Yunan tanrılarından Daedelus tarafından "yapay insanı" yaratma girişimiyle atılmış olabilir. Robotlarla ilgili çok sayıda araştırma da tarih öncesinden son yüzyıla kadar uzanmaktadır. Örneğin, 1769 yılında Baron Von Kempelen tarafından tasarlanan bir otomat, Osmanlı sarayı için satranç oynayan bir adam tasvir etmek üzere tasarlanmış ve Viyana ve Moskova'daki fuarlarda sergilenmiştir (Öztürk & Şahin, 2018).

Karanlık Dönem (1965-1970): Yapay zekanın işlem yükünün karmaşıklığıyla ve zamanının donanımlarının yetersiz kalması nedeni ile bu dönemde kaydedilen gelişmeler oldukça azdır. Bilgisayar uzmanları, verileri basitçe yükleyerek akıllı bilgisayarlar oluşturabileceklerini ummuşlardır. Bu durum, yapay zeka alanında bir bekleme döneminin başlamasına neden olmuştur.

Rönesans Dönemi (1970-1975): Yüksek hızla büyüyen ilerlemelerin yolunu açan bir dönem olarak nitelendirilebilir. Yapay zekâ araştırmacıları, hastalıkların belirlenmesi gibi sistemler üzerinde çalışarak şuanın teknolojik gelişmelerine temel oluşturmuşlardır.

Ortak Dönem (1975-1980): Yapay zeka üzerine çalışan insanlar, psikoloji, sosyoloji ve doğal diller gibi diğer alanlardan da yararlanmaya başladılar.

Girişimcilik Dönemi (1980-?): Bu dönemde laboratuvar ortamının dışına çıkarılarak, dışarıdaki dünyanın gereksinimlerine yönelik ve karmaşıklığı yüksek uygulamalar içeren bir alan olarak düşünülmeye başlanmıştır. Bu dönem halen devam etmektedir (Öztürk & Şahin, 2018).

1943: McCulloch ve Pitts tarafından beynin ikili devre modellemesi ortaya atılmıştır.
1950: Turing, "Bilgi İşleyen Makineler ve Zeka" adlı makalesini yayınlamıştır.
1956: Dartmouth Görüşmesi gerçekleştirilmiş ve "yapay zeka" terimi ilk kez kullanılmıştır.
1952-1969:

- Satranç oyunu üzerine ilk yapay zeka yazılımı IBM tarafından geliştirilmiştir.
- Uluslararası olarak ilk defa yapay zeka üzerine bir konferans düzenlenmiştir.

1950'ler: İlk yapay zeka olarak tanımlanabilecek programlar geliştirilmiştir:

- Samuel'in öğrenen programı
- Newell ve Simon'ın mantık teorisi
- Gelernter'ın geometri motoru

1965: Robinson tarafından mantıksal düşünmeye oldukça yakın bir algoritma geliştirilmiştir.
1966-1973:

- Yapay zeka, yılının donanımları nedeniyle hesaplama karmaşıklığıyla karşılaşmıştır.
- Sinir ağları araştırmaları neredeyse durmuştur.

1969-1979: Bilgiye dayalı sistemlerin ilk gelişme adımları atılmıştır.
1980: Endüstrideki yerini büyütmüştür.
1986: Yapay zekanın alt dalı olan yapay sinir ağları tekrardan popülerlik kazanmıştır.
1987: Bilim olarak kabul edilmiştir.
1995: Zeki ajanlar ortaya çıkmıştır.
1997: Kasparov satraçta Deep Blue isimli programa yenilmiştir.
1998: İnternetin yaygınlaşması ile yapay zeka tabanlı birçok program geniş kitlelere ulaşmıştır.
2000-2005: Robot oyuncaklar piyasaya sürülmüştür (Harun Pirim, 2006).
2022: OpenAI, ChatGPT isimli yapay zeka modelini piyasaya sürmüştür.
Günümüzde ise gelişen yapay zeka modelleri ile bir çok iş (görüntü ve video sentezleme, içerik oluşturma, görüntü tanıma vb.) yapay zeka sayesinde kolaylaşmıştır.

2.1.2. Yapay zeka teknolojileri

Yapay zeka 1950 ve 60'lı yıllarda, satranç gibi zeka oyunları, teorem ispatlama, basit düzeydeki bazı sorulara cevaplama ve görsel sınıflandırma gibi konularla ilgilenmekteydi. Bugün ise yapay zeka programları, insanın bilişsel yeteneklerine benzer özellikler gösterebilmekte ve hatta birçok alanda insan performansını geride bırakabilmektedir (Nilsson, 2009).

Yapay zeka teknolojileri, son yıllarda modelleme, problem çözme, otomatik teorem ispatı, doğal dil işleme, örüntü tanımlama ve endüstriyel prosesler gibi alanlarda kayda değer bir ilerleme kaydetmiştir. Bu gelişmeler, yapay zekanın insan bilişsel yeteneklerini taklit etmesine ve hatta bazı alanlarda insanlardan daha iyi performans göstermesine olanak sağlamıştır (Nabiyev, 2005).

Günümüzde, yapay zeka çalışmalarının ürünlerini günlük hayatta görebilmekteyiz. Yapay zekanın kullanım alanlarına dair genel örnekler arasında, ev aletlerinde,

araçlardaki gelişmiş sürücü destek sistemlerinde, harita üzerinden yol bulma uygulamalarında, e-ticaret sitelerinde kullanıcıya özel ürün önerileri sunan bölümlerde ve insanların yapay bir ortamda sanal karakterlerle etkileşime girebildiği bilgisayar oyunları bulunmaktadır. (Nilsson, 2009).

Yapay zekaya yönelik çalışmalardan bir çok yeni yapay zeka teknolojisi doğmuştur ve yaşantımızın her alanında bu teknolojileri sıkça görmekteyiz.

Genetik algoritmalar, bulanık mantık ve insanlardaki biyolojik sinir hücrelerinin çalışma prensibine dayanan yapay sinir ağları, yapay zekanın dördüncü evresini oluşturan yapay zeka teknolojileri içerisinde uzman sistemlerin bir parçası olarak kabul edilmektedir (Özen vd., 2017).

Makine öğrenmesi, yaygın olarak kullanılan yapay zeka yöntemlerinden biridir. Aşağıda, yapay zekanın genel olarak kabul gören alt dalları ve bölümleri gösterilmektedir. Bu ana başlıklar birçok alt başlıktan oluşur:

- Uzman sistemler
- Yapay sinir ağları
- Makine öğrenmesi
- Derin öğrenme
- Bulanık mantık
- Örüntü tanıma
- Görü
- Doğal dil işleme

2.1.3. Uzman sistemler

Uzman sistemler, bir uzmanın uzmanlık bilgilerini bilgisayarda uygulamasını sağlayan programlardır. Uzman sistemlerdeki çıkarım mekanizması ve "bilgi tabanı", uzman sistemlerini diğer karar destek sistemlerinden ayıran en önemli mimari özelliklerdir. Ayrıca ileri zincirleme ve geri zincirleme olarak bilinen yöntemlerle ilgili soruları yanıtlayabilirler. Yapay zeka programlama dilleri olan LISP ve PROLOG, birçok uzman

sistemin temelini oluşturmuştur. Yapay zeka dilleri, geleneksel programlama dillerindeki algoritmaların ve veri yapılarının aksine tanımlayıcı ve sembolik kurallar, ilişkilerden oluşan bilgi tabanları ve çıkarım mekanizmaları kullanır. Geleneksel programlama dillerinden farklı olarak, yapay zeka dilleri kesin olmayan verilerle çalışabilir ve kesin olmayan sonuçlar üretebilir. Günümüzde Amerika Birleşik Devletleri'nde, Pascal, C ve C++ gibi geleneksel dillerde programlama yapılabilmektedir. Bu süreçte en az bir bilgi mühendisi ve uzmanın işbirliği gereklidir. Sistem üzerinde çalışırken, hem hipotezleri test edip açıklayabilmeli hem de yeni öneriler sunabilmelidir (Uğur Bilge, 2007).

2.1.4. Bulanık mantık

Bulanık mantık, matematiksel modellemenin zor, doğrusal olmayan ve karmaşık durumlar için kullanılmaktadır. Bu yaklaşım, keskin çizgileri olmayan, belirsiz bilgilerle çalışır ve az, fazla, uzun, kısa, çok uzun, çok kısa gibi net olmayan değerlere dayalı işlemleri gerçekleştirir.

Bulanık mantık, Lotfi A. Zadeh (Zadeh, 1988) tarafından yayınlanan bir makalede ortaya konmuştur. Zadeh 1988 yılında, bulanık mantığın tipik özelliklerini aşağıdaki gibi tanımlamıştır:

- Bulanık mantıkta kesin değerler olmadığı için yaklaşık olarak düşünme kullanılmaktadır.
- Bulanık mantıkta bilgi dilsel ifadeler (Uzun, orta, kısa, az, çok, yaşlı, genç vb.) şeklindedir.
- Bulanık mantıkta bütün işlemler 0 ile 1 arasında belirlenmektedir.
- Bulanık çıkarım işlemi, dilsel ifadeler arasındaki belirlenmiş kurallara göre gerçekleştirilir.
- Mantıksal olarak kabul edilebilen tüm sistemler bulanık mantık çerçevesinde ifade edilebilmektedir.
- Bulanık mantık, problemdeki matematik dili ile modellemenin çok karmaşık olduğu sistemler için oldukça uygun bir çözüm olarak tanımlanmıştır.

Günümüzde, elektronik kontrol sistemleri, otomotiv endüstrisi fren sistemleri, proses planlama ve elektronik ev aletleri gibi birçok alanda bulanık mantık kullanılmaktadır. Bu işlem ve sistemler, bulanık mantık kullanılarak zaman ve enerji kazanılmıştır (Tiryaki & Kazan, 2007).

2.1.5. Doğal dil işleme

Dil, dil sözdizimi açısından sonlu bir sembol sözlüğü veya sonlu bir alfabe seti kullanılarak oluşturulan sonlu uzunluklu cümleler kümesi olarak tanımlanabilir. Alfabe seti sonlu olduğundan, bir dildeki cümlelerin kümesi de sonludur. Örneğin, bir alfabe seti iki sembolden oluşuyorsa ve bir cümlenin uzunluğu on sembol ile sınırlıysa, maksimum 1024 cümle oluşturulabilir. Ancak, teorik çalışmalarımızın çoğunda dilin sonsuz olduğuna inanılır ve bu nedenle bazı cümlelerin uzunluklarının da sonsuz olabileceği varsayılır. Dilleri incelerken genellikle bu dillerin sınırsız, yani sonsuz olduğu düşünülür. Ancak, belirli diller için çalışmalarımızı sonlu bir kümeyle sınırlandırırız. Dilleri işlemek için kullanılan makineler, sonlu sayıda makine, bellek ve işlem gücüne sahiptir (Chowdhary, 2020).

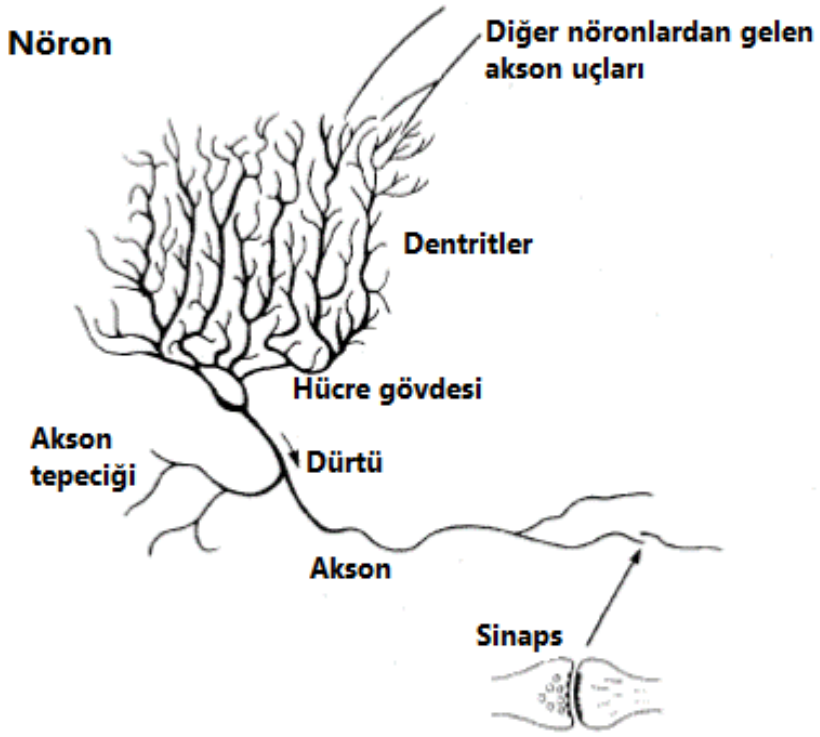
Sonsuz bir dil kümesiyle (örneğin L) ilgilendiğimizde, dilbilgisi oluşturma olarak bilinen sonlu araçları kullanarak L'nin yapısı incelenebilir. Dil teorisi bu bağlamda, belirli bir dilin gramerlerinin bir fonksiyon sınıfına dahil edilmesi olarak anlaşılabilir. Doğal dil işleme (NLP), insan dillerinin otomatik olarak analizi ve temsili için bir dizi hesaplamalı teknikten oluşur. Ancak, metinlerin insanlar tarafından anlaşıldığı şekilde otomatik olarak analiz edilmesi, doğal dilin makineler tarafından çok daha derinlemesine anlaşılmasını gerektirir ve bu şu anda imkansız görünmektedir. Çevrimiçi bilgi alma, toplama ve soru cevaplama gibi birçok doğal dil işleme (NLP) örneği vardır. Bu örnekler, NLP'nin yanı sıra, esas olarak web sayfalarının metinsel temsiline dayanan algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilir. Bu tür algoritmalar, metinlerin alınması, parçalara ayrılması, yazım denetimi ve kelime düzeyinde analizde başarılı olsa da, cümle ve paragraf analizinde yetersiz kalabilir. Bu nedenle, cümlelerin yorumlanması ve anlamlı bilgilerin çıkarılması açısından eksik kalmaktadırlar (Chowdhary, 2020).

Ancak günümüzde, çeşitli firmaların ticari olarak piyasaya sunduğu birçok ürün (OpenAI ChatGPT, Microsoft Copilot, Amazon Olympus vb.) ve son yıllarda bu alanda yapılan çalışmalar, bu engelleri aşarak NLP modellerini yüksek seviyelere taşımayı başarmıştır.

2.1.6. Yapay sinir ağları

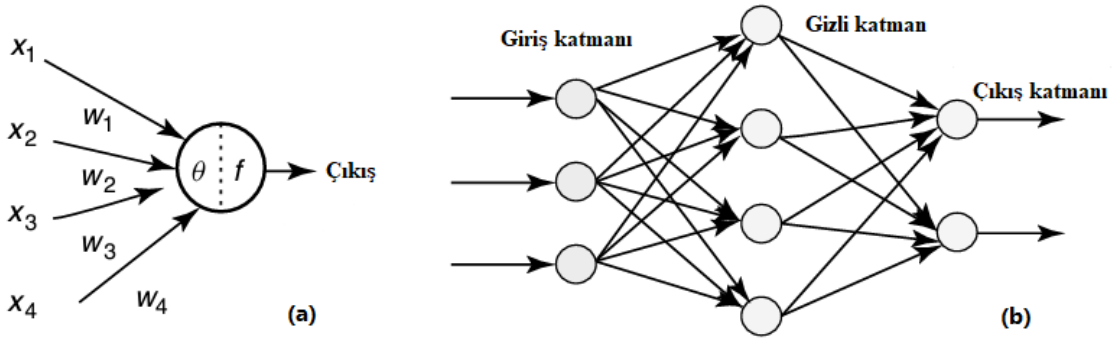
İnsan beyni, bilişsel, algısal ve kontrol görevlerini yürütme yeteneğiyle dikkat çeken oldukça büyük sinir ağlarına sahip bir organdır. Beyin, hem hesaplama gerektiren algısal eylemleri (örneğin yüzleri tanımak ve konuşmak) hem de kontrol gerektiren algısal eylemleri (örneğin vücut hareketlerini ve vücut fonksiyonlarını gerçekleştirmek) yerine getirebilir. Beynin en büyük avantajları, kesin olmayan bilgi işleme yeteneği ve devasa paralel işlem kapasitesidir. İnsan beyninde birbirine bağlı on milyardan fazla nöron bulunur. Nöronlar, bilgiyi alıp işledikten sonra da iletmek için biyokimyasal reaksiyonlar gerçekleştiren hücreler olarak tanımlanmaktadır (Abraham, 2005).

Hücre çekirdeğinin bulunduğu soma veya hücre gövdesine, üçlü sinir lifi ağları olan dendritler bağlanır. Akson, hücre gövdesinden uzanan tek bir uzun lif olup, sonunda iplikçiklere ve alt iplikçiklere dallanır. Akson, diğer nöronlarla sinaptik terminaller veya sinapslar aracılığıyla bağlantı kurmaktadır. Bir nörondan diğerine sinyal iletimi, sinaps noktasında gönderici uçtan belirli kimyasal maddelerin salınmasını içeren karmaşık bir kimyasal süreçtir. Bu süreç, alıcı hücrenin gövdesindeki elektrik potansiyelinin değişmesine neden olur. Eğer bu potansiyel belirli bir eşiğe ulaşırsa, hücre ateşlenir ve akson boyunca bir sinir darbesi gönderilir (Abraham, 2005).



Şekil 2.1. Nöron hücresi (Zurada, 1992)

Biyolojik sinir sistemlerinin matematiksel modellerinin genelleştirilmesi, Yapay Sinir Ağları (YSA) olarak adlandırılır. McCaulloch ve Pitts'in (McCulloch & Pitts, 1943) basitleştirilmiş nöronları tanıtmasından sonra, sinir ağlarına yönelik ilk ilgi dalgası, bağlantılı modeller veya paralel dağıtılmış işleme olarak bilinir. Yapay nöronlar veya sadece nöronlar ya da düğümler, sinir ağlarının işlevlerini yürüten ana bileşenlerdir. Bu nöronların girişteki sinyallerin bir ileriki nörona etkisini değiştiren ağırlıklar, sinapsların etkisine karşılık gelen doğrusal olmayan karakteristik bir transfer fonksiyonudur. Transfer fonksiyonu, girişteki sinyallerin ağırlıklı toplamını kullanarak nöron dürtüsünü hesaplamaktadır. Yapay bir nöron, belirli bir öğrenme algoritmasına göre ağırlıkların ayarlanmasıyla öğrenme yeteneği kazanabilmektedir (Abraham, 2005).



Şekil 2.2. (a)Yapay nöron , (b) Çok katmanlı yapay sinir ağı (Abraham, 2005)

Şekil 2.2'de bir yapay nöron ve çok katmanlı sinir ağının nasıl modellendiği gösterilmektedir. Şekil 2.2 incelendiğinde, $x_1 \dots x_n$ girişlerinden gelen sinyallerin, bir nöronun çıkış sinyalleri (Ç) oklarla gösterildiği tek taraflı olduğu kabul edilmektedir. Nöronun çıkışta ürettiği sinyal (Ç), aşağıdaki denklemle ifade edilir:

$$Ç = f(a\check{g}) = f\left(\sum_{j=1}^{n} w_j x_j\right) \tag{2.1}$$

Burada w_j ağırlıkları barındıran vektör ve $f(a\check{g})$ fonksiyonu aktivasyon fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır. Bir değişken olan ağın değeri, ağırlık vektörlerinin ve ağa giren vektörlerin skaler çarpımı olarak tanımlanmaktadır:

$$a\check{g} = w^T x = w_1 x_1 + \cdots + w_n x_n \tag{2.2}$$

Burada T ile belirtilen matrisin transpozu anlamına gelmektedir ve en basit durumda Ç değeri şu şekilde hesaplanır:

$$Ç = f(a\check{g}) = \begin{cases} 1, & w^T x \geq \theta \\ 0, & diğer \end{cases} \tag{2.3}$$

Yukarıdaki Denklem 2.3'de θ olarak belirtilen değer, eşik seviyesi olarak adlandırılmaktadır ve bu şekildeki düğümlere doğrusal eşik birimi denilmektedir

2.1.7. Makine öğrenmesi

Bilgisayar bilimlerinde algoritmalar, belirli bir girdiyi bir çıktıya dönüştürmek için kullanılan işlemler dizisidir ve bu algoritmalar, verimlilik açısından optimize edilerek en az talimat veya bellek gerektiren biçimde geliştirilir. Örneğin, bir sıralama algoritması veriyi belirli bir düzene sokmak için kullanılırken, müşteri davranışını tahmin etmek veya spam e-postaları yasal olanlardan ayırmak gibi görevler için hala etkili algoritmalar bulunmamaktadır. Bu tür karmaşık görevler, genellikle büyük veri setleri ve makine öğrenimi yöntemlerinin yardımıyla çözülür. Makine öğrenimi, bilgisayarları örnek verilerden anlamlı ilişkiler ve örüntüler çıkarmayı öğretir. Bu bağlamda, veri madenciliği, büyük veri tabanlarına makine öğrenimi tekniklerini uygulayarak değerli bilgileri çıkarmak için kullanılır ve çeşitli sektörlerde, özellikle perakende ve finans gibi alanlarda geniş uygulama alanlarına sahiptir (Alpaydin, 2010).

Makine öğrenimi aynı zamanda yapay zekanın önemli bir bileşenidir ve değişen ortamlarda zeki sistemlerin adaptasyonunu sağlar. Bu teknoloji, konuşma tanıma, görme ve robotik gibi birçok alanda uygulama bulur. Örneğin, yüz tanıma sistemleri, insanların yüzlerini belirli kalıplar ve yapısal özellikler üzerinden tanır. Geçmiş deneyimlerden ve verilerden öğrenerek performanslarını optimize eden bu sistemler, analitik modellerin oluşturulmasında önemli rol oynar (Alpaydin, 2010).

Son yıllarda, makine öğrenimi alanında güçlü ön işleme teknikleri ve karmaşık öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Özellikle, yapay sinir ağlarının derin öğrenme (DL) olarak bilinen daha ileri düzeyde öğrenme yetenekleri kazanması, insanüstü performans gösteren sistemlerin ortaya çıkmasını sağlamıştır (Janiesch vd., 2021). Ancak bu teknolojilerin başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için çeşitli zorlukların üstesinden gelinmesi gerekmektedir. Bu zorluklar arasında veri yanlılığı, kara kutu özelliklerinin azaltılması ve uygun model seçimi gibi konular yer alır (Janiesch vd., 2021). Makine öğrenimi, iş ve özel hayatımızın her alanında etkisini artırmakta ve elektronik piyasalardaki etkileşimleri şekillendirerek, daha verimli ve akıllı sistemlerin geliştirilmesine olanak tanımaktadır (Janiesch vd., 2021). Bu gelişmeler, insanların bilgilerini makineler tarafından erişilebilir

bir şekilde dönüştürme ve biçimlendirme yükünden kurtararak, daha verimli bir şekilde akıllı sistemlerin geliştirilmesine olanak tanır (Janiesch vd., 2021).

2.2. Makine Öğrenmesi Uygulamaları

Makine öğrenmesi literatüründe birçok kaynağa ulaşmak mümkündür. Birçok araştırmacı ve uzman, çalışmalarını açık kaynak olarak paylaşmakta, topladıkları verileri, yazdıkları kodları ve oluşturdukları modelleri kamuya sunmaktadır. Bu paylaşım kültürü sayesinde makine öğrenmesi alanı hızlı bir ilerleme kaydetmiş ve uygulama alanları giderek artmıştır. Bu çalışmalar, makine öğrenmesi teknolojilerinin geliştirilmesi ve yaygınlaştırılmasında önemli bir rol oynamaktadır. Açık kaynaklı projeler ve paylaşılan veriler, hem akademik hem de endüstriyel araştırmaların temelini oluşturmakta, yeni inovasyonların önünü açmaktadır. Bu durum, makine öğrenmesi alanında işbirliğini ve bilgi paylaşımını teşvik ederek, teknolojinin daha geniş kitlelere ulaşmasını ve daha hızlı ilerlemesini sağlamaktadır.

Aşağıda makine öğrenmesi ile yapılan uygulamalardan bazıları listelenmiştir:

- Çeşitli uygulama alanları olarak, bilgisayarla görme, tahmin, semantik analiz (anlamsal analiz), doğal dil işleme ve bilgi erişimi bulunmaktadır.
- Bilgisayarla Görme: Bilgisayarla görme, nesne tanıma, nesne algılama ve nesne işleme gibi alt alanları içeren bir alan olarak tanımlanabilir.
- Tahmin: Bu kavram, çeşitli alt alanlarda sınıflandırma, analiz ve öngörü süreçlerini kapsar. Örneğin, metin sınıflandırma, belge sınıflandırma, görüntü analizi, tıbbi teşhis, ağa izinsiz giriş tespiti ve hizmet reddi saldırılarının tahmini gibi alanlarda makine öğrenimi yöntemleri başarıyla kullanılmaktadır.
- Anlamsal Analiz ve Doğal Dil İşleme ve Bilgi Erişimi: Anlamsal analiz, paragraflar, cümleler ve sözcükler düzeyinde yapıların bütünsel olarak bağlantılandırılması sürecini ifade eder. Bu, yazı düzeyinde anlam çıkarma ve anlamın yapısal olarak analiz edilmesi işlemini içermektedir.
- Doğal dil işleme, bilgisayarların insanların kullandığı doğal dil verilerini anlaması ve işlemesi için geliştirilen bir alanıdır. Metinlerin, konuşmaların ve diğer dil

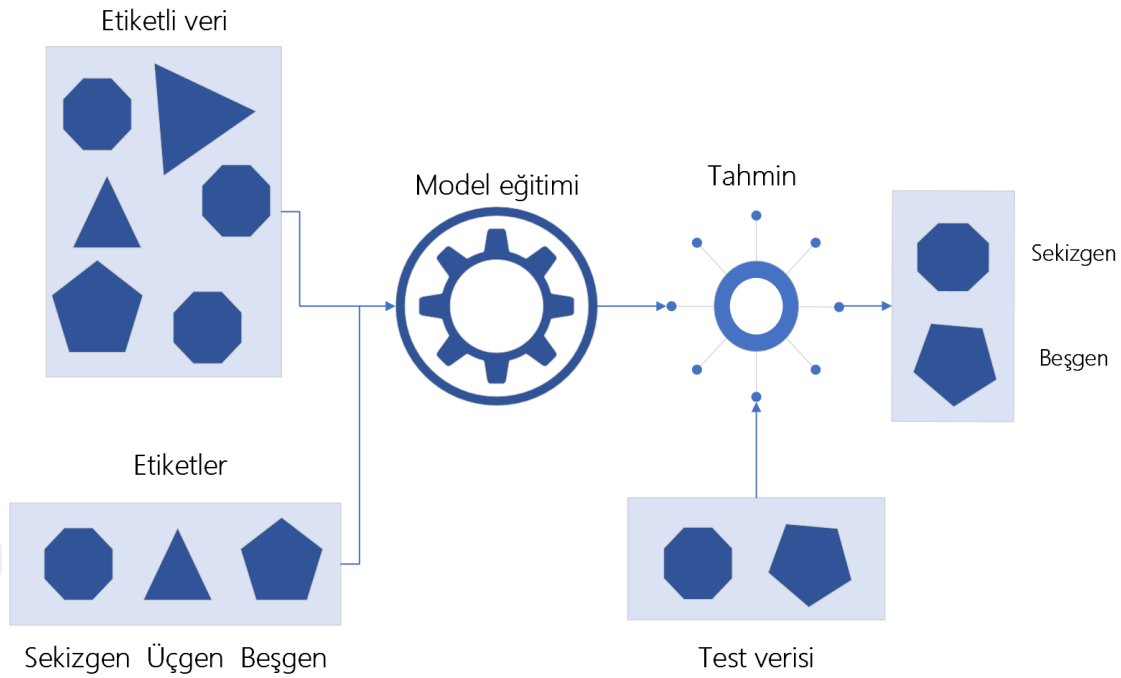
içeriklerinin otomatik olarak analiz edilmesi ve yorumlanması doğal dil işleme alanının temel konuları arasındadır.

- Bilgi erişimi ise, belgeler arasında bilgi arama, belgelerdeki içeriklerin ve meta verilerin analiz edilmesi ve ses veya görüntü veri tabanlarının sorgulanması işlemlerini kapsayan bir bilim dalıdır.

Bunlar geçmişte makine öğrenimi tekniklerinin araştırıldığı alanlardır (Shinde & Shah, 2018).

2.3. Denetimli Öğrenme

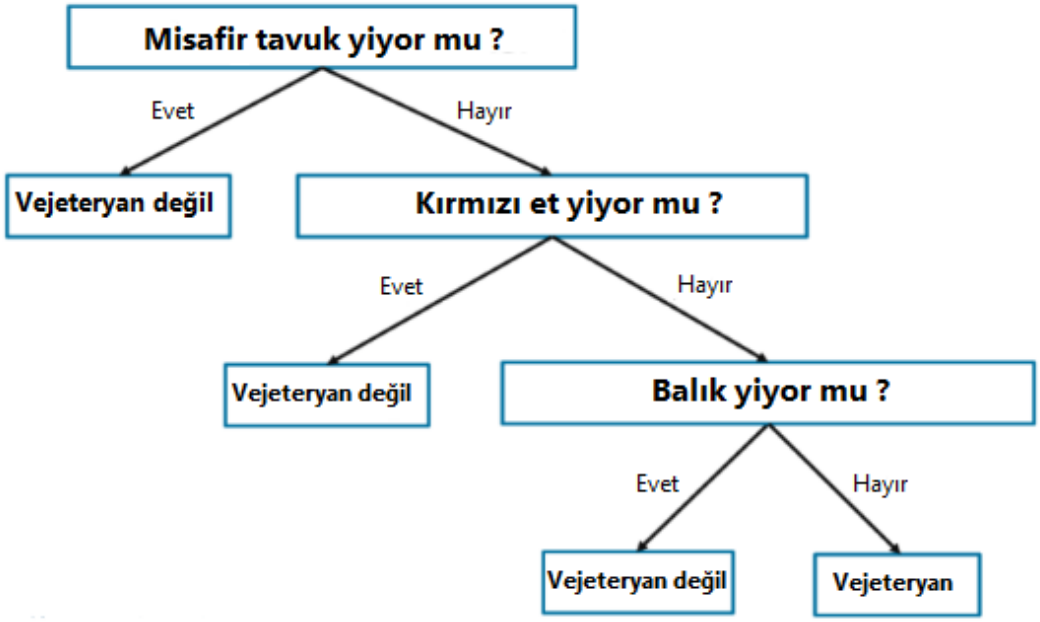
Denetimli öğrenme teknikleri, multimedya içeriğinin işlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu alanda yapılan araştırmalar, etiketli eğitim verilerinin kullanılabilirliği üzerine odaklanmaktadır, çünkü denetimli öğrenme bu etiketlerle tanımlanır. Genellikle sınıflandırma problemlerinde kullanılan bu etiketler, veri örneklerinin hangi sınıfa ait olduğunu belirtir. Denetimli öğrenme algoritmaları, bu etiketli eğitim verilerini kullanarak modeller oluşturur ve bu modelleri kullanarak yeni, etiketlenmemiş verilerin sınıflandırılmasını sağlar. Örneğin, en yakın komşu (Nearest Neighbour) ve destek vektör makineleri Support Vector Machine) gibi teknikler, multimedya verileri için geniş bir benzerlik değerlendirme yelpazesi sunar ve bu nedenle bu alanda popülerdir. Bu teknikler, özellikle multimedya içeriğinin karmaşıklığı ve çeşitliliği göz önüne alındığında etkin sonuçlar sağlar. Denetimli öğrenmenin temel amacı, girdi değişkenleri ile çıktı değişkeni arasındaki ilişkiyi öğrenmek ve bu ilişkiyi kullanarak görünmeyen verilerin çıktılarını doğru bir şekilde tahmin etmektir. Bu nedenle, multimedya verilerinin analizinde denetimli öğrenme metodolojisinin merkezi bir rol oynamaktadır ve bu alandaki araştırmalar ve uygulamalar önemli bir ilgi odağıdır (Cord & Cunningham, 2008).



Şekil 2.3. Denetimli öğrenme

2.3.1. Karar ağaçları

Karar ağacı, bir sınıflandırma veya regresyon problemi için kullanılan bir modeldir. Bu model, seçimleri ve sonuçlarını ağaç yapısı şeklinde görselleştirir. Grafikteki her düğüm bir olayı veya seçimi temsil ederken, kenarlar karar kurallarını veya koşullarını göstermektedir. Her bir ağaç düğümü, sınıflandırma yapılacak bir veri grubundaki özellikleri ifade eder ve her bir dal, o düğümdeki özelliğin alabileceği bir değeri gösterir (Mahesh, 2018).



Şekil 2.4. Karar ağacı (Batta Mahesh, 2018)

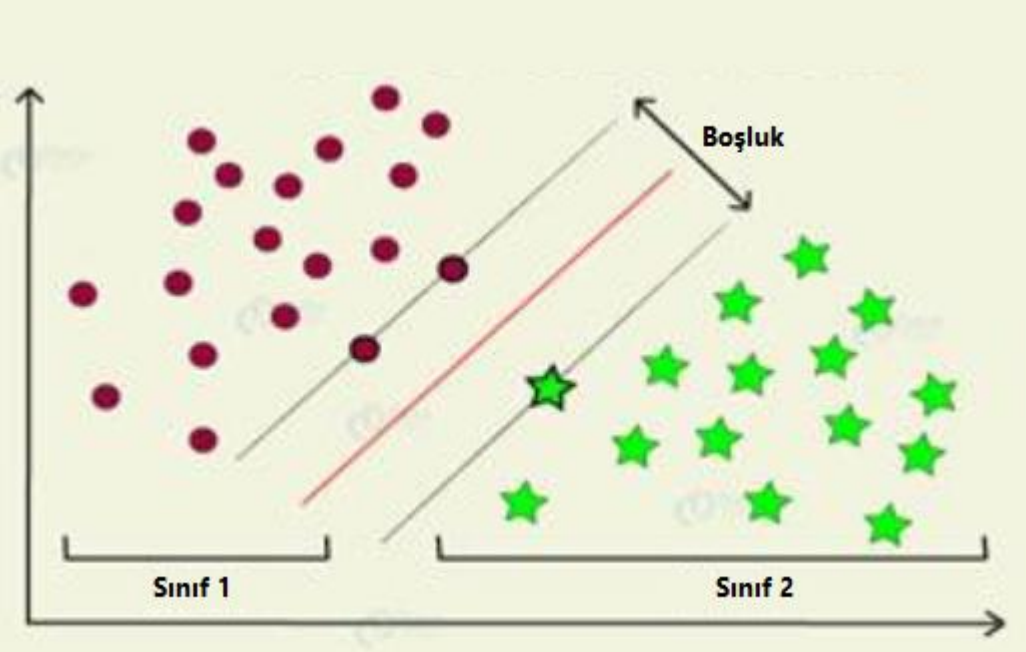
2.3.2. Naive bayes

Naive Bayes sınıflandırıcısı, bağımsızlık varsayımıyla Bayes Teoremi'ne dayanan bir tahmin yöntemidir. Bu yöntem, bir sınıfta belirli bir özelliğin varlığının, diğer özelliklerin varlığıyla ilişkili olmadığını varsayar. Özellikle metin sınıflandırma alanında yaygın olarak kullanılır. Naive Bayes, kümeleme için kullanılmaz; bunun yerine sınıflandırma amacıyla koşullu olasılıklara dayanır. Bu yöntem, bir belgenin veya metnin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için kullanılırken, her bir sınıf için belirli özelliklerin belirtilen metinde ne sıklıkta görüldüğünü değerlendirir (Mahesh, 2018).

2.3.3. Destek vektör makinesi

Destek Vektör Makineleri (SVM), makine öğrenmesinde yaygın olarak kullanılan son teknoloji bir yöntemdir. Bu algoritmalar, regresyon analizi ve sınıflandırma problemleri için kullanılır ve analiz ettikleri verilerle bağlantılı öğrenme algoritmalarını kullanırlar. SVM'ler, doğrusal sınıflandırma yanında doğrusal olmayan sınıflandırmaları da verimli bir şekilde gerçekleştirebilir. Bu doğrusal olmayan sınıflandırmayı başarmak için girdileri yüksek boyutlu özellik uzaylarına eşlerler ve çekirdek numarası denilen teknikle bu

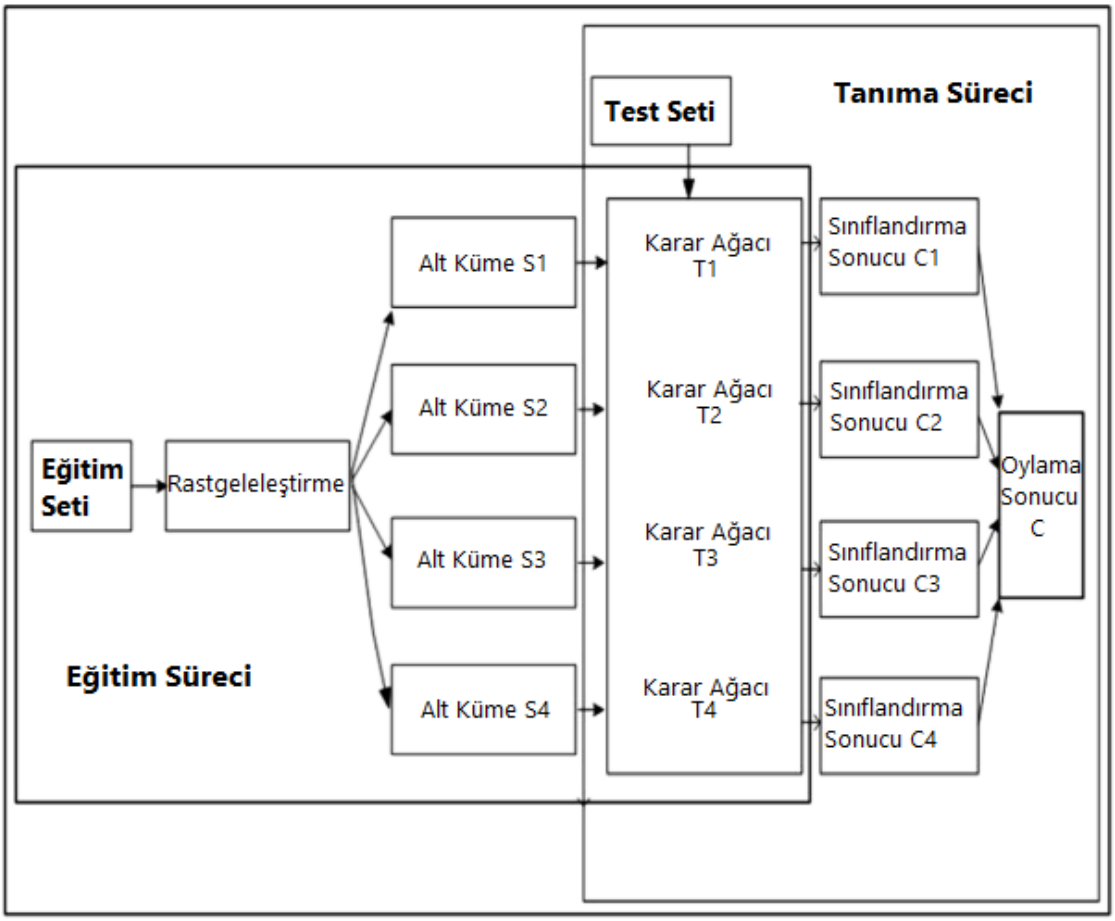
uzayda sınıflar arasındaki sınırları çizerler. SVM'lerin temel amacı, sınıflar arasındaki kenar boşluklarını maksimize ederek, sınıflandırma hatasını minimuma indirmektir (Mahesh, 2018).



Şekil 2.5. Destek vektör makinesi (Batta Mahesh, 2018)

2.3.4. Rastgele orman

Rastgele orman ilk olarak 2001 yılında Kaliforniya Üniversitesi'nden Leo Breiman tarafından önerilmiştir (Breiman, 2001). Bu yöntem, birçok temel sınıflandırıcıdan oluşur, her biri bir karar ağacıdır ve birbirinden tamamen bağımsızdır. Sisteme yeni bir test örneği verildiğinde, bu örneğin sınıf etiketi, tüm karar ağaçlarının bağımsız olarak verdiği sınıflandırmaların oylarıyla belirlenir. Rastgele ormana dayalı sınıflandırma sürecinin tamamı aşağıda gösterilmiştir (Parmar vd., 2019).



Şekil 2.6. Rastgele orman sınıflandırıcısının kavramsal çerçevesi (Parmar vd., 2019)

Rastgele orman sınıflandırıcısını oluşturmanın ana adımları aşağıdaki gibidir:

- Alt Küme Büyüklüğü Belirleme: Her bir alt özellik kümesinin eleman sayısı için "M" adlı bir değer belirlenir.
- Özellik Alt Kümesi Seçme: Belirlenen M değerine göre rastgele bir şekilde özellik kümesinden alt özellik kümesi seçilir. Bu alt küme, diğer seçilen alt küme adımlarından bağımsızdır.
- Karar Ağacı Oluşturma: Her eğitim seti grubu için seçilen özellik alt kümesiyle bir karar ağacı oluşturulur. Her bir sınıflandırıcı, h(X, hk) şeklinde ifade edilir, burada X girişleri temsil eder.
- Tekrar Ederek Ormanı Oluşturma: Yeni bir alt özellik kümesi seçin ve tüm özellik alt kümelerini dolaşana kadar adımları tekrarlanır. Bu işlemle rastgele orman sınıflandırıcısı tamamlanır.

- Test Setiyle Değerlendirme: Test setini kullanarak her bir sınıflandırıcının tahmin sonuçlarını toplayarak örneğin sınıf etiketini belirlenir, genellikle oylama yöntemiyle yapılır.

Bu adımlar, rastgele orman sınıflandırıcısının temel yapısını oluşturur. Bu yöntem, birden fazla karar ağacının kombinasyonuyla genelde daha güçlü ve kararlı bir sınıflandırma sağlar. Rastgele orman çok sayıda karar ağacından oluşmaktadır. Her bir karar ağacının bağımsızlığını garanti etmek, sınıflandırma doğruluğunu geliştirmek ve daha iyi genelleme yeteneği kazanmak için, örnek alt kümesinin ve özellik alt kümesinin seçimi de dahil olmak üzere oluşturma sürecine rastgele işlemler dahil edilmektedir (Parmar vd., 2019).

Rastgele işlemin kullanılması, örnek alt kümelerini seçerken torbalama yöntemini kullanarak orijinal örneklerden eğitim seti çekmeyi içerir. Bu işlem, her hazırlık alt kümesinin bağımsızlığını sağlar. Özellik alt kümelerini seçerken, tüm özellik kümesinden M değişkeninin değerine göre alt kümelerin seçilmesi için yeniden torbalama yöntemi kullanılır. Bu özellik alt kümeleri, veri setlerini eğitmek için kullanılır. Her eğitim sonucunun nihai karara katkısına dayalı olarak tüm özelliklerin önem sıralaması da uygulanabilir. M değişkeninin rastgele ormanın gücü ve korelasyonu üzerinde büyük etkisi vardır. Hem güç hem de korelasyon, M'nin belirli bir aralıkta artmasıyla geliştirilebilir veya tersi de geçerlidir. Breiman, M değişkeni D değerine yakın olduğunda rastgele ormanın en iyi performansa sahip olacağını göstermek için testler yapmıştır (burada D, sayı özelliği değerlerini gösterir) (Breiman, 2001).

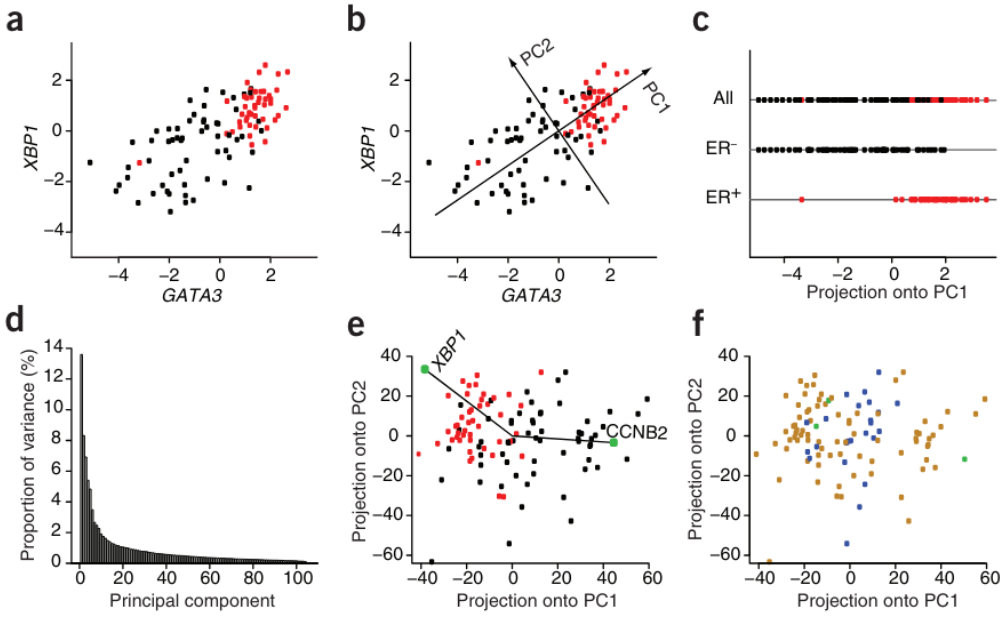
Rastgele ormandaki rastgele işlemler, sınıflandırıcının performansını önemli ölçüde artırmıştır. Her bir karar ağacının inşa süreci çok hızlı olduğundan, rastgele ormanın oluşturulmasında paralelleştirme gerçekleştirilebilir ve bu da sınıflandırma hızını büyük ölçüde arttırmaktadır (Parmar vd., 2019).

2.4. Denetimsiz Öğrenme

Denetimsiz öğrenme algoritmalarına bu ismin verilmesinin nedeni sebebi denetimli öğrenmenin aksine doğru etiketler ve bir yönlendiricinin olmamasından kaynaklanmaktadır. Bu algoritmalar, verilerin içindeki dikkat çekici yapıları bulmak ve ortaya koymak için kullanılır. Denetimsiz öğrenme algoritmaları verilerden çok az özellik öğrenir. Yeni veri eklendiğinde, veriyi sınıflandırmak için daha önce öğrenilen özellikleri kullanır. Esas olarak kümeleme ve özniteliklerin azaltılmasında kullanılmaktadır(Celebi & Aydin, 2016).

2.4.1. Temel bileşen analizi (PCA)

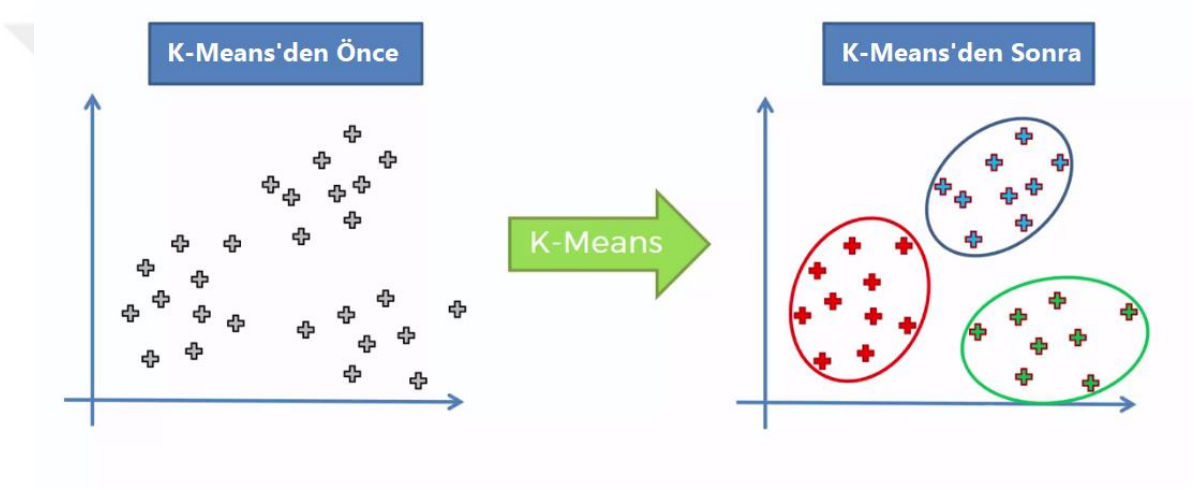
Temel bileşen analizi, birbirine bağımlı değişkenlerden oluşan bir dizi gözlemi, doğrusal olarak ilişkisiz değişkenlerin bir dizi değeri olan temel bileşenlere dönüştürmek için ortogonal bir dönüşüm kullanan bir istatistiksel yöntem olarak bilinmektedir. Bu işlemde, hesaplamaları daha hızlı ve kolay hale getirmek için verilerin boyutu azaltılır. Doğrusal kombinasyonlar aracılığıyla bir dizi değişkenin varyans-kovaryans yapısını açıklamak için kullanılır. Genellikle bir boyut azaltma tekniği olarak kullanılmaktadır (Parmar vd., 2019).



Şekil 2.7. Bir gen ifadesi veri setinin temel bileşen analizi (PCA) (Ringnér, 2008).

2.4.2. K-means kümeleme

K-means, en basit denetimsiz öğrenme algoritmalarından biri olarak bilinen ve iyi bilinen kümeleme problemini çözen bir algoritmadır. Bu prosedür, belirli bir veri kümesini belirli sayıda küme aracılığıyla sınıflandırmak için basit ve kolay bir yaklaşım benimser. Temel fikir, k merkez tanımlamaktır, her biri bir küme için olacak şekilde. Bu merkezlerin yerleştirilmesi dikkatlice yapılmalıdır, çünkü farklı konumlar farklı sonuçlar doğurabilir. Bu nedenle, en iyi seçenek, onları mümkün olduğunca birbirinden uzak bir konumda yerleştirmektir (Parmar vd., 2019).



Şekil 2.8. K-Means kümeleme (Aakash Parmar, 2018)

Sonraki adımda, belirli bir veri kümesindeki her noktanın alınması ve en yakın merkezle ilişkilendirilmesidir. Herhangi bir nokta kalmadığında ilk aşama tamamlanmış olur ve erken gruplandırma gerçekleştirilir. Bu aşamada, bir önceki adımda elde edilen kümelerin ikili merkezi olarak k adet yeni merkezin yeniden hesaplanması gerekmektedir(Parmar vd., 2019).

2.5. Uyku

Beyin öncelikle uykunun kontrol edilmesini sağlamaktadır. Uyku, çevresel uyaranlara karşı hiçbir yanıtın olmadığı ya da çok az yanıtın olduğu geri dönüşümlü bir durum olarak tanımlanmaktadır. Uzun bir süredir, uyku bilinçsizliğin pasif bir şekli olarak düşünülmekteydi. Ancak 20. yüzyılın ikinci yarısından itibaren, insan uykusunun oldukça

karmaşık ve çok sayıda iç ve dış faktörden etkilenen organize bir fizyolojik durum olduğu açıkça görülmüştür. Birkaç uyku sürecinin aktif olduğu ve önemli beyin etkileşimleri içerdiği anlaşılmıştır (Bora & Bican, 2007).

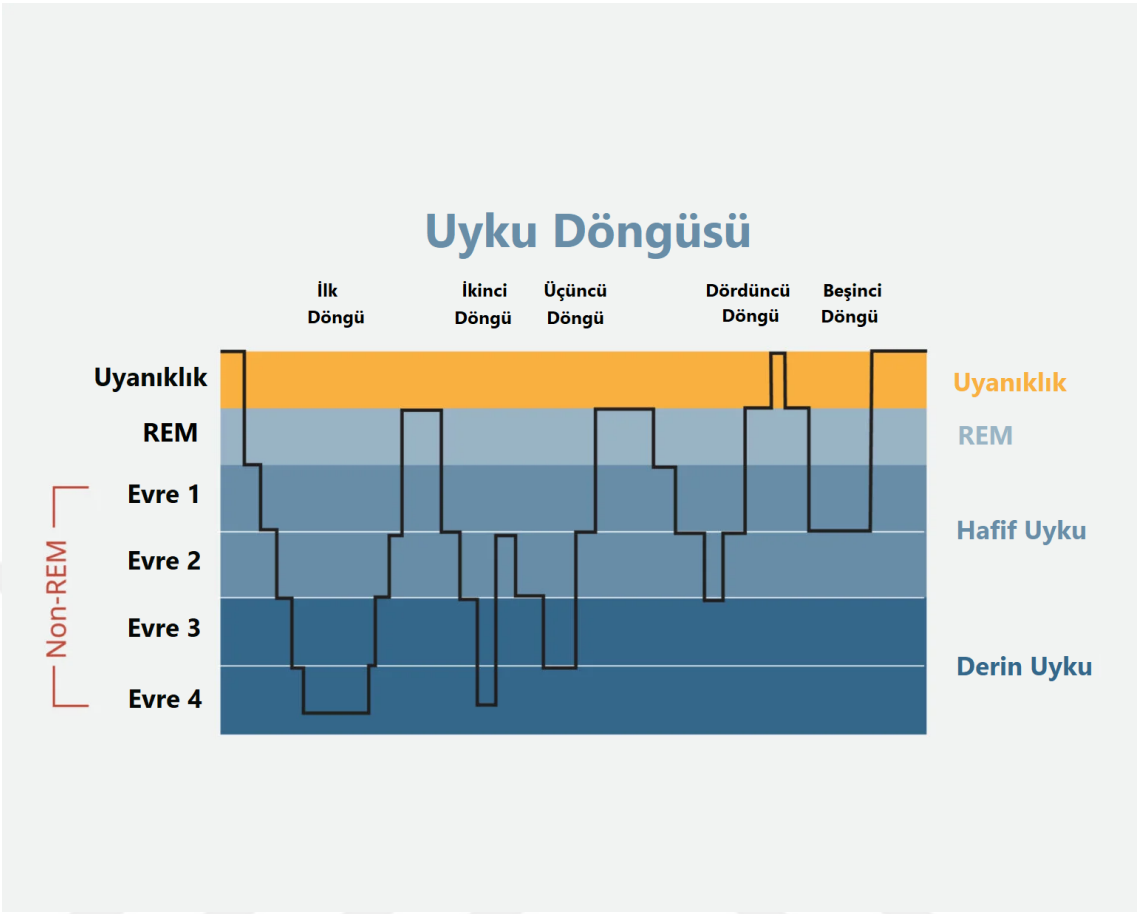
Yaşam kalitesinin önemli ölçüde etkilendiği bilinmektedir. Depresyon gibi hastalıkların, uzun süreli yaşam kalitesini azaltan kronik uyku bozuklukları ile bağlantılı olduğu gözlemlenmiştir (Bora & Bican, 2007).

2.5.1. Uykunun evreleri

Uyku, çok boyutlu ve sürekli olarak aktif bir süreçtir. Normal uykunun iki aşaması bulunmaktadır: Hızlı Göz Hareketlerinin olduğu uyku (REM) ve Hızlı Göz Hareketlerinin olmadığı uyku (NREM). Nörofizyolojik parametrelerden bazıları, elektroensefalogram (EEG), elektro-okulogram (EOG) ve elektromyografi (EMG) olarak bilinmekte olup, bu uyku evrelerinin nasıl gerçekleştiğini göstermektedir (Bora & Bican, 2007).

Yavaş uyku veya sessiz uyku, NREM uyku türlerini ifade etmektedir. Hızlı göz hareketlerinin eşlik ettiği REM uykusu ise, uykunun diğer evresidir. REM uykusu aynı zamanda paradoksal, aktif ve hızlı uyku olarak da bilinmektedir (Bora & Bican, 2007).

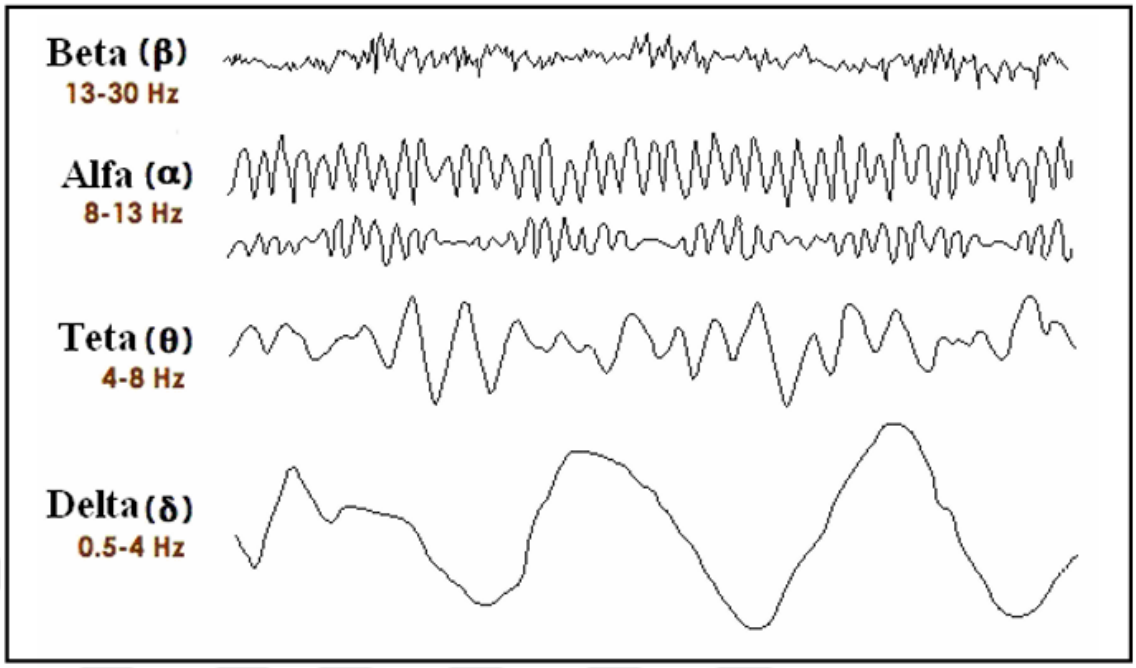
Elektroansefalografik desenler, insanların NREM uyku evrelerinin dört evreye ayrılmasını sağlamaktadır. NREM-I ve NREM-II evreleri bazen hafif uyku olarak adlandırılmaktadır, NREM-III ve NREM-IV evreleri ise yavaş dalga uykusu ya da derin uyku olarak bilinmektedir (Bora & Bican, 2007).



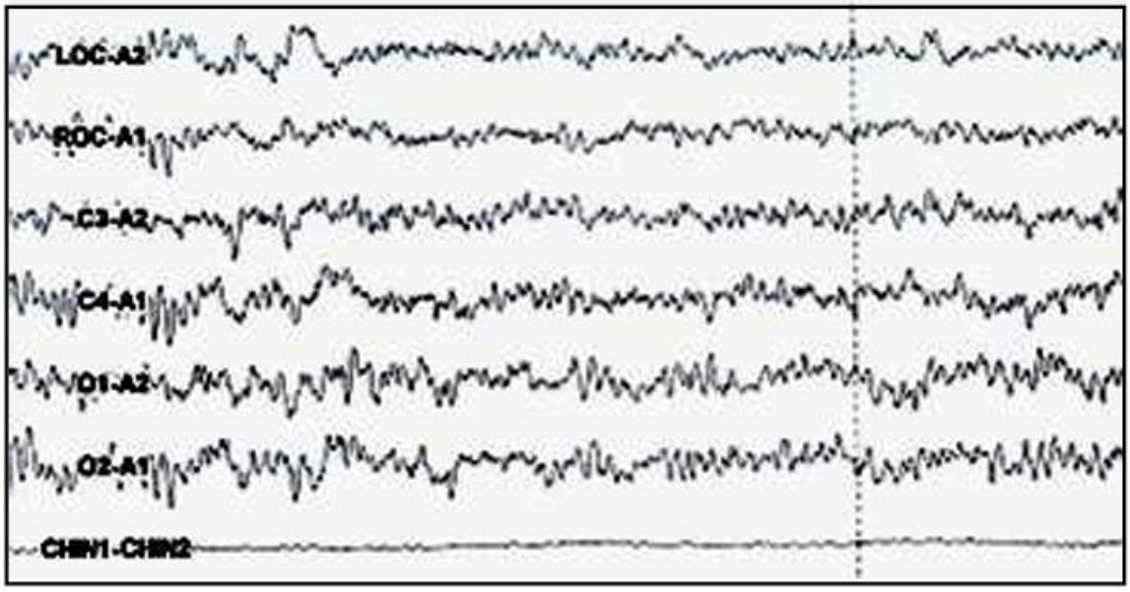
Şekil 2.9. Uyku döngüsü ve evreleri (Simplypsychology, 2024)

2.5.2. Evre 1

Uyku ile uyanıklık arasında bir geçiş aşaması olarak kabul edilmektedir. Bu evre, hafif uyku olarak bilinmektedir. Polisomnogramda, normal uykuda evre 1, 0.5-7 dakika arasında sürmektedir. Bu safhada, gözler yavaş dönme hareketleri sergilemekte, kalp atışları azalmakta ve solunum yavaş ve düzenli bir hal almaktadır. Bu evrede, dış uyaranlara karşı duyarlılık azalmaktadır. Evre 1'de zihinsel işlemler de değişmekte; düşünceler kısa ve rüyalar kısa süreli olmaktadır. Bu noktada, birçok insan kendini uyanık hissetmektedir. Polisomnogramda EEG'de 3-7 Hz frekansında aktivite gözlenmektedir (NREM 1 evresi) (Bora & Bican, 2007).



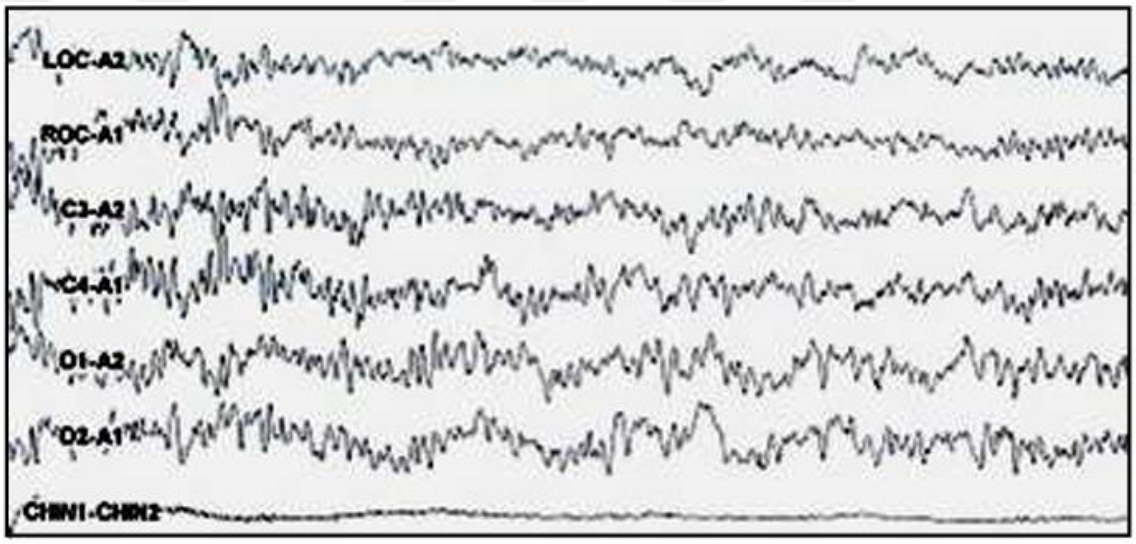
Şekil 2.10. EEG'de görülen sinyallerin frekans bantları (Bora & Bican, 2007)



Şekil 2.11. Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 1 evresi (Bora & Bican, 2007)

2.5.3. Evre 2

Uykunun biraz daha derin aşamasında, düşüncelerin birbirinden ayrılması daha belirgin hale gelmektedir. Genellikle göz hareketleri kaybolmakta, kaslar gevşemekte (düşük tonik elektromanyetik güç) ve çok az vücut hareketi görülmektedir. Teta dalgası, EEG'nin ana unsuru olarak öne çıkmaktadır. EEG'de uyku iğcikleri (0.52 saniye) kullanılmakta ve evre 2 uykusunda K kompleksleri (bifazik yüksek amplitüdlü fronto-santral aktivite) (Şekil 2.12) ve süreli 12-14 Hz sinüzoidal fronto-santral aktivite bulunmaktadır. Evre 2 uykusu, genellikle gece uykusunun yaklaşık %40-50'sini oluşturmaktadır (Bora & Bican, 2007).

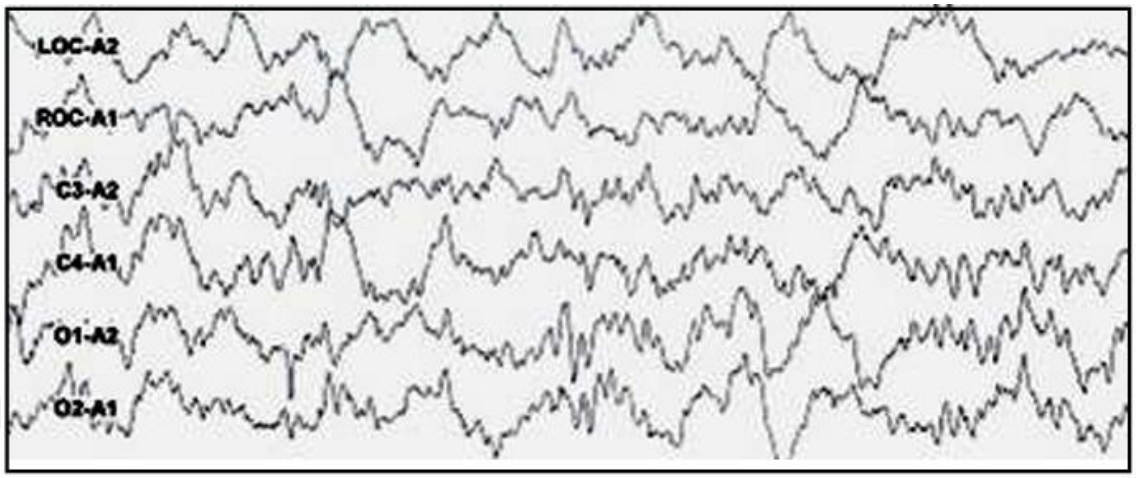


Şekil 2.12. Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 2 evresi (Bora & Bican, 2007)

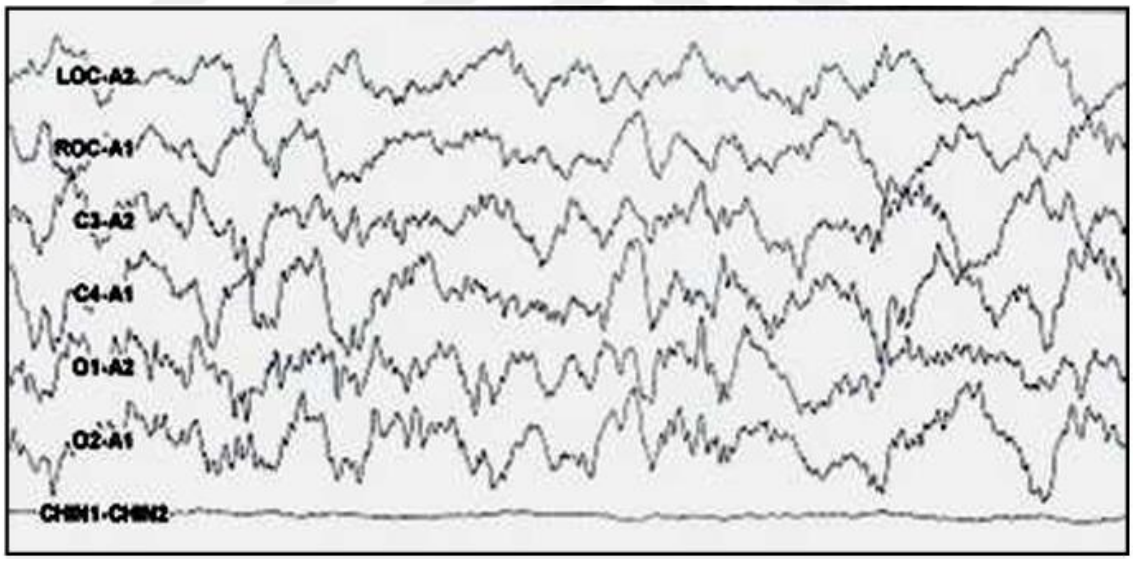
2.5.4. Evre 3 ve 4

Toplulukça derin uykuya delta uyku veya yavaş dalga uykusu denmektedir. Evre 3'de, EEG kaydında delta aktivitesi her 30 saniyede bir epokta %20 ile %50 arasında görülmektedir. Evre 4'te ise, delta aktivitesi EEG trasesinin (iz) %50'sinden fazlasında görülmektedir (Şekil 2.13 NREM 3, Şekil 2.14 NREM 4). Bu en derin uyku evresi olup, uyanmaya yüksek oranda tepki vermektedir. Bu aşamada uyandırılmaya çalışıldığında

genellikle uyuşukluk veya hareketsizlik artmakta (uyandıktan hemen sonra performans azalmakta) ve birey konfüzyon yaşayabilmektedir (Bora & Bican, 2007).



Şekil 2.13. Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 3 evresi (Bora & Bican, 2007)



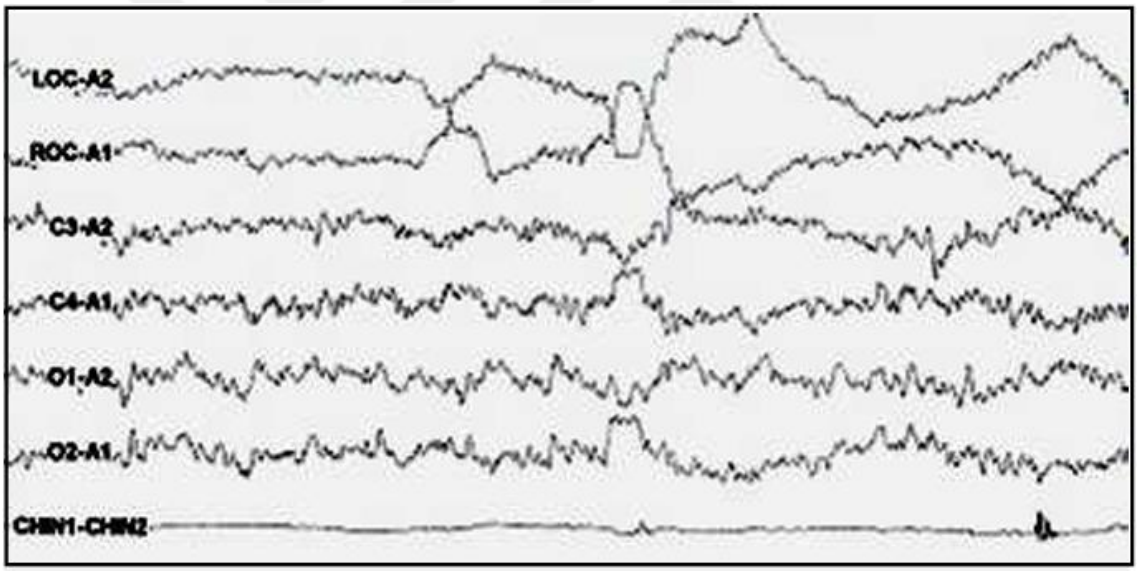
Şekil 2.14. Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; NREM 4 evresi (Bora & Bican, 2007)

2.5.5. REM uykusu

Hızlı göz hareketlerinin olduğu uyku, REM uykusu olarak adlandırılmaktadır. Bu uyku sırasında, gözler hızlı bir şekilde hareket ederken, diyafram gibi bazı önemli iskelet

kasları dışında kaslar gevşemektedir. REM uykusu, bebeklerde 60 dakika aralarla görülürken, yetişkinlerde genellikle yaklaşık 90 dakika aralıklarla NREM uykusu ile değişim göstermektedir. REM uykusunda EEG deseni genellikle evre I uykusuna benzerken ara sıra ritmik teta/delta dalgalara sahip testere dişi dalgalar görülebilmektedir. EEG aktivitesi düşük voltajlı ve mikst frekanslı olup kas tonusu oldukça düşüktür. Bu evrede yüksek beyin aktivitesi görülmekte, solunum düzensiz, kalp atışları hızlı, parlak ve canlı rüyalar görülebilmektedir (Bora & Bican, 2007).

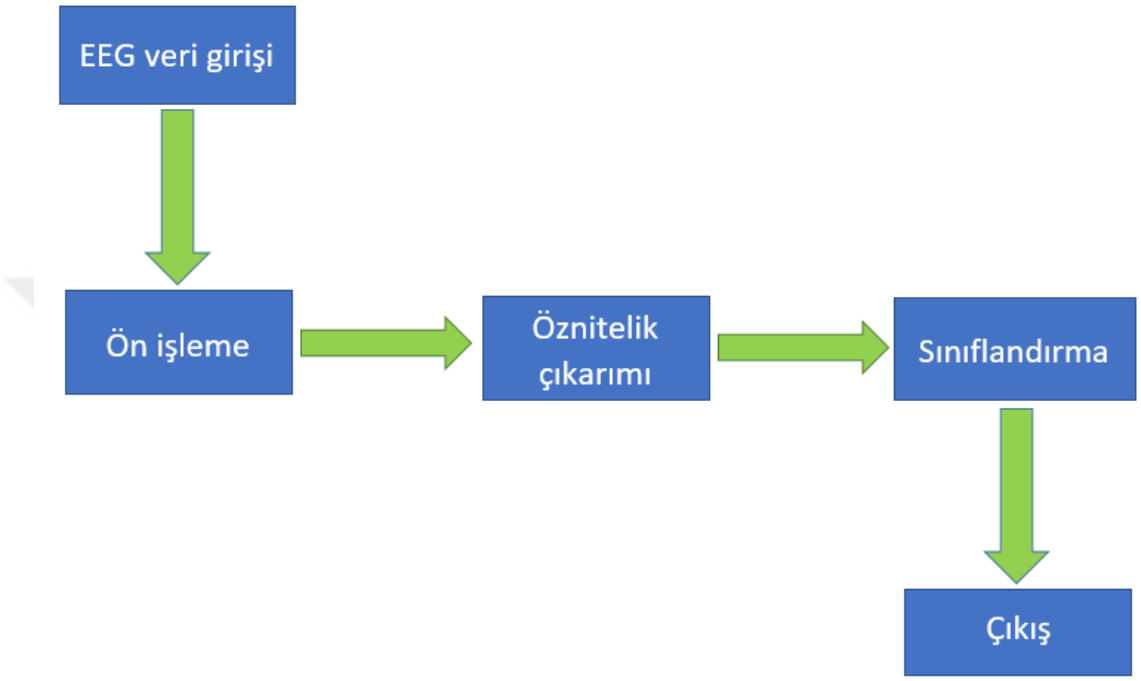
Belirli REM uyku epoklarında gözler yoğun bir şekilde hareket ederken, diğer zamanlarda neredeyse hiç hareket etmemektedirler. REM uykusunun iki farklı tipi olan fazik REM uykusu ve tonik REM uykusu bulunmaktadır. REM uykusundan uyananların yüzde yetmişi rüyalarını hatırlamaktadırlar (Bora & Bican, 2007).



Şekil 2.15. Polisomnografide EEG, EOG ve EMG ; REM evresi (Bora & Bican, 2007)

3. MATERYAL ve YÖNTEM

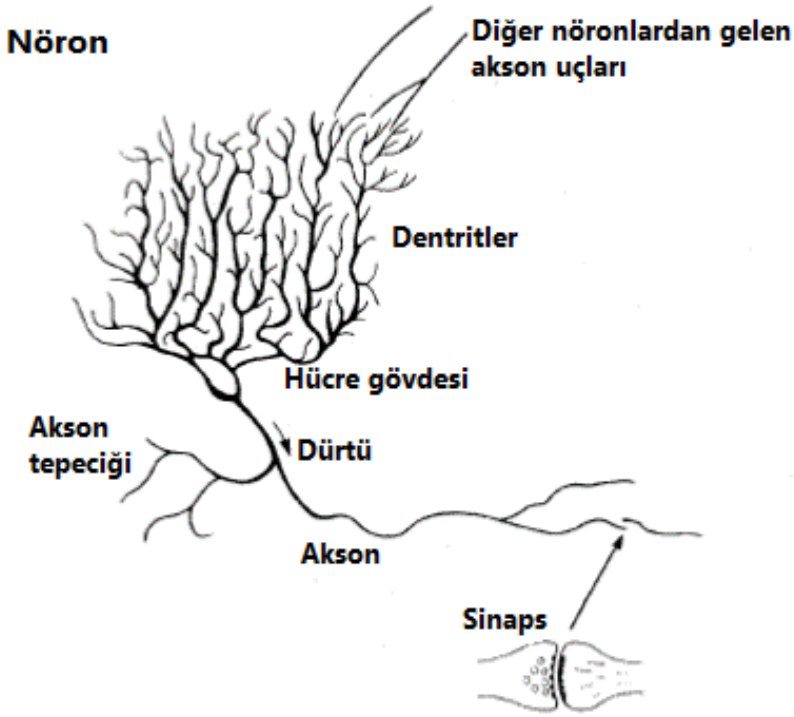
Bu tez çalışmasında verinin alınması ve sonrasında sonucun çıkarımına kadar ki aşamalar aşağıdaki Şekil 3.1'de göründüğü gibi bir yol izlenerek yapılmıştır.



Şekil 3.1. Giriş ve çıkış arasındaki akış şeması

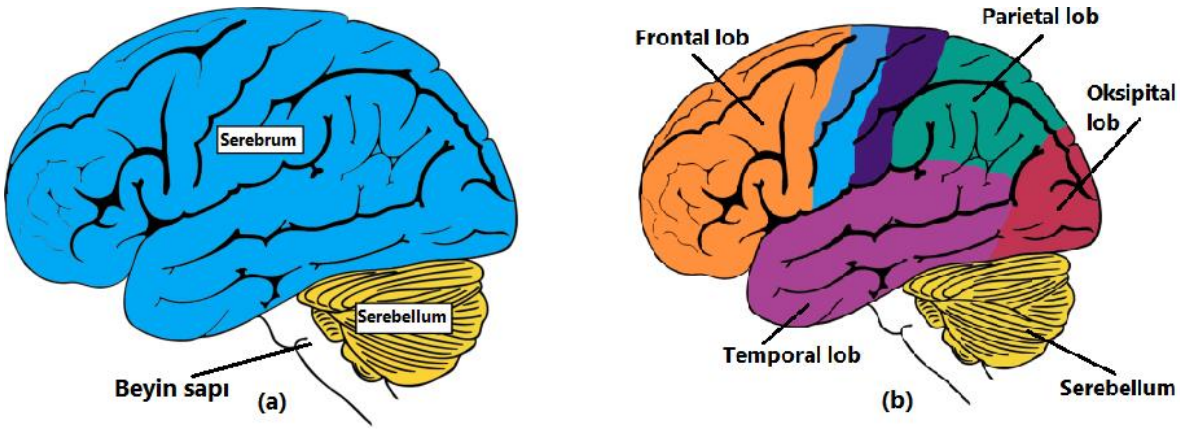
3.1. Elektroensefalogram

İnsan beyni, akson ve dendritlerle birbirine bağlanmış milyonlarca nörondan oluşan karmaşık ve dinamik bir sistem olarak kabul edilmektedir (Ahmad vd., 2014; Borzenko, 2010). Bu nöronlar beyne bilgi iletmekten ve beyinden bilgi almaktan sorumludur. Şekil 3.2'de bir nöronun genel yapısını göstermektedir.



Şekil 3.2. Bir nöronun genel yapısı (Zurada, 1992)

Roushdy, 2012'e göre beyin anatomik olarak üç ana yapıya ayrılabilir: Şekil 3.3 (a)'da gösterildiği gibi Serebrum, serebellum ve beyin sapı. Bu üç bölümden en büyüğü olan serebrum, serebral korteks adı verilen bir dış yüzeye sahip iki yarım küreye ayrılır. Serebral korteks dört lob halinde organize olmuştur: frontal, parietal, temporal ve oksipital loblar (Şekil 3.3 (b)).

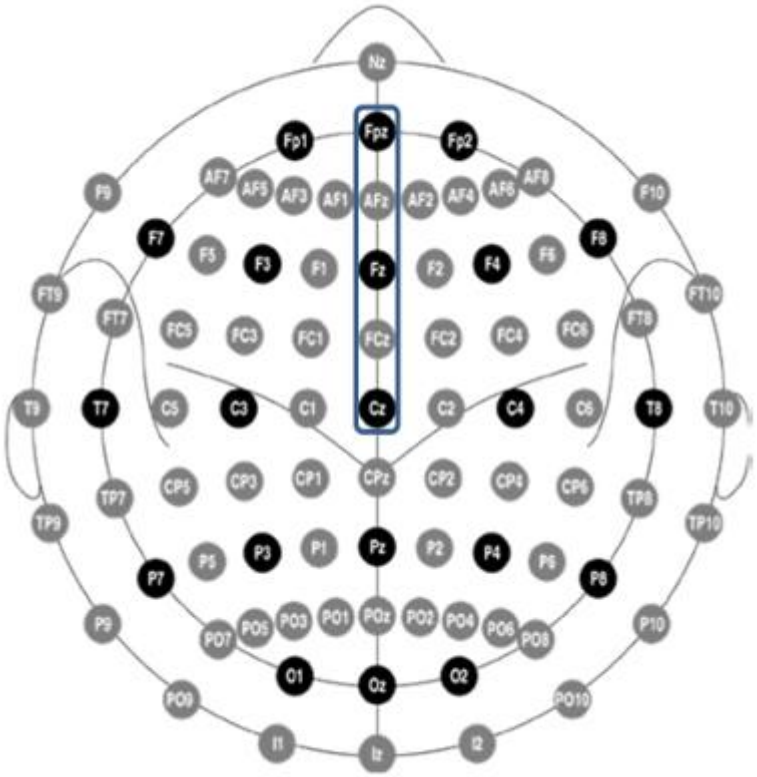


Şekil 3.3. İnsan beyni ve bölümleri (National Institute of Neurological Disorders and Stroke, 2024)

İnsan beyninde üretilen sinyal aktivitesini ölçmek için EEG, Magnetoensefalografi (MEG), fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (f-MRI), fonksiyonel Yakın Kızılötesi Spektroskopi (fNIRS) ve Pozitron Emisyon Tomografisi (PET) gibi çeşitli yöntemler geliştirilmiştir (Hong & Naseer, 2016; Hu vd., 2012; Roushdy, 2012). Bunlar arasında EEG, klinik nörolojideki uygulamalar için önemi ve yüksek pratik değeri olan en güçlü biyomedikal sinyallerden biri olarak tanımlanmaktadır (Liu vd., 2010).

EEG, serebral korteksin elektriksel aktivitesini ölçmek için invaziv olmayan bir yöntem olarak bilinmektedir (Lanke vd., 2015; Rakendu Rao & Derakhshani, 2005). EEG, 1929'da 31 Berger'den 5'i tarafından keşfedilmesinden bu yana yaygın olarak kullanılmaktadır (Patil & Pawar, 2012).

EEG, uluslararası 10/20 yerleştirme sistemine göre kafa derisine birden fazla yere yerleştirilen çoklu elektrotlar kullanılarak ölçülmektedir (Čić vd., 2013; Gorur vd., 2002). Bu sistem, çok kanallı EEG donanım sistemleri geliştirildiğinden beri daha fazla elektrot ile 10/10 sistemine genişletilmiştir (Jurcak vd., 2007). Şekil 3.4'te (Oostenveld & Praamstra, 2001) gösterildiği gibi, siyah daireler 10/20 sistemindeki konumları; gri daireler ise 10/10 yerleştirme sistemindeki genişletilmiş konumları göstermektedir (Aboalayon vd., 2016).



Şekil 3.4. EEG'de elektrotların yerleştirilme düzeni (Jurcak vd., 2007)

EEG dalga formu δ, θ, α, β ve γ olmak üzere beş frekans bandına ayrılabilir. Bu bantlar nörolojik özelliklerin ve bozuklukların teşhis edilmesi, izlenmesi ve yönetilmesi için değerli bilgiler sağlayabilir. Çizelge 3.1, ayrıştırılmış EEG sinyalinin farklı frekans bantlarındaki genlik ve frekans aralıklarını göstermektedir (Aboalayon vd., 2016).

Çizelge 3.1. Ayrıştırılmış EEG sinyalinin genliği ve frekans aralıkları (Aboalayon vd., 2016).

Frekans Bandları	Frekansları (Hz)	Genlikleri (μV)
Delta (δ)	0-4	20-100
Teta (θ)	4-8	10
Alfa (α)	8-13	2-100
Beta (β)	13-20	5-10
Gama (γ)	> 30	-

3.2. Veri Seti

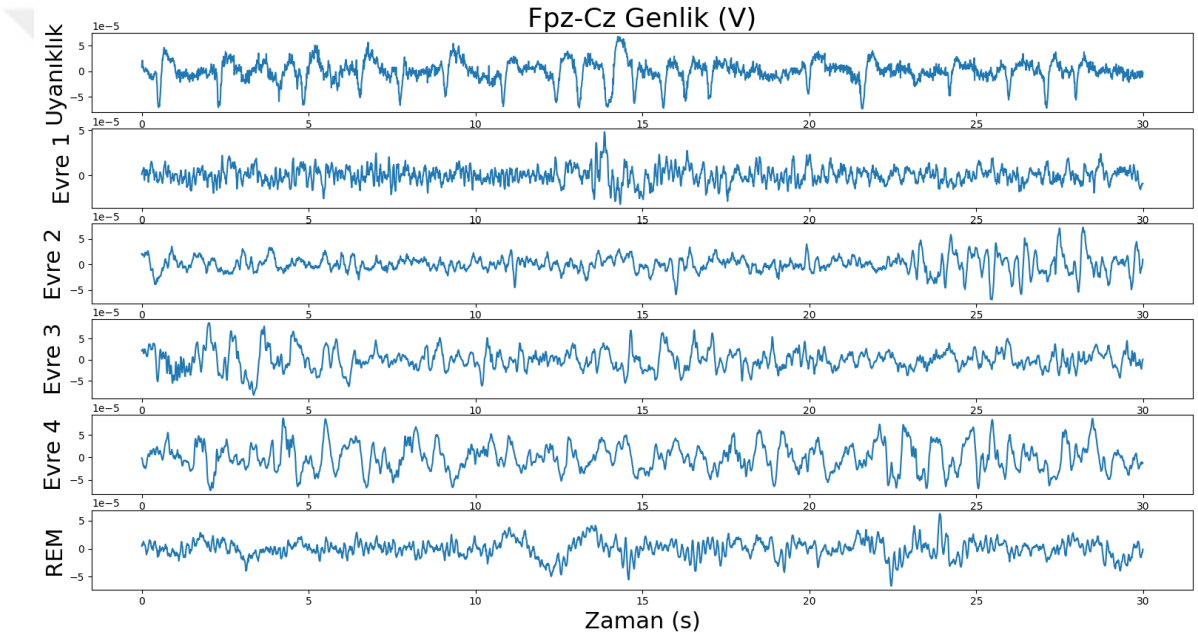
Bu tezde giriş verisi olarak deneklerden uyku ve uyanıklık sırasında kaydedilen EEG sinyalleri kullanılmıştır. Kullanılan veri seti Physionet web sitesindeki (Kemp vd., 2018) Sleep-EDF(Expanded) veri açık kaynaklı olup literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır (sleep classification makalelerinin hepsi). Veri seti, 1991'den önceki eski Sleep EDF veri tabanı kayıtları da dahil olmak üzere 1987-2002 yılları arasında elde edilen 197 gecelik Polisomnografi (PSG)'den oluşmaktadır. Tezde kullanılan kayıtlar, yaşları 25 ile 34 arasında değişen 10 erkek ve 10 kadın katılımcıyı içeren 00 ile 19 arasında numaralandırılmış 20 sağlıklı denekten elde edilen verileri içermektedir. Deneklerin evlerinde iki gün boyunca geceleri de dahil olmak üzere her gün yaklaşık 20 saat uzunluğunda iki PSG kaydedilmiştir. Denek 13'ün ikinci gecesi kayıt kasetindeki bir arıza nedeniyle kullanılamamıştır (Aboalayon vd., 2016). Uykudaki evre 1 ve REM evresindeki veri azlığından kaynaklanan veri dengesizliğini gidermek amacıyla 20 dahil olmak üzere 34 numaralı deneğe kadarki deneklerin her iki gecelerinin kayıtlarından evre 1 verileri ve 20 dahil olmak üzere 23 numaralı deneğe kadarki deneklerin her iki gecesinin REM kayıtları da eğitim verisine dahil edilmiş olup veri dengesizliği giderilmiştir. Kullanılan toplam veriye ait 30 saniyelik veri etiketi sayıları Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Sınıflandırılacak evreler ve etiket sayıları

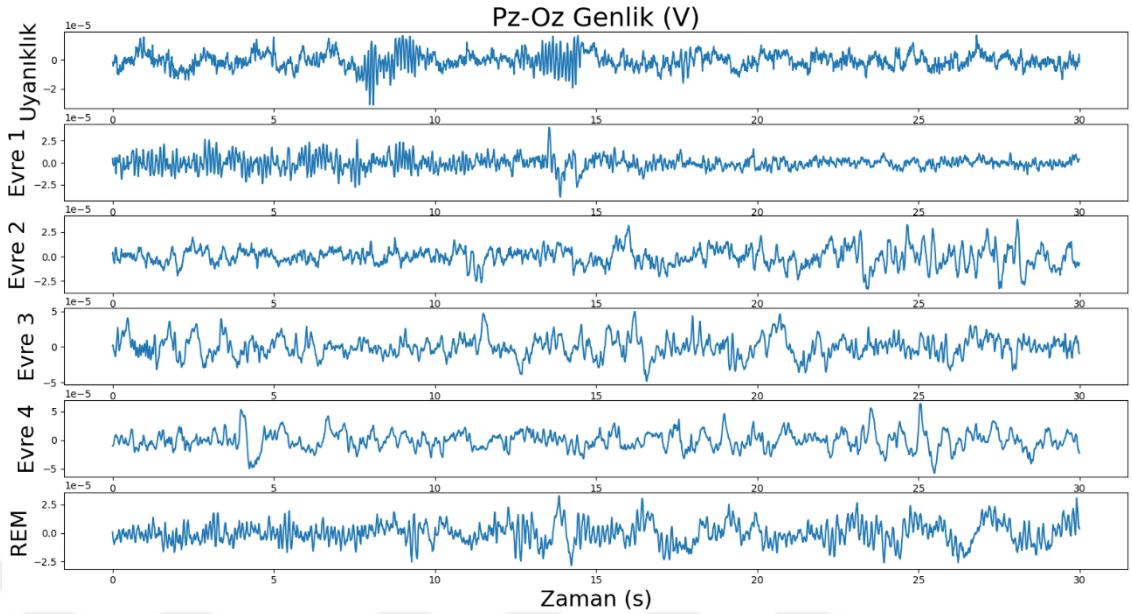
Evreler	Etiket Sayıları
Uyanıklık Evresi	3559
Evre 1	5342
Evre 2	8307
Evre 3	1647
Evre 4	1374
REM Evresi	4119

PSG kayıtları EEG Fpz-Cz, EEG Pz-Oz, EOG yatay, submental EMG ve olay işaretleyici sinyalleri içerir. Çoğu dosyada oro-nazal solunum ve rektal vücut sıcaklığı da

bulunmaktadır. EEG sinyalleri 100 Hz'de örneklenmiştir. Bu tez çalışmasında çift kanallı EEG olarak EEG Fpz-Cz ve EEG Pz-Oz sinyalleri kullanılmıştır. İlgili hipnogram dosyaları her bir denekten kaydedilen uyku örüntülerini içermektedir. Bu desenler W, 1, 2, 3, 4, REM, M (hareket zamanı) ve etiketlenmediğinin göstergesi olarak ? (soru işareti sembolü) uyku aşamalarından oluşmaktadır. Tüm hipnogramlar iyi eğitimli teknisyenler tarafından 1968 Rechtschaffen and Kales (Kales & Rechtschaffen, 1968) kılavuzuna göre manuel olarak etiketlenmiştir. Şekil 3.5 ve Şekil 3.6'de veri setinden alınan, Fpz-Cz ve Pz-Oz elektrotuna ait 6 farklı etikete karşılık gelen 30 saniyelik EEG sinyalleri örnekleri verilmiştir.



Şekil 3.5. 30 saniyelik pencelere bölünmüş Fpz-Cz elektrotundan alınmış Uyanıklık, Evre 1, Evre 2, Evre 3, Evre 4 ve REM evrelerine ait EEG sinyalleri



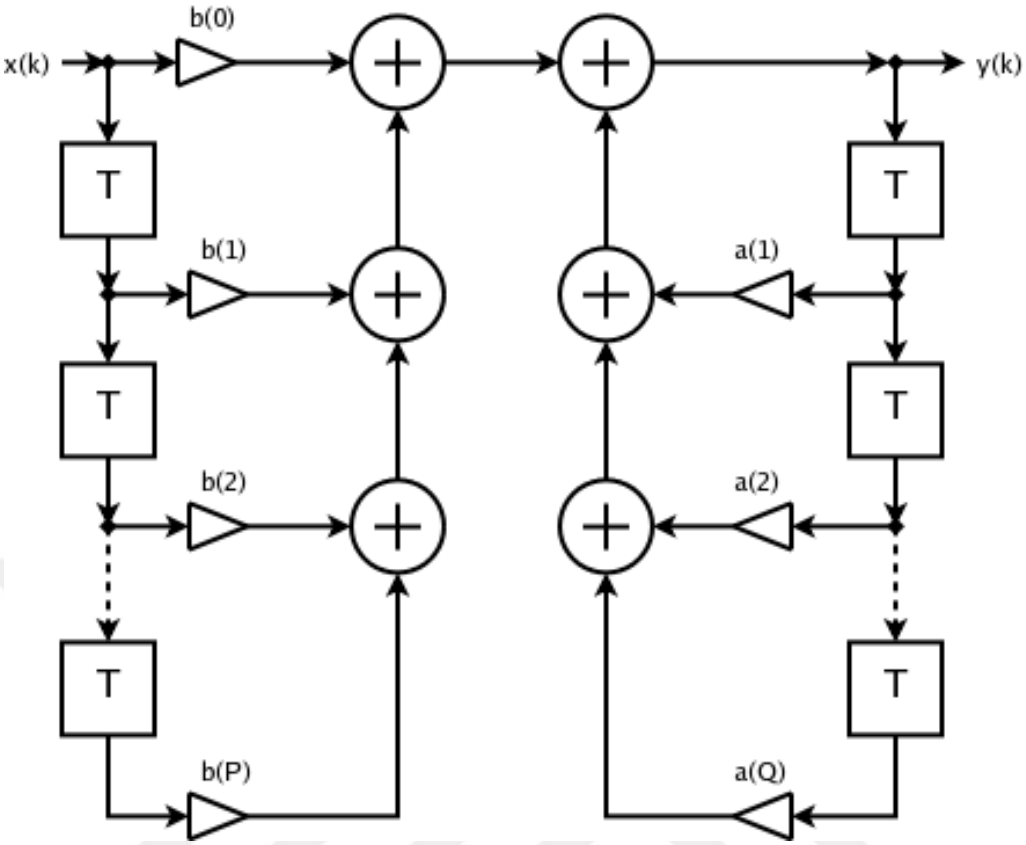
Şekil 3.6. 30 saniyelik pencelere bölünmüş Pz-Oz elektrotundan alınmış Uyanıklık, Evre 1, Evre 2, Evre 3, Evre 4 ve REM evrelerine ait EEG sinyalleri

Çizelge 3.3. Kullanılan veride evrelere göre epok sayıları

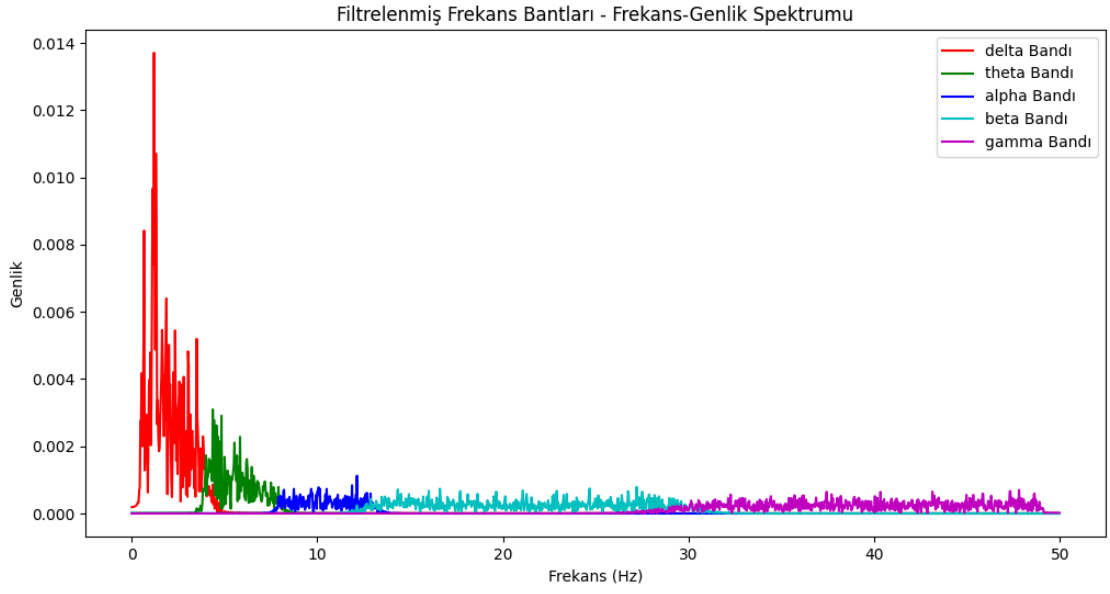
Evre	Uyanıklık	Evre 1	Evre 2	Evre 3	Evre 4	REM
Epoklar	3559	5342	8307	1647	1374	4119

3.3. Veri Ön İşleme

Giriş EEG sinyali, istenmeyen arka plan gürültülerini ortadan kaldırmak için filtrelenmiş ve beş Sonsuz Dürtü Yanıtı (IIR) Butterworth bant geçiren filtre kullanılarak δ, θ, α, β ve γ olmak üzere beş frekans bandına ayrıştırılmıştır. Sinyaller 30 saniyelik epoklar halinde bölümlere ayrılmıştır. IIR filtreleri, MATLAB'da filtre tasarım araçları kullanılarak Butterworth tasarım metodu ve 12. Sıra ile tasarlanmış olup filtrelerin Numerator ve Denominatorlerinin katsayıları Çizelge 3.4, Çizelge 3.5, Çizelge 3.6, Çizelge 3.7 ve Çizelge 3.8'de gösterildiği gibidir.



Şekil 3.7. Bir IIR Filtrenin blok diyagramı. x(k) giriş iken y(k) çıkıştır (Wikipedia, 2024).



Şekil 3.8. Uyanıklık evresine ait 30 saniyelik bir epokun frekans bantlarına göre tasarlanan filtrelerle filtrelendikten sonra Frekans-Genlik Spektrumu

Çizelge 3.4. Delta bandı için IIR filtre katsayıları

Delta bandı için IIR filtre katsayıları					
0.1068	0	-0.1068	1.0000	-1.8461	0.9047
0.1068	0	-0.1068	1.0000	-1.9862	0.9872
0.1021	0	-0.1021	1.0000	-1.9585	0.9597
0.1021	0	-0.1021	1.0000	-1.7178	0.7635
0.0997	0	-0.0997	1.0000	-1.9241	0.9258
0.0997	0	-0.0997	1.0000	-1.6737	0.7042

Çizelge 3.5. Teta bandı için IIR filtre katsayıları

Teta bandı için IIR filtre katsayıları					
0.1215	0	-0.1215	1.0000	-1.6862	0.9190
0.1215	0	-0.1215	1.0000	-1.8938	0.9565
0.1156	0	-0.1156	1.0000	-1.6152	0.8022
0.1156	0	-0.1156	1.0000	-1.8030	0.8738
0.1125	0	-0.1125	1.0000	-1.7078	0.8010
0.1125	0	-0.1125	1.0000	-1.6304	0.7649

Çizelge 3.6. Alfa bandı için IIR filtre katsayıları

Alfa bandı için IIR filtre katsayıları					
0.1505	0	-0.1505	1.0000	-1.3146	0.9084
0.1505	0	-0.1505	1.0000	-1.6944	0.9378
0.1417	0	-0.1417	1.0000	-1.2796	0.7745
0.1417	0	-0.1417	1.0000	-1.5693	0.8281
0.1373	0	-0.1373	1.0000	-1.4405	0.7481
0.1373	0	-0.1373	1.0000	-1.3314	0.7222

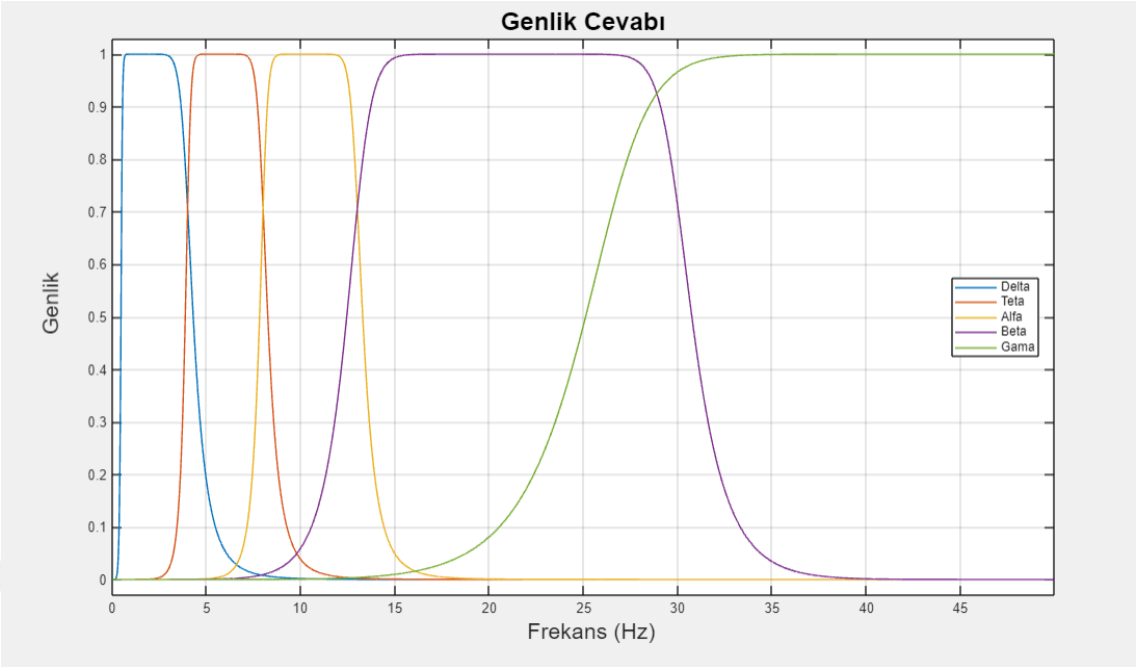
Çizelge 3.7. Beta bandı için IIR filtre katsayıları

Beta bandı için IIR filtre katsayıları					
0.4596	0	-0.4596	1.0000	-1.2319	0.8182
0.4596	0	-0.4596	1.0000	0.5260	0.9872
0.4000	0	-0.4000	1.0000	-0.9358	0.7703
0.4000	0	-0.4000	1.0000	0.2782	0.4451
0.3746	0	-0.3746	1.0000	-0.5555	0.3114
0.3746	0	-0.3746	1.0000	-0.0836	0.2671

Çizelge 3.8. Gama bandı için IIR filtre katsayıları

Gama bandı için IIR filtre katsayıları					
0.5989	0	-0.5989	1.0000	2.0000	1.0000
0.5989	0	-0.5989	1.0000	0.1555	0.5904
0.5146	0	-0.5146	1.0000	2.0000	1.0000
0.5146	0	-0.5146	1.0000	0.1148	0.1739
0.4796	0	-0.4796	1.0000	2.0000	1.0000
0.4796	0	-0.4796	1.0000	0.0997	0.0197

Çizelge 3.4, Çizelge 3.5, Çizelge 3.6, Çizelge 3.7 ve Çizelge 3.8‘de verilen butterworth IIR filtre numerator ve denumerator katsayıları için oluşturulan filtrelerin genlik cevapları Şekil 3.9’da gözüktüğü gibidir.



Şekil 3.9. Sırasıyla Delta, Teta, Alfa, Beta ve Gama frekans bandları için tasarlanan Butterworth IIR filtrelerin genlik cevapları

PSG kayıtlarını oluşturan her 30 saniyelik epok verisi iki EEG kanalı için de (Fpz-Cz, Pz-Oz) oluşturulan bu Delta, Teta, Alfa, Beta, Gama frekans bandlarına ait IIR filtreler ile filtrelenip 5'er adetten toplam 10 adet 30 saniyelik zaman serisi şeklinde EEG verileri öznitelik çıkarım işlemi için elde edilmiştir.

3.4. Öznitelik Çıkarımı

3.4.1. Güç spektral yoğunluğu (PSD)

Bu tezde ilk ele alacağımız özniteliğimiz birçok sinyal işleme uygulamasında da kullanılan güç spektral yoğunluğudur. Güç spektral yoğunluğu, bir sinyalin spektral içeriğini tanımlayan matematiksel bir niceliktir. PSD, bir sinyalin gücünün frekansta nasıl dağıldığını açıklar. Geleneksel olarak PSD, bir sistemin titreşim özelliklerini ölçmek için kullanılır. Ayrıca sistemin gürültü özelliklerinin çıkarımı ve ölçümü için elektronikte birçok uygulaması yapılmaktadır (Youngworth vd., 2005).

Literatürde PSD, kovaryans dizisinin DTFT'si (ayrık zamanlı Fourier dönüşümü) olarak tanımlanır (Stoica & Moses, 2005):

$$\varphi(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r(k)e^{-i\omega k} \tag{3.1}$$

Bu çalışmada PSD hesaplarken kolay işlem yapabilmek ve işlem yükünün azlığı için Welch metodu kullanılmıştır.

Welch yöntemi (Welch, 1967) Bartlett yönteminin iki açıdan iyileştirilmesiyle elde edilir. İlk olarak Welch yöntemindeki veri bölümlerinin çakışmasına izin verilir. İkinci olarak, her veri bölümü periodogramın hesaplanmasından önce pencerelere ayrılır (Youngworth vd., 2005).

Welch yönteminin matematiksel formu:

$$y_j(t) = y\big((j-1)K + t\big), \qquad \begin{matrix} t = 1, \dots\dots, M \\ j = 1, \dots\dots, S \end{matrix} \tag{3.2}$$

j'inci veri segmentini gösterir. $(j-1)K, j.$ gözlem dizisi için başlangıç noktasıdır. $K = M$ ise, diziler üst üste binmez (ancak bitişiktir) ve Bartlett yöntemi tarafından kullanılan örnek bölme elde edilir (bu da $S = L = N/M$ veri alt örneklerine yol açar). Bununla birlikte, Welch yönteminde K için önerilen değer $K = M/2$ 'dir, bu durumda $S, 2M/N$ veri segmentleri (ardışık segmentler arasında %50 örtüşme ile) elde edilir (Youngworth vd., 2005).

$y_j(t)$'ye karşılık gelen pencerelenmiş periyodogram şu şekilde hesaplanır (Youngworth vd., 2005):

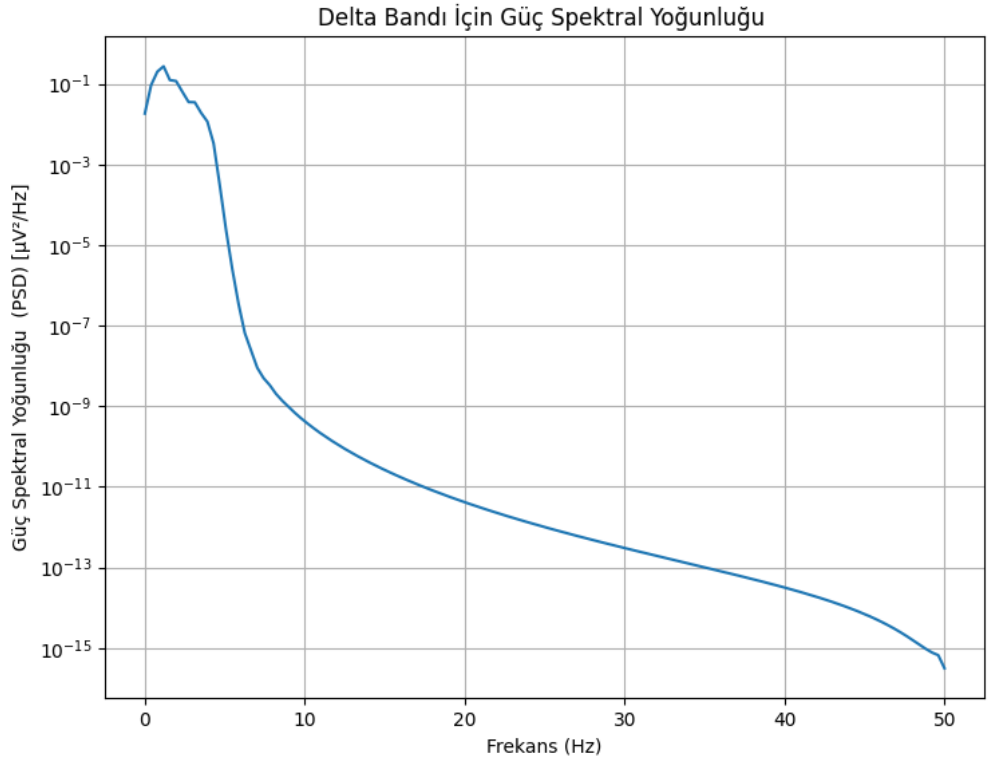
$$\varphi_j(\omega) = \frac{1}{MP}\left|\sum_{t=1}^{M} v(t)y_j(t)e^{-i\omega t}\right|^2 \tag{3.3}$$

Burada P, $v(t)$ zamansal penceresinin "gücünü" ifade eder (Youngworth vd., 2005):

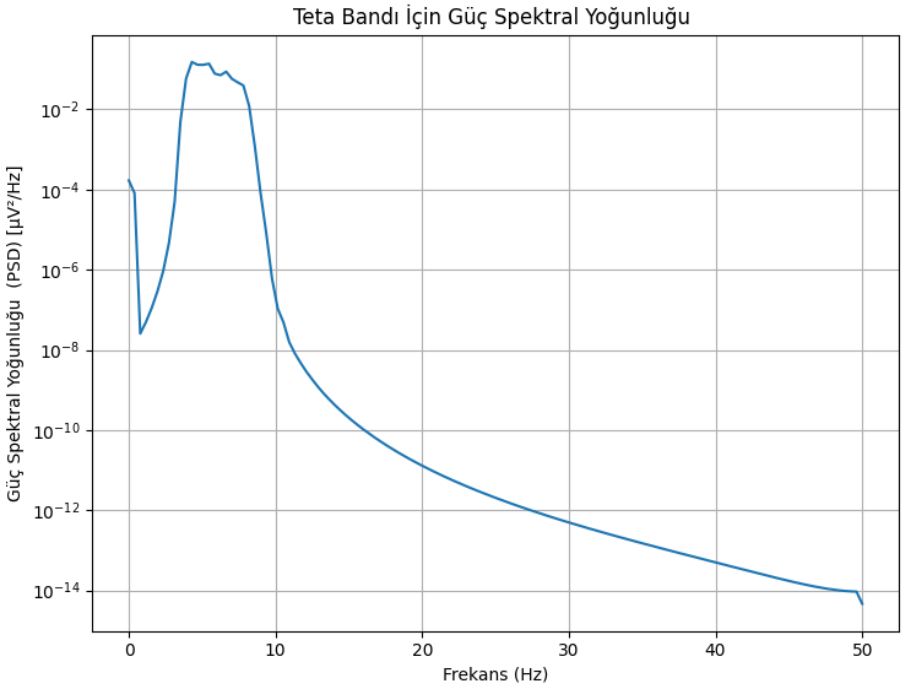
$$P = \frac{1}{M}\sum_{t=1}^{M}|v(t)|^2 \tag{3.4}$$

PSD'nin Welch metoduyla tahmini, pencerelenmiş periodogramların ortalaması alınarak belirlenir (Youngworth vd., 2005):

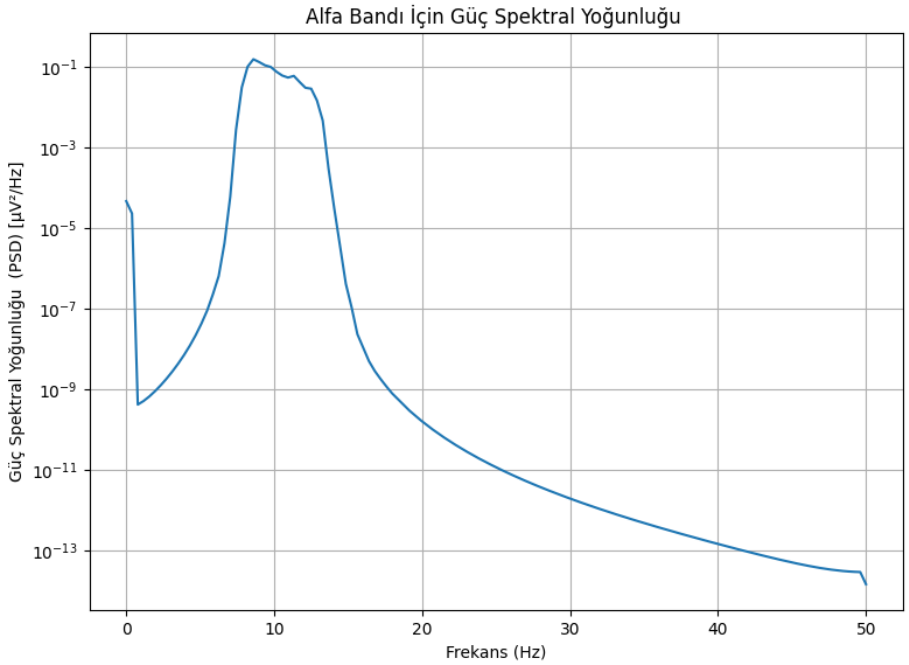
$$\varphi_W(\omega) = \frac{1}{S}\sum_{j=1}^{S}\varphi_j(\omega) \tag{3.5}$$



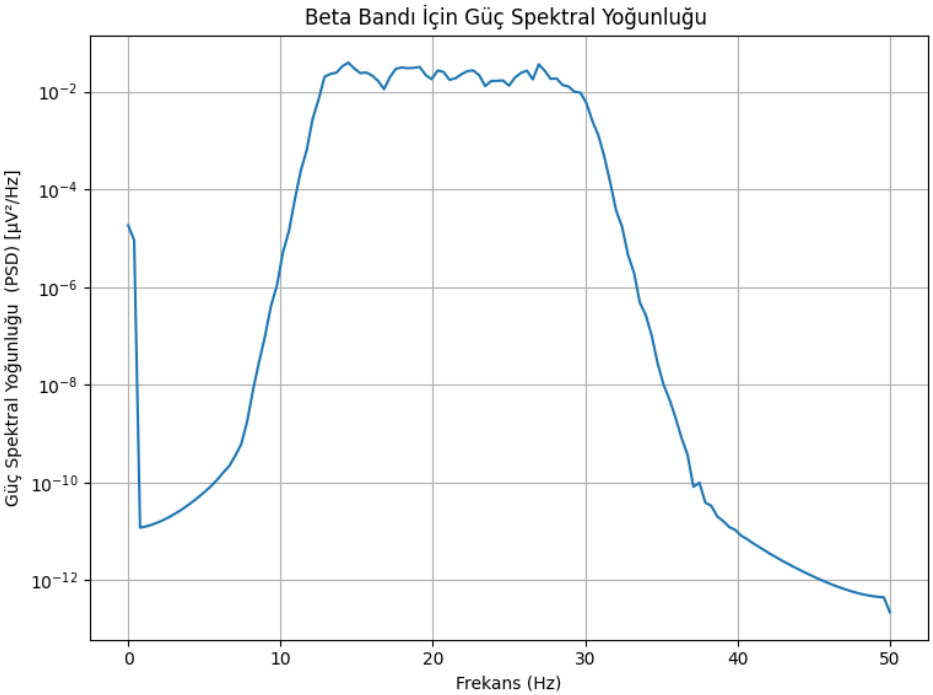
Şekil 3.10. Welch metodu ile hesaplanmış Delta bandı için PSD



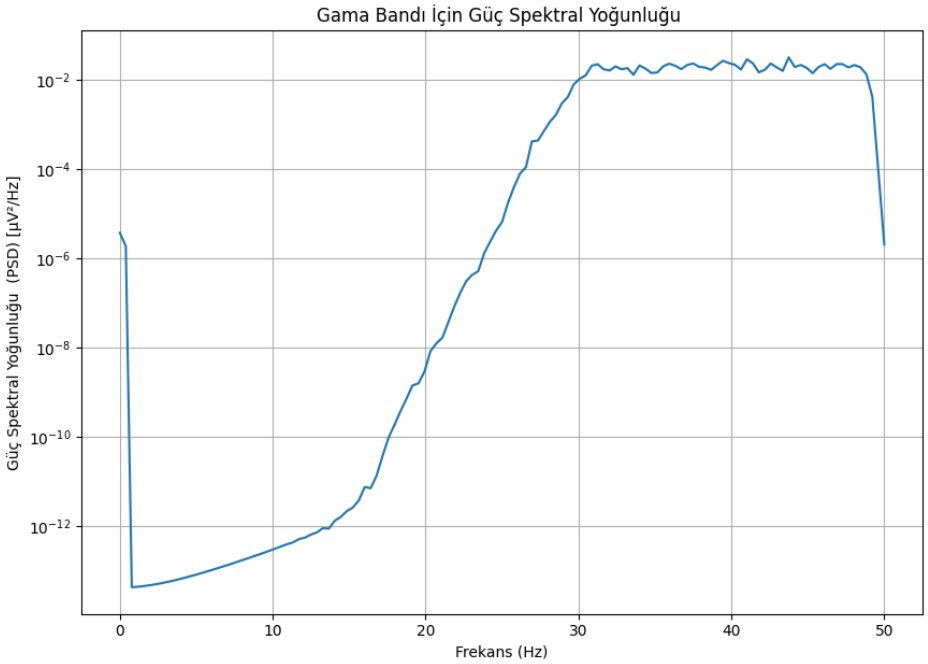
Şekil 3.11. Welch metodu ile hesaplanmış Teta bandı için PSD



Şekil 3.12. Welch metodu ile hesaplanmış Alfa bandı için PSD



Şekil 3.13. Welch metodu ile hesaplanmış Beta bandı için PSD



Şekil 3.14. Welch metodu ile hesaplanmış Gama bandı için PSD

Bu tezde PSD hesaplanırken EEG verimizdeki 30 saniyelik epoklar tek tek filtrelendikten sonra verimizin örnekleme frekansı 100 Hz olduğu için 3000 örnekleme noktasına sahip 5 ayrı zaman serisi elde edilmiştir; welch metodu kullanılırken pencere uzunluğu 1024 olarak belirlenmiş ve hesaplamalar bu doğrultuda yapılmıştır.

3.4.2. Esis

İkinci özellik ise Esis'tir. Bu özelliğin temel fikri sinyalin hız ve enerjiye sahip olduğunu varsaymaktır. (x)'e göre, sinyalin hızı (velocity) frekans ve dalga boyu parametreleri kullanılarak ölçülebilir. Frekans (f), her bir bant için geçiş frekansının orta noktası bulunarak hesaplanır. EEG dalga formunun dalga boyu (λ) (Aboalayon ve ark, 2016) makalesinde de belirtildiği gibi belirlenmiştir. Aboalayon ve ark EEG verisini 10 saniyelik epoklara ayırmış ve her epok için dalga boyunu 1000 olarak belirlemişlerdir. Bu tez de ise epoklar 30 saniyelik olarak belirlendiği için dalga boyu 3000 alınmıştır. Ardından, elde edilen hız (v) EEG verisinin her bir örneğinin genliğinin (X) karesiyle çarpılarak toplam Esis, Denklem 3.7'de açıklandığı gibi hesaplanır (Aboalayon vd., 2016).

$$v = f \times \lambda \tag{3.6}$$

Burada N, epokun uzunluğunu ifade eder.

$$Esis = \sum_{i=1}^{N} \left| X_i^2 \right| \times v \tag{3.7}$$

3.4.3. Spektral entropi

Güç spektral entropisi, bilgi entropisi olup belirsiz bir sistemin spektral karmaşıklığını ölçebilmektedir (Kapur & Kesavan, 1992). Belirsiz bir sistem için, sistemin durumları olarak rastgele bir X değişkeni varsayalım, X'in değeri:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \qquad (n \geq 1) \tag{3.8}$$

Buna karşılık gelen olasılık ise:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \ 0 \leq p_i \leq 1 \ , i = 1,2, \dots, n \tag{3.9}$$

Bu sınırlar altında:

$$\sum_{i=1}^{n} p_i = 1 \tag{3.10}$$

Bu nedenle, sistemin entropisi şu şekilde ifade edilebilir (A. Zhang vd., 2008):

$$H = -\sum_{i=1}^{n} p_i \, ln \, p_i \tag{3.11}$$

EEG verimizin PSD spektrumu elde edildikten sonra yukarıdaki çıkarım ile kolay bir şekilde verimizin spektral entropisi hesaplanabilmektedir.

Spektral entropi, frekans alanındaki zaman belirsizliğinin bir ölçümü olarak yorumlanabilir. EEG sinyallerinin güç spektrumunda, spektrum tepe noktası dar olduğunda, entropi değeri küçüktür. Bu, sinyalin belirgin bir sarsıcı ritme sahip olduğunu gösterir, yani dalga düzenliyse, karmaşıklığı küçüktür; oysa spektrum tepe noktası daha pürüzsüzdür ve entropi değeri daha büyüktür. Bu nedenle PSE, EEG sinyallerinin spektrum yapısını yansıtabilir (A. Zhang vd., 2008).

3.4.4. Hjort parametreleri

Hjorth parametresi, bir sinyalin zaman alanındaki istatistiksel özelliğini belirtmenin yollarından biridir ve Çizelge 3.9'deki gibi üç tür parametreye sahiptir: Etkinlik, Hareketlilik ve Karmaşıklık. Etkinlik parametresi, zaman ortamındaki fonksiyonun

varyansıdır ve frekans alanındaki güç spektrumunun yüzeyini gösterebilir. Yani, sinyalin yüksek frekans bileşenleri çok/az sayıda mevcutsa Etkinlik değeri büyük/küçük bir değer döndürür. Hareketlilik parametresi, sinyalin birinci türevinin varyansının sinyalin varyansına oranının karekökü olarak tanımlanır. Bu parametre güç spektrumunun standart sapması ile orantılıdır. Karmaşıklık parametresi, bir sinyalin şeklinin saf sinüs dalgasına ne kadar benzer olduğunu gösterir. Sinyalin şekli saf sinüs dalgasına daha çok benzedikçe Karmaşıklık değeri 1'e yakınsar (Oh vd., 2014).

Çizelge 3.9. Hjorth parametleri (Oh vd., 2014)

Parametre	Gösterim
Etkinlik	$var(y(t)$
Hareketlilik	$\sqrt{\frac{var(y'(t))}{var(y(t))}}$
Karmaşıklık	$\frac{hareketlilik(y'(t))}{hareketlilik(y(t))}$

Bu üç parametre bir sinyalin frekans spektrumu hakkında bilgi içerirken, sinyallerin zaman alanında analiz edilmesine de yardımcı olur. Ayrıca, bu parametrelerin kullanımı hesaplama karmaşıklığını düşürmektedir (Oh vd., 2014).

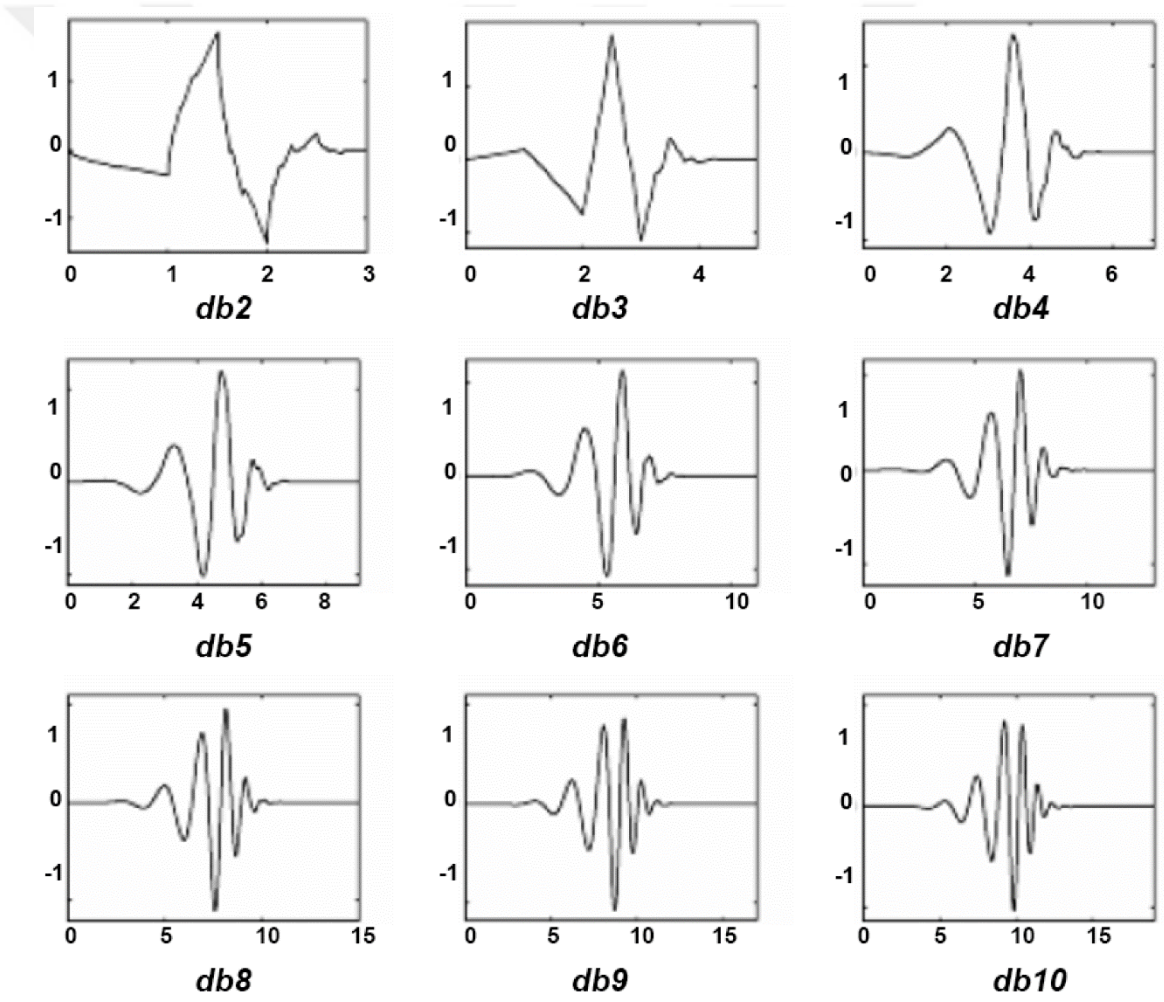
3.4.5. Dalgacık dönüşümü öznitelikleri

Dalgacık Dönüşümü olarak bilinen dijital sinyal işleme uygulamalarında sıklıkla kullanılan bu dönüşüm, düşük frekanslar için geniş ve yüksek frekanslar için dar olacak şekilde pencere boyutlarını değiştirerek odağı da değiştirebildiği için Fourier dönüşümüne göre daha işlevseldir. Bu yöntem, sinyalin tüm frekans aralıklarında ideal zaman-frekans çözünürlüğü sağlar. Bu, analiz edilen sinyali hem frekans hem de zaman bölgelerinde incelemeye olanak tanır. Daraltılıp genişletilebilen bir dalgacık fonksiyonu $\psi(t)$ ile analiz edilen bir $x(t)$ işaretinin evrişimi olarak da tanımlanabilir. Dalgacık

dönüşümünün matematiksel ifadesi aşağıdaki Denklem 3.12'de gösterildiği gibidir (Demir vd., 2022).

$$DWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{3.12}$$

Burada a değeri ölçekleme parametresini, b değeri dönüşüm parametresini, Ψ ana dalgacığı ve $DWT(a,b)$ ifadesi sinyalin sürekli dalgacık dönüşümünü belirtmektedir.
Bu çalışmada ana dalgacık fonksiyonu olarak Şekil 3.15'de gösterilen Daubachies ailesinden db4 fonksiyonu seçilmiştir.



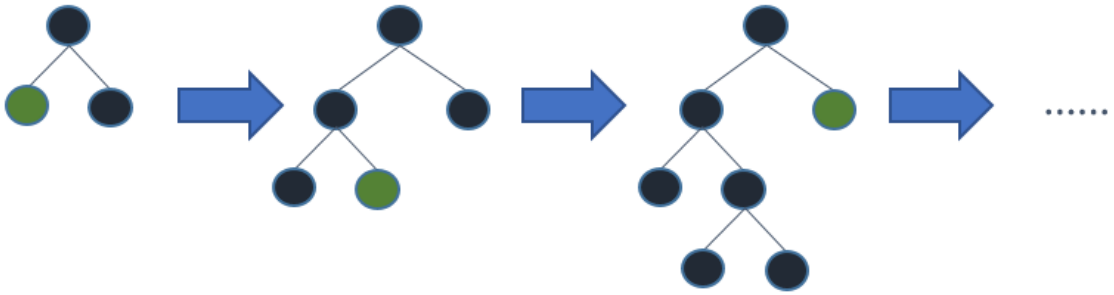
Şekil 3.15. Daubachies aile fonksiyonları (Mandala vd., 2023)

Bu tez çalışması için 30 saniyelik epoklara ayırdığımız ve her frekans bandı için filtreleme işlemi gerçekleştirdiğimiz EEG sinyalimize beşinci seviye çok düzeyli dalgacık dönüşümü uygulanmış ve sonucunda çıkan sinyalin katsayılarından her seviye için maksimum, minimum, ortalama, standart sapma ve basıklık değerleri alınmış ve öznitelik matrisimize kayıt edilmiştir.

3.5. Sınıflandırma

3.5.1. Light GBM

LightGBM, Microsoft tarafından geliştirilen açık kaynaklı bir Gradient Boosting Decision Tree algoritmasıdır. Eğitim sürecini hızlandırmak, bellek tüketimini azaltmak ve paralel oylama karar ağacı algoritması adı verilen paralel öğrenmeyi optimize etmek için gelişmiş ağ iletişimini birleştirmek için histogram tabanlı bir algoritma kullanır. Eğitim verilerini birden fazla makineye böler, en iyi k öznitelikleri seçmek için yerel oylama kararı ve her iterasyonda en iyi $2k$ öznitelikleri almak için genel oylama kararı gerçekleştirilir. LightGBM, en büyük ayırıcı kazancına sahip yaprağı bulmak için yaprak bazlı ağaç büyüme metodunu kullanır (Wang vd., 2017).

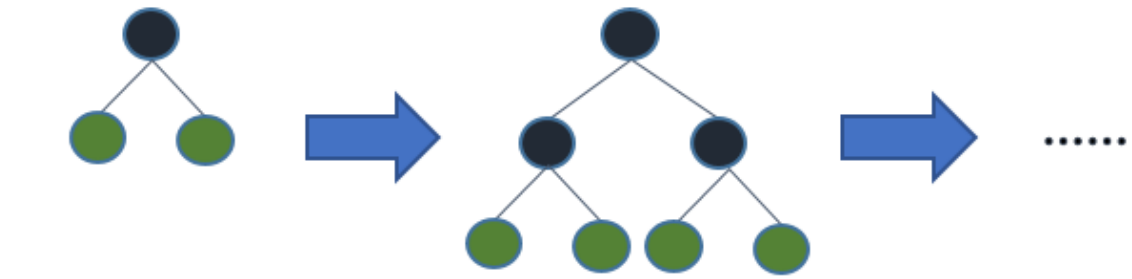


Şekil 3.16. LightGBM yaprak bazlı ağaç büyüme stratejisi (Light GBM, 2024)

3.5.2. XGBoost

XGBoost, Gradient Boosting topluluk öğrenimini temel alan bir tür Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) algoritmasıdır. Prensip olarak zayıf sınıflandırıcının iteratif hesaplamasıyla doğru sınıflandırma etkisi elde etmeyi hedeflemiştir. Verilen örnek

verilerden, birbirinden bağımsız olduğu varsayılarak, öğrenme modelinin bir fonksiyonlar kümesine ait olduğunu kabul edelim. Hipotez uzayındaki en uygun modeli seçmek için doğruluk ve lojistik kayıp kriterini uygulayarak, değerlendirme kriteri altında test verilerinin en iyi şekilde tahmin edilmesini sağlamayı amaçlamaktadır. Geleneksel GBDT yöntemlerinden farklı olarak, XGBoost, hedef fonksiyonu yaklaşmak için Taylor ikili açılımını kullanır ve bu sayede regresyon, sınıflandırma ve sıralama dahil olmak üzere çeşitli hedef fonksiyonlarını destekler. LightGBM'in aksine XGBoost strateji olarak yaprak bazında büyümeyi değil ağaç seviyesi bazında büyüme stratejisini kullanmaktadır (Wang vd., 2017).



Şekil 3.17. XGBoost seviye bazında büyüme stratejisi (Wang vd., 2017)

3.5.3. CatBoost

CatBoost ve tüm standart gradyan artırma uygulamaları, her yeni ağacı mevcut modelin gradyanlarını yaklaştırmak için oluşturur. Ancak, klasik artırma algoritmalarının tamamı, yanlı noktasal gradyan tahminleri probleminden kaynaklanan aşırı öğrenme (overfitting) sorunundan muzdariptir. Her adımda kullanılan gradyanlar, mevcut modelin inşa edildiği aynı veri noktaları kullanılarak tahmin edilir. Bu durum, özellik uzayının herhangi bir alanındaki tahmin edilen gradyanların dağılımının, bu alandaki gerçek gradyan dağılımına kıyasla kaymasına neden olur ve aşırı öğrenmeye yol açar (Dorogush vd., 2018).

Birçok GBDT'de (örneğin, XGBoost, LightGBM), yeni ağacın oluşturulması iki adımdan oluşur: ağaç yapısını seçmek ve ağaç yapısı belirlendikten sonra yapraklardaki değerleri ayarlamak. En iyi ağaç yapısını seçmek için algoritma, farklı bölünmeleri değerlendirir, bu bölünmelerle ağaçlar oluşturur, elde edilen yapraklardaki değerleri ayarlar, ağaçları puanlar ve en iyi bölünmeyi seçer. Her iki aşamadaki yaprak değerleri, gradyanlar veya Newton adımları için yaklaşımlar olarak hesaplanır (Dorogush vd., 2018).

3.5.4. Extra trees

Extra Trees (Extremely Randomized Trees) algoritması, karar ağaçları bazlı bir topluluk öğrenimi yöntemidir ve temel amacı, modelin varyansını azaltarak genelleme performansını artırmaktır. Bu algoritma, Random Forest yöntemine benzer şekilde çalışır ancak önemli farklılıklara sahiptir. Random Forest algoritmasında her ağacın düğümünde rastgele bir alt küme içerisinden en iyi ayırma noktası seçilirken, Extra Trees algoritmasında her düğümde tamamen rastgele ayırma noktaları seçilir. Bu rastgelelik, modelin ağaçları arasında daha fazla çeşitlilik sağlar ve aşırı uyum (overfitting) riskini azaltır. Her bir ağaç, eğitim verisinin farklı bir rastgele alt kümesi kullanılarak oluşturulur ve bu ağaçlar birlikte çalışarak nihai tahmini yapar (Geurts vd., 2006).

Extra Trees algoritmasının temel avantajlarından biri, yüksek boyutlu ve karmaşık veri setlerinde dahi hızlı ve etkili bir şekilde çalışabilmesidir. Tamamen rastgele ayırma noktaları seçildiği için, her ağacın oluşturulma süreci daha hızlıdır ve modelin genel hesaplama maliyeti düşüktür. Ayrıca, modelin yüksek genelleme kabiliyeti sayesinde, farklı veri setleri üzerinde tutarlı ve güvenilir sonuçlar elde edilebilir. Pierre Geurts ve meslektaşlarının bu algoritma üzerinde yaptığı çalışmalar, Extra Trees'in çeşitli uygulamalarda Random Forest ve diğer ensemble yöntemlerine kıyasla üstün performans gösterdiğini ortaya koymuştur(Geurts vd., 2006).

4. BULGULAR

Bu tez çalışmasında Physionet'in açık kaynaklı Sleep-EDF(Expanded) veri setin 'den Fpz-Cz ve Pz-Oz elektrotlarından alınan EEG sinyalleriyle öznitelik çıkarımı yapılmış ve çıkarılan özniteliklerle, KNN, Random Forest, XGBoost, CatBoost ve LightGBM eğiticileri ile eğitimler gerçekleştirilmiştir.

Veri setiyle ilgili ilk olarak veriler incelenmiştir. Veri tabanındaki veriler yaşa göre yapılan bir deney nedeniyle kayıt edildikleri için deneklerin aralarında yaş farklılıkları bulunmaktaydı, bu yüzden yaş grupları birbirine yakın (25-34) olan 0'dan 19 numaralı deneğe kadar olan kayıtlar seçildi. Seçilen deneklerin numaraları göre yaşlarına Çizelge 4.1'de gösterilmektedir.

Çizelge 4.1. Deneklerin numaralarına göre yaşları

Denek no	Yaş
0	33
1	33
2	26
3	26
4	34
5	28
6	31
7	30
8	25
9	25
10	26
11	26
12	26
13	27
14	27
15	31
16	32
17	31
18	28
19	28

13 numaralı deneğin ikinci gecesinde kayıt cihazında meydana gelen bir arıza nedeniyle yalnızca ilk geceye ait kayıt mevcuttur; diğer deneklerin her iki gecesinin kayıtlarıyla birlikte toplamda 39 gece kaydı kullanılmıştır.

Polisomnografi (PSG) kayıtları ortalama 20-22 saat uzunluğunda olup, bu süre zarfında ortalama 7-8 saatlik uyku kaydı içermektedir. Dolayısıyla, kayıtların 10-12 saatlik kısmı uyanıklık evresine dahildir. Uyanıklık evresi, diğer evrelere kıyasla daha kolay ayırt edilebildiğinden, sınıflandırma başarısı da diğer evrelere göre daha yüksek olmaktadır. Eğitime girecek veri yükünün azaltılması ve genel sınıflandırma başarı yüzdesinin yanıltıcı olmaması amacıyla, EEG verilerinden uyanıklık evresi büyük ölçüde çıkarılmıştır. Bu çıkarma işlemi, sınıflandırma başarısının yetersiz kalmaması ve işlem yükünün artmaması için optimal düzeyde gerçekleştirilmiştir.

Uyanıklık evresinin, uykuya dalmadan önce ve uyanıldıktan sonraki belirli bir kısmı bırakılmış, geri kalan süreler kesilerek eğitime dahil edilmemiştir. Sınıflandırma ilk olarak 100 ağaçlı Random Forest algoritması ile denenip bundan sonraki veriler bu sınıflandırıcının sonucuna göre verilmiştir.

Çizelge 4.2'de uyanıklık evresinin uyku öncesi ve sonrasının ne kadar bırakıldığında ortalama başarıyla etkisi verilmiştir.

Çizelge 4.2. Uyanıklık evresinin uyku öncesi ve sonrası bırakılma süreleri ve başarım oranları

Uyku öncesi bırakılma	Uyku sonrası bırakılma	Sınıflandırma başarısı
5 dakika	5 dakika	%79
15 dakika	15 dakika	%80
30 dakika	30 dakika	%81
60 dakika	60 dakika	%82
90 dakika	90 dakika	%83
120 dakika	120 dakika	%85
300 dakika	300 dakika	%91
Kırpılma yok	Kırpılma yok	%93

Uyanıklık evresinin uyku öncesi ve sonrası 30 dakikadan fazla alınması durumunda, evre 1'in sınıflandırma başarısında belirgin bir azalma gözlemlenmiştir. Bunun nedeni, evre 1'in bir uyku döngüsünde çok kısa bir süre gerçekleşmesi ve diğer evrelere kıyasla çok daha az veri içermesidir. Dolayısıyla, uyanıklık evresi verisi arttıkça, evre 1'in sınıflandırma başarısı azalmaktadır.

Çizelge 4.3'de kırpılma süreleri ve evre 1'in 391 test etiketinde kaç adet doğru sınıflandırdığı verilmektedir.

Çizelge 4.3. Uyanıklık evresinin kırpılma süreleri ve Evre 1'in doğru etiket sayısı

Kırpılma süreleri (dakika)	Evre 1'de doğru bilinen etiket sayısı
+-5	46
+-15	69
+-30	69
+-60	59
+-120	47
+-300	51
Kırpılma yok	51

Çizelge 4.3'deki denemelerde elde edilen sonuçlarla hem evre 1'in doğruluğunun azalmaması hem de uyanıklık evsinden fazlalığından doğruluğun yanıltıcı olmamasından kaynaklı kırpılmada en optimum değerin +-30 dakika seçilmesi kararlaştırılmıştır.

Evre 1 in 391 etiket içerisinde 69 doğru bilinen etiket olduğu için başarılı gözükmemektedir. Bu durumun giderilmesi için ilk önce sınıflandırıcıyı sadece evre 1 ile eğitip, evre 1 ile en çok karıştırılan evre 2 ile teste sokulmuştur. Bunun sonucunda sınıflandırıcı %84 doğruluk ile evre 1'i sınıflandırmıştır. Sorunun evre 1'in ayırt edilememesi değil eğitim verisinin az olduğundan kaynaklanan bir problem olduğu anlaşılmıştır. Çözüm olarak 14 adet daha deneğin her iki gecesinin de kayıtlarından sadece evre 1 seçilmiş ve eğitime katılmıştır. Bunun sonucunda evre 1'in başarısı 4 katına çıkarken REM evresinin başarımı evre 1 ile karıştığı için ciddi oranda azalmıştır. REM evresinin kaybedilen başarı oranını geri kazanmak için 4 adet denekten sadece REM evresinin verileri alınarak eğitim verisine eklenmiştir. Evre 1 eğitim verisindeki artıştan dolayı uyanıklık evresi de doğruluk oranını kaybetmiştir çözüm olarak da +-30 dakika olan kırpılma süresi +-90'a çıkarılarak denge sağlanmış ve öğrenim oranı artmıştır. Böylece optimum bir şekilde her iki evrede de başarım oranı ciddi derecede artmıştır. Uyanıklık evresini +-90 şeklinde kırpılmaya kararlaştırıldıktan sonra toplam evrelere göre toplam epok sayıları Çizelge 4.4'deki gibi güncellenmiştir.

Çizelge 4.4. Uyanıklık evresinin veri sayısı arttırıldıktan sonra oluşan toplam epok sayıları

Evreler	**Uyanıklık**	**Evre 1**	**Evre 2**	**Evre 3**	**Evre 4**	**REM**
Epoklar	7999	5342	8307	1647	1374	4119

Veri setimizde 2 EEG kanalı mevcuttu (Fpz-Cz ve Pz-Oz) bu kanallar tek tek denenip sınıflandırma başarısına etkileri araştırılmış ve sonucunda her iki kanalında sınıflandırma işlemi için kullanılmasına karar verilmiştir. Çizelge 4.5'de kanalların tek başına ve ayrı ayrı olarak alındığında sınıflandırma başarıları verilmiştir.

Çizelge 4.5. Kanalların başarı yüzdeleri

Kullanılan Kanal	Fpz-Cz	Pz-Oz	Fpz-Cz ve Pz-Oz
Başarı yüzdeleri	76	67	81

Çalışmanın devamında öznitelik seçiminde ilk olarak PSD yani güç spektral yoğunluğu ile başlanmıştır. PSD öznitelik olarak tek başına bile %68'lik bir başarım yakalamıştır. Bunun üzerine başarımın arttırılması için yeni öznitelikler denenmiştir. Birçok öznitelik denenmiş lakin bu özniteliklerin çoğunun sınıflandırmaya etkisi olmamıştır. Başarıya etkisi olan öznitelikler seçilmiş ve sınıflandırmaya bu şekilde devam edilmiştir. Çizelge 4.6'da denenen öznitelikler ve genel başarıma etkileri verilmiştir.

Çizelge 4.6. Öznitelikler ve genel başarıma etkileri

No	**Öznitelik**	**Genel Başarıma Etkisi**
1	PSD	Yüksek
2	Esis	Yüksek
3	Maksimum Minimum Mesafe	Yok

4	Spektral Entropi	Var
5	Shannon Entropi	Yok
6	Fourier Dönüşümünün Standart Sapması	Yok
7	Fourier Dönüşümünün Varyansı	Yok
8	Fourier Dönüşümünün Ortalaması	Yok
9	Ortalama Frekans	Yok
10	Hilbert Dönüşümünün Reel Kısmının Ortalaması	Yok
11	Hilbert Dönüşümünün Reel Kısmının Standart Sapması	Yok
12	Hilbert Dönüşümünün İmajinel Kısmının Ortalaması	Yok
13	Hilbert Dönüşümünün İmajinel Kısmının Standart Sapması	Yok
14	Dalgacık Dönüşümünün Standart Sapması	Yok
15	Dalgacık Dönüşümünün Çarpıklığı	Yok
16	Dalgacık Dönüşümünün Basıklığı	Var
17	Dalgacık Dönüşümünün Maksimumu	Var
18	Dalgacık Dönüşümünün Minimumu	Var
19	Dalgacık Dönüşümünün Ortalaması	Var
20	Hurst Üssü	Yok
21	Permütasyon Entropisi	Yok
22	Petros Fraktal Boyutu	Yok
23	Ortalama Teager Enerjisi	Yok
24	Ortalama Eğri Uzunluğu	Yok
25	Hjorth Etkinliği	Var

26	Hjorth Hareketliliği	Var
27	Hjorth Karmaşıklığı	Var

Çizelge 4.6 ‘ya göre sınıflanlandırıcıya giriş olarak 8 adet öznitelik belirlenmiştir bunlar ise aşağıdaki Çizelge 4.7’de gösterildiği gibidir.

Çizelge 4.7. Sınıflandırıcıyı besleyecek olan öznitelikler

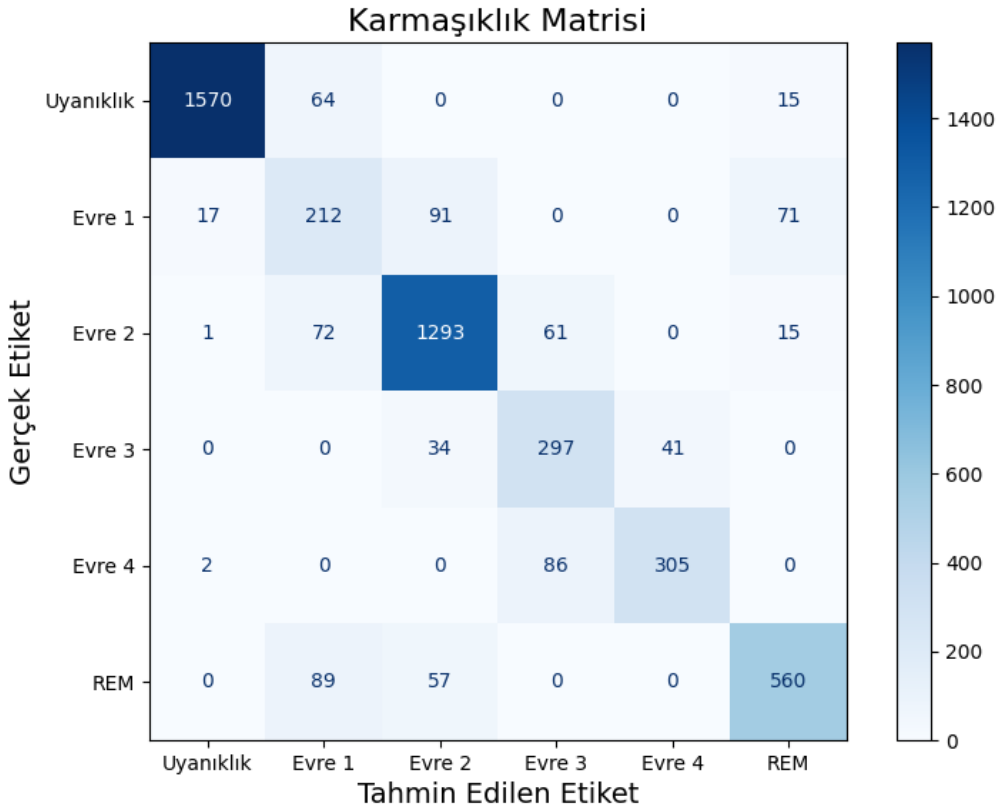
No	Seçilen Öznitelikler
1	Güç Spektral Yoğunluğu (PSD)
2	Esis
3	Spektral Entropi
4	Dalgacık Dönüşümünün Basıklığı
5	Dalgacık Dönüşümünün Maksimumu
6	Dalgacık Dönüşümünün Minimumu
7	Dalgacık Dönüşümünün Ortalaması
8	Hjorth Parametreleri

Öznitelikler belirlendikten sonra sınıflandırma algoritmaları denenmeye başlanmıştır. Uyanıklık evresinde +-90 dakika kırpılma ile çift kanallı EEG sinyalleri 5 adet frekans bandına göre tek tek IIR filtrelerden geçirilerek Çizelge 4.7‘de bahsedilen genel sınıflandırma başarımına etkisi olan 8 adet öznitelik seçilmiş ve 6 sınıflı olarak 6 adet sınıflandırıcıya giriş olarak verilmişlerdir. Çizelge 4.8‘de sınıflandırıcıları ve doğruluk olanları verilmiştir.

Çizelge 4.8. Sınıflandırıcı algoritmaları ve başarım yüzdeleri

No	Sınıflandırıcı	Doğruluk Oranı
1	Random Forest	%82
2	KNN	%63
3	Extra Trees	%83
4	XGBoost	%85
5	CatBoost	%83
6	LightGBM	%86

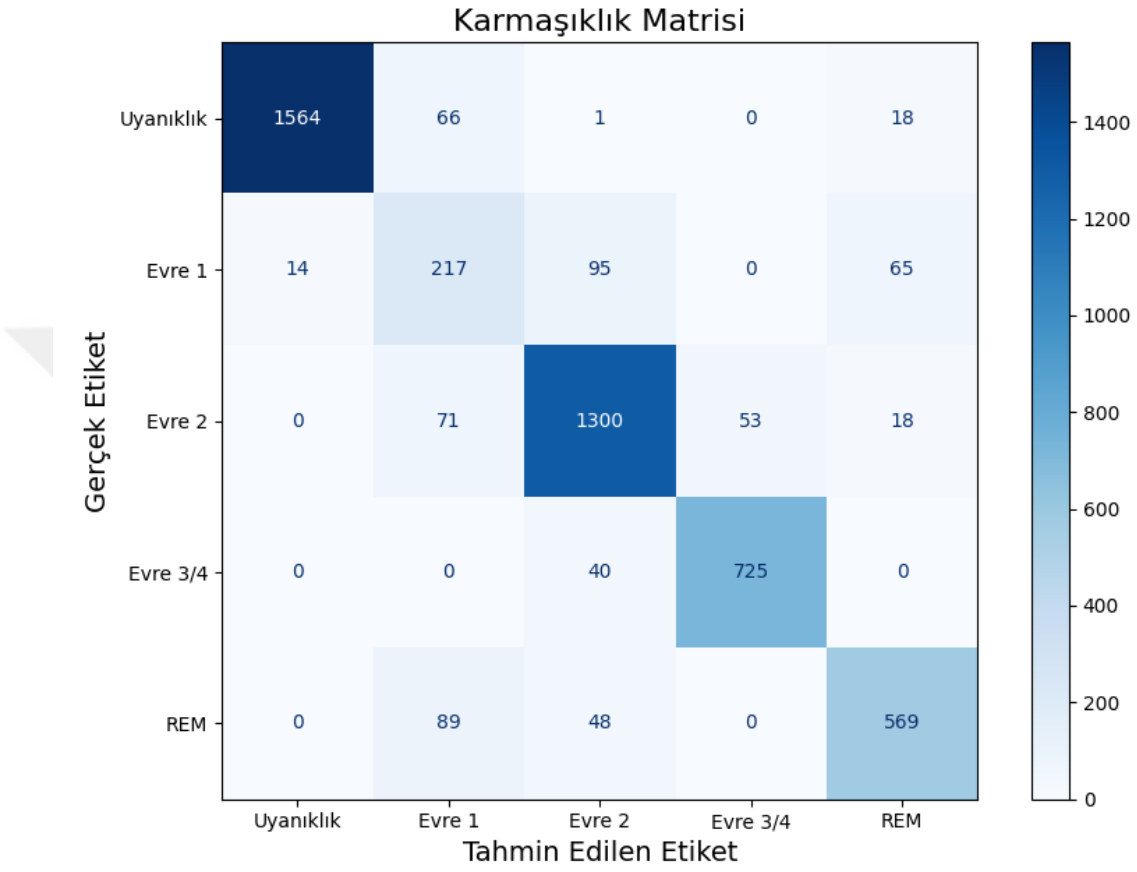
Çizelge 4.8'e bakıldığında en yüksek başarım oranının %86 ile Microsoft'un 2016 yılında açık kaynak olarak yayınladığı LightGBM Gradient Boosting algoritmasıdır. Karmaşıklık matrisi ise Şekil 4.1'de gösterildiği gibidir.



Şekil 4.1. 6 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi

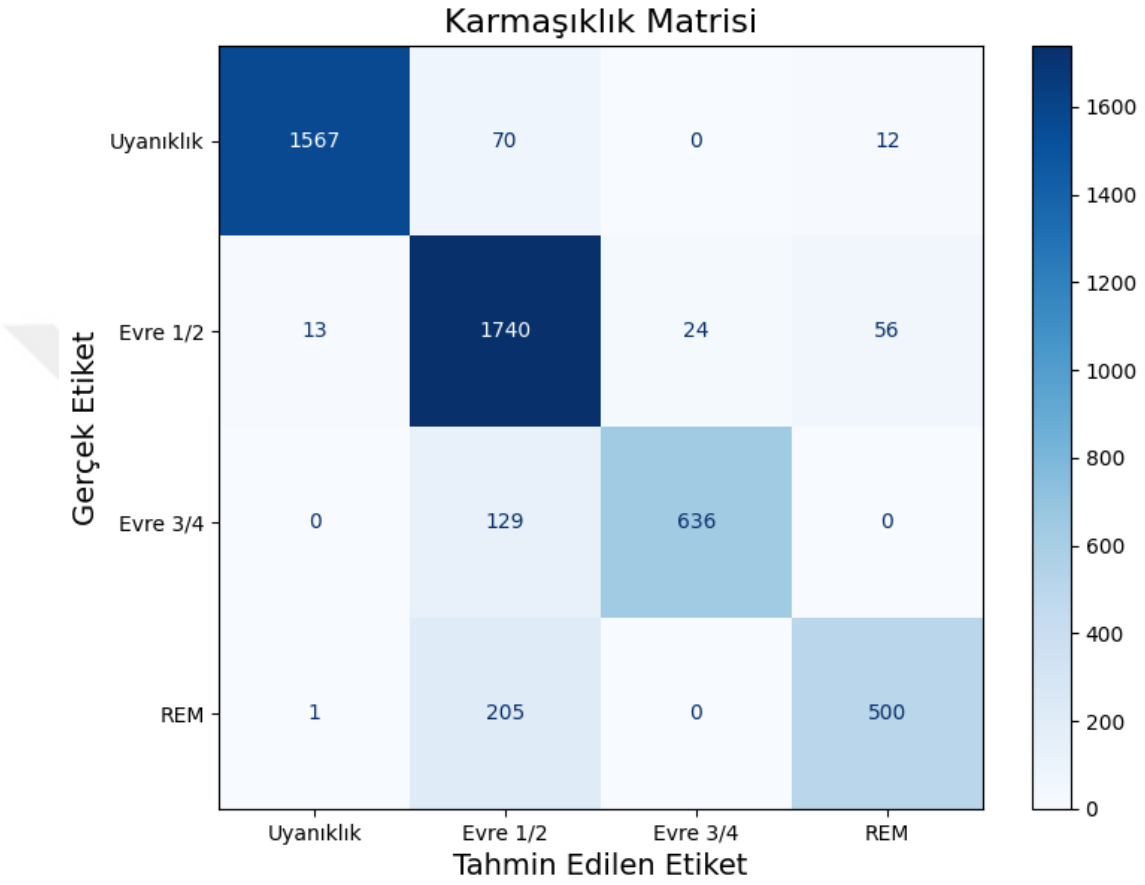
Literatürde birçok çalışmada 6 sınıflı olarak bu sınıflandırma yapılmamış genelde bazı evreler birleştirilerek yapılmıştır. Bu tez çalışmasının geri kalanında da aynı ön işleme ve aynı özniteliklerle 5, 4, 3 ve 2 sınıflı olarak EEG verimiz sınıflandırılmıştır.

5 sınıfa düşürülürken derin uyku olarak da adlandırılan NREM uykusunun 3. ve 4. evreleri birleştirilmiş ve böyle sınıflandırılmıştır. Beş sınıflı sınıflandırmamızın doğruluk oranı %88 çıkmıştır ve karmaşıklık matrisi Şekil 4.2'de gösterildiği gibidir



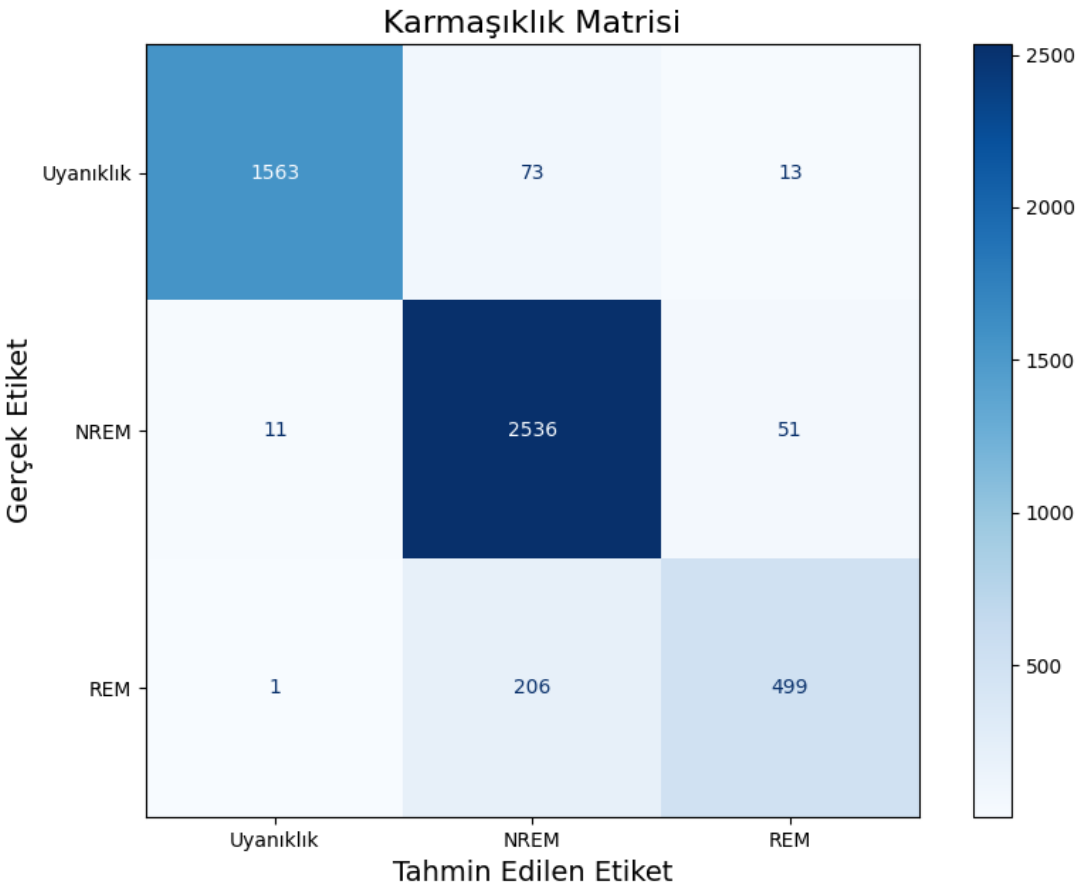
Şekil 4.2. 5 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi

Sınıflandırma 4 evreye düşürülürken hafif uyku olarak adlandırılan NREM uykusunun 1. ve 2. evreleri birleştirilmiş ve böyle sınıflandırılmıştır. Dört sınıflı sınıflandırmamızın doğruluk oranı %90 çıkmıştır ve karmaşıklık matrisi Şekil 4.3'de gösterildiği gibidir



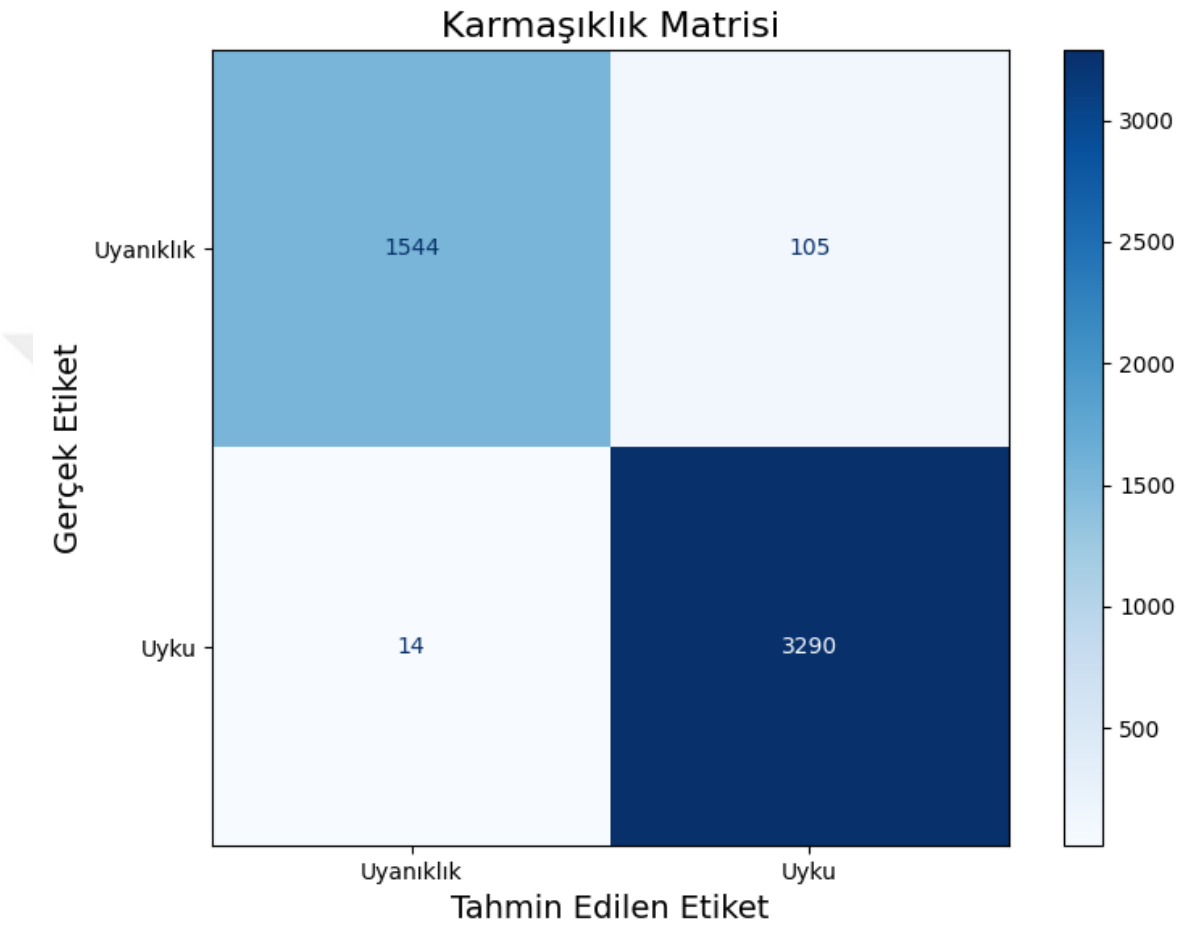
Şekil 4.3. 4 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi

Sınıflandırma 3 evreye düşürülürken NREM uykusu olarak bilinen evre 1, evre 2, evre 3 ve evre 4 birleştirilmiş sınıflandırma Uyanıklık evresi, REM evresi ve NREM evresi olarak 3 sınıfa ayrılmıştır. Üç sınıflı sınıflandırmamızın doğruluk oranı %95 çıkmıştır ve karmaşıklık matrisi Şekil 4.4'de gösterildiği gibidir.



Şekil 4.4. 3 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi

Son olarak sınıflandırma işlemi 2 sınıflı olarak yapılmış NREM ve REM birleştirilmiş Uyku evresi ve uyanıklık evresi olarak 2 sınıfa ayrılmıştır. İki sınıflı sınıflandırmamızın doğruluk oranı %98 çıkmıştır ve karmaşıklık matrisi Şekil 4.5'de gösterildiği gibidir.



Şekil 4.5. 2 sınıflı LightGBM sınıflandırıcısının karmaşıklık matrisi

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu tez çalışmasında literatürde de birçok çalışmada (Ebrahimi vd., 2008; Hassan vd., 2015; Hassan & Bhuiyan, 2016; Hsu vd., 2013; C. S. Huang vd., 2013; C.-S. Huang vd., 2013; Jo vd., 2010; Liu vd., 2010; Phan vd., 2013; Rodríguez-Sotelo vd., 2014; Sanders vd., 2014; Yi Li vd., 2009) kullanılan Physionet Sleep-EDF(Expanded) (Kemp vd., 2018) EEG veri seti ile 6 sınıftan oluşan uyku ve uyanıklığın sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Bu evreler sırasıyla uyanıklık, evre 1, evre 2, evre 3, evre 4 ve REM evresidir. Veri setindeki EEG verileri kaydedilirken deneklere EEG başlıkları takılmış ve iki ayrı gün şeklinde ortalama 22 saat uzunluğunda kayıtlar alınmıştır (Kemp vd., 2018). Bu kayıtları uzmanlar R&K standartına (Kales & Rechtschaffen, 1968) göre etiketlemişlerdir. Bu çalışmanın devamında ise veri setindeki veriler genelde yaşlara göre fazla değişkenlik gösterdikleri ve bu istenmeyen bir durum olduğu için ilk 20 denekten 39 gece kaydı kullanılmış yaş farkları azaltılmıştır. 22 saatlik verilerin büyük bir kısmı uyanıklık olduğu için uykudan önce yarım saat ve uykudan sonra yarım saat olacak şekilde veriler kırpılmış ve diğer evrelerle eşitlenmeye çalışılmıştır.

EEG verimizle ilgili genel bir diğer problem ise evre 1'in diğer evrelere göre çok daha az sürede gerçekleştiği için etiketli veri sayısının diğer evrelere kıyasla daha az olmasıydı. Bu problemin çözümü için ise veri setindeki 14 diğer deneğin sadece evre 1 kayıtları alınmış ve eğitim verilerine katılmıştır. Evre 1'deki artıştan dolayı uyanıklık, REM, evre 1 ve evre 2 şeklinde devam eden uyku döngülerindeki evre 1'in öncesindeki REM evresinin bu artıştan dolayı başarım oranı düşmüştür. Çözüm olarak ise 4 denekten sadece REM evresinin kayıtları alınmış ve eğitime katılmışlardır. REM evresinin artması sonucunda ise uyku döngüsünde hemen önceki evre olan uyanıklık evresinin başarım oranı azalmış ve son olarak bu duruma çözüm olarak da 30'ar dakikalık kırpılma arttırılarak 90'ar dakikaya çıkarılmıştır. Bu sayede veri setimizdeki denge sağlanmış ve önişleme çıkarımına geçilmiştir.

Önişleme adımında delta, teta, alfa, beta ve gama frekans bantlarına göre Butterworth IIR filtreler tasarlanmış ve EEG sinyalleri 30 saniyelik epoklara ayrılıp filtrelerden geçirilmişlerdir. Her filtre sonucunda çıkan verilerle öznitelik çıkarımına geçilmiştir.

Öznitelik çıkarım adımında PSD ve Esis öznitelikleri ile Random Forest sınıflandırıcısı kullanılarak başlı başına %70'lerin üzerinde başarım elde edilmiştir. Spektral Entropi özniteliği eklendiğinde ise başarımda %5'e yakın bir artış görülmüştür. Dalgacık dönüşümünden elde edilen öznitelikler ve Hjorth parametreleri tek başlarına başarıma bir etki edememiş ama birlikte hem genel başarımı arttırmış hem de sınıflandırırken sorunlarla karşılaştığımız evre 1'in başarımını %10 oranında arttırmışlardır.

Sınıflandırma adımına geçildiğinde ise 6 adet sınıflandırıcı ile sınıflandırılmıştır. Genel olarak Gradient Boosting karar ağacı algoritmaları birbirlerine yakın ve başarılı sonuçlar verirken. KNN algoritması diğerlerine göre çok daha düşük başarım oranı ile sınıflandırmıştır. En yüksek başarımın elde edildiği sınıflandırıcı ise 2016 yılında Microsoft'un açık kaynak olarak yayınladığı LightGBM sınıflandırıcısıdır.

Sınıflandırma sırasında bütün evreleri ayrı olarak aldığımızda yani 6 sınıf ile sınıflandırıldığında %86'lık bir başarım elde edilmiştir. Derin uyku olarak adlandırılan evre 3 ve evre 4'ü birleştirdiğimizde ise sınıf sayımız 5'e düşmüş doğruluk oranımız %88'e çıkmıştır. Hafif uyku olarak adlandırılan evre 1 ve evre 2'yi de birleştirdiğimizde sınıf sayımız 4'e düşmüş doğruluk oranımız ise %90 olmuştur. Hafif uyku ve derin uyku evlerini birleştirip NREM adı altında topladığımızda ise sınıf sayımız 3 olmuş ve doğruluk oranımız %95 bulunmuştur. Son olarak REM ve NREM evrelerini birleştirip uyku ve uyanıklık şeklinde 2 sınıflı sınıflandırma sonucunda doğruluk oranımız %98 olarak bulunmuştur.

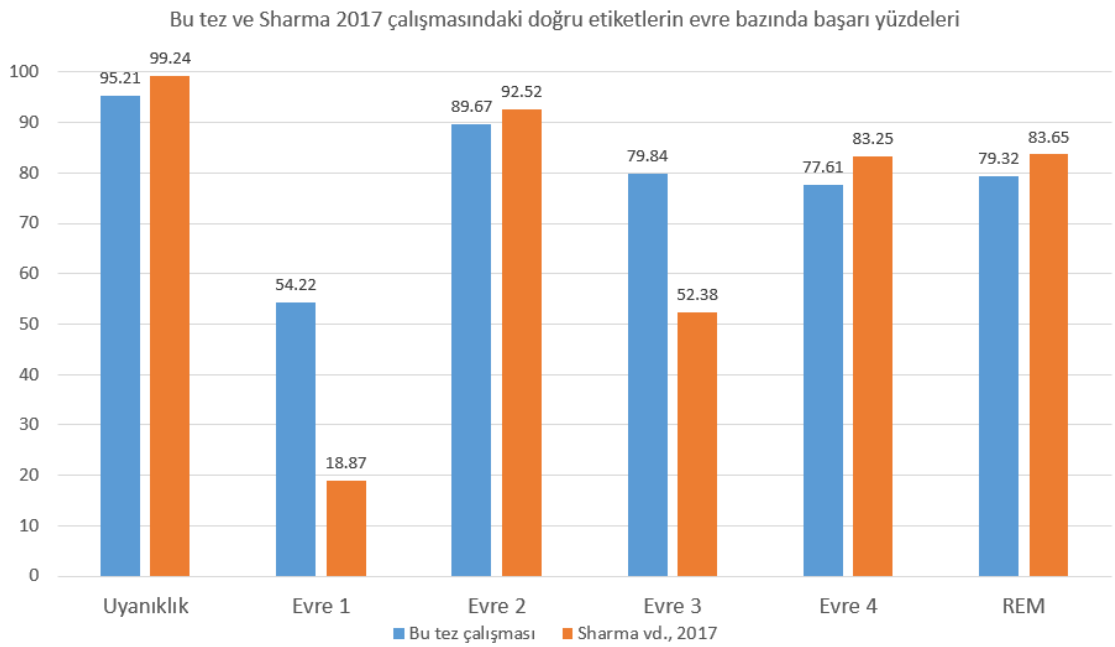
Literatürdeki diğer çalışmalara baktığımız da çoğunlukla geçtiğimiz tarihlerde makine öğrenmesi ile sınıflandırılma yapılır iken en son bu konudaki çalışmalarda ise derin öğrenme ile çalışıldığını görmekteyiz. Bazı çalışmalar 6 sınıflı ve bazı çalışmalar ise 4 veya 3 sınıflı olarak bu sınıflandırmayı yapmaktadırlar. Aşağıdaki Çizelge 5.1'de bu konuda yapılan bazı çalışmaları ve en altta ise bu tezde yapılan çalışmayı görebiliriz.

Çizelge 5.1. Literatürdeki bazı çalışmalar ve yapılan bu çalışmanın karşılaştırılması

No	Çalışmalar	Uyku sınıfları	Öznitelikler	Sınıflandırıcı	Veri seti	Performans
1	(Hassan vd., 2015)	6 sınıf, 5 sınıf, 4 sınıf	4 standart istatistik öznitelikleri, 5 spektral öznitelik	Bootstrap Aggregating (Bagging)	Sleep-EDF veri seti, 8 kayıt	%85,57 %86,53 %87,49
2	(Rodríguez-Sotelo vd., 2014)	5 sınıf	Fraktal boyut, Trendsiz dalgalanma analizi, Shannon entropisi (ApEn), Örnek entropisi, Çoklu ölçek entropisi	ANN	Sleep-EDF veri seti, 20 kayıt	%80
3	(Liu vd., 2010)	4 sınıf	Hilbert-Huang dönüşümüne dayalı marjinal enerji	NN	Sleep-EDF, 7 kayıt	%95 W %87.1 S1-REM %82 S2, %92.9 E3-E4
4	(Sanders vd., 2014)	5 sınıf	Ortalama spektral güç, Tercihli frekans bandı ve CFC yöntemi	LDA	Sleep-EDF, 10 kayıt	%75
5	(Tsinalis vd., 2016)	5 sınıf	Dalgacık dönüşümü katsayıları	Yığılmış seyrek otokodlayıcılar, NN	Sleep-EDF, 20 kayıt	%78
6	(Sharma vd., 2017)	6 sınıf, 5 sınıf, 4 sınıf, 3 sınıf, 2 sınıf	EMD ve istatistiksel öznitelikler	Random Forest	Sleep-EDF, 8 kayıt	%90, %91, %92, %94, %98
7	(Z. Zhang vd., 2024)	5 sınıf	İki Akışlı Kodlayıcı – Kod Çözücü	TSEDSleepNet	Sleep-EDF, 39 kayıt,	%89
8	Bu tez çalışması	6 sınıf, 5 sınıf, 4 sınıf, 3 sınıf, 2 sınıf	PSD, Esis, Spektral Entropi, Hjorth parametreleri, Dalgacık dönüşümü öznitelikleri	LightGBM	Sleep-EDF, 39 kayıt, 28 kayıt evre 1, 8 kayıt REM	%86, %88, %90, %95, %98

Çizelge 5.1 ‘de 6. Sıradaki çalışmada doğruluk oranının yüksek çıkmasının sebebi toplam test verisi sayısı 15136 iken bunun yarısından fazlasını 8003 veri ile uyanıklık evresi oluşturmaktadır. Uyanıklık evresi büyük bir doğrulukla sınıflandırıldığı için genel doğruluğu arttırmaktadır. Çalışmadaki karmaşıklık matrisinde ise Evre 1 için doğruluk oranının %18, Evre 3 için doğruluk oranının %52 olduğunu görülmektedir. Bu tez çalışmasında ise 4953 test verisinin sadece 1649’u uyanıklık evresine aitken Evre 1 için doğruluk oranı %54, Evre 3 için doğruluk oranı ise %80 olarak elde edilmiştir. Bu tez ve çalışması ve bahsi geçen çalışmanın evre bazında başarım yüzdeleri Şekil 5.1’de gösterilmektedir.

Bu tez çalışmasının devamında bazı iyileştirmeler yapılması düşünülmektedir. 5 farklı frekans bandı için EEG sinyalinin 5 ayrı veriye dönüşmesi ve bu verilerle öznitelikler hesaplanması üzerine sistem için fazla bir işlem yükü oluşmaktadır. Öznitelik seçme algoritmalarıyla hem işlem yükünün azaltılabilmesi hem de veri karmaşıklığın azaltılabilmesinde büyük rol oynayabilir. Öte yandan literatürdeki en son çalışmalardan da görüldüğü üzere makine öğrenmesi yerine veri sayısı arttırılarak derin öğrenme modelleriyle de çalışılıp doğruluk oranının yükseltebilme ihtimali bulunmaktadır.



Şekil 5.1. Bu tez ve Sharma vd. çalışmasının evre bazlı karşılaştırılması

KAYNAKLAR

5 Stages of Sleep: Psychology, Cycle & Sequence. (t.y.). Geliş tarihi 18 Haziran 2024, gönderen https://www.simplypsychology.org/sleep-stages.html

Aboalayon, K., Faezipour, M., Almuhammadi, W., & Moslehpour, S. (2016). Sleep Stage Classification Using EEG Signal Analysis: A Comprehensive Survey and New Investigation. *Entropy*, *18*(9), 272. https://doi.org/10.3390/e18090272

Abraham, A. (2005). Artificial neural networks. *Handbook of measuring system design*. http://wsc10.softcomputing.net/ann_chapter.pdf

Ahmad, R. F., Malik, A. S., Kamel, N., Amin, H., Zafar, R., Qayyum, A., & Reza, F. (2014). Discriminating the different human brain states with EEG signals using Fractal dimension: A nonlinear approach. *2014 IEEE International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA)*, 1-5. https://doi.org/10.1109/ICSIMA.2014.7047426

Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning*. MIT Press.

Alvarez, D., Hornero, R., Marcos, J., Del Campo, F., & Lopez, M. (2009). Spectral analysis of electroencephalogram and oximetric signals in obstructive sleep apnea diagnosis. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference*, *2009*, 400-403. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5334905

Analysis and Classification of Sleep Stages Based on Difference Visibility Graphs From a Single-Channel EEG Signal | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore. (t.y.). Geliş tarihi 18 Haziran 2024, gönderen https://ieeexplore.ieee.org/document/6733276

Bilge, U. (t.y.). *Tıpta Yapay Zeka ve Uzman Sistemler*. Geliş tarihi 17 Haziran 2024, gönderen https://avesis.akdeniz.edu.tr/yayin/0bc2ee20-d494-4cfe-8244-24210f3d88d8/tipta-yapay-zeka-ve-uzman-sistemler

Borzenko, A. (2010). A neural mechanism for human language processing. *Neurocomputing*, *74*(1-3), 104-112. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.11.051

Breiman, L. (2001). Random forest. *Machine Learning*, *45*(1), 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Brain Basics: Know Your Brain (2024). National Institute of Neurological Disorders and Stroke. https://www.ninds.nih.gov/health-information/public-education/brain-basics/brain-basics-know-your-brain

Celebi, M. E., & Aydin, K. (Eds.). (2016). Unsupervised learning algorithms (Vol. 9, p. 103). Cham: Springer.

Charbonnier, S., Zoubek, L., Lesecq, S., & Chapotot, F. (2011). Self-evaluated automatic classifier as a decision-support tool for sleep/wake staging. *Computers in Biology and Medicine*, *41*(6), 380-389. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2011.04.001

Chowdhary, K. R. (2020). *Fundamentals of Artificial Intelligence*. Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-3972-7

Čić, M., Šoda, J., & Bonković, M. (2013). Automatic classification of infant sleep based on instantaneous frequencies in a single-channel EEG signal. *Computers in*

Biology and Medicine, *43*(12), 2110-2117. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2013.10.002

Cord, M., & Cunningham, P. (Ed.). (2008). *Machine learning techniques for multimedia: Case studies on organization and retrieval ; with 20 tables*. Springer.

Demir, A., Bekiryazıcı, Ş., Coşkun, O., Eken, R., & Yılmaz, G. (2022). Detection and analysis of driver fatigue stages with EEG signals. *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, *28*(5), 643-651. https://doi.org/10.5505/pajes.2022.89327

Dorogush, A. V., Ershov, V., & Gulin, A. (2018). *CatBoost: Gradient boosting with categorical features support* (Versiyon 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/ARXIV.1810.11363

Ebrahimi, F., Mikaeili, M., Estrada, E., & Nazeran, H. (2008). Automatic sleep stage classification based on EEG signals by using neural networks and wavelet packet coefficients. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference*, *2008*, 1151-1154. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2008.4649365

Estrada, E., Nava, P., Nazeran, H., Behbehani, K., Burk, J., & Lucas, E. (2005). Itakura Distance: A Useful Similarity Measure between EEG and EOG Signals in Computer-aided Classification of Sleep Stages. *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, 1189-1192. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2005.1616636

Estrada, E., & Nazeran, H. (2010). EEG and HRV signal features for automatic sleep staging and apnea detection. *2010 20th International Conference on Electronics Communications and Computers (CONIELECOMP)*, 142-147. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5440778/

Estrada, E., Nazeran, H., Nava, P., Behbehani, K., Burk, J., & Lucas, E. (2004). EEG feature extraction for classification of sleep stages. *Conference Proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, *2006*, 196-199. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2004.1403125

Fraiwan, L., Lweesy, K., Khasawneh, N., Fraiwan, M., Wenz, H., & Dickhaus, H. (2011). Time Frequency Analysis for Automated Sleep Stage Identification in Fullterm and Preterm Neonates. *Journal of Medical Systems*, *35*(4), 693-702. https://doi.org/10.1007/s10916-009-9406-2

Fraiwan, L., Lweesy, K., Khasawneh, N., Wenz, H., & Dickhaus, H. (2012). Automated sleep stage identification system based on time–frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *108*(1), 10-19. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2011.11.005

Garces Correa, A., & Laciar Leber, E. (2010). An automatic detector of drowsiness based on spectral analysis and wavelet decomposition of EEG records. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference*, *2010*, 1405-1408. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5626721

Garcés Correa, A., Orosco, L., & Laciar, E. (2014). Automatic detection of drowsiness in EEG records based on multimodal analysis. *Medical Engineering & Physics*, *36*(2), 244-249. https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2013.07.011

Geurts, P., Ernst, D., & Wehenkel, L. (2006). Extremely randomized trees. *Machine Learning*, *63*(1), 3-42. https://doi.org/10.1007/s10994-006-6226-1

Gorur, D., Halici, U., Aydin, H., Ongun, G., Ozgen, F., & Leblebicioglu, K. (2002). Sleep spindles detection using short time Fourier transform and neural networks. *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN'02 (Cat. No.02CH37290)*, 1631-1636. https://doi.org/10.1109/IJCNN.2002.1007762

Gurudath, N., & Riley, H. B. (2014). Drowsy Driving Detection by EEG Analysis Using Wavelet Transform and K-means Clustering. *Procedia Computer Science*, *34*, 400-409. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.07.045

Güneş, S., Polat, K., & Yosunkaya, Ş. (2010). Efficient sleep stage recognition system based on EEG signal using *k*-means clustering based feature weighting. *Expert Systems with Applications*, *37*(12), 7922-7928. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.043

Hassan, A. R., Bashar, S. K., & Bhuiyan, M. I. H. (2015). On the classification of sleep states by means of statistical and spectral features from single channel Electroencephalogram. *2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2238-2243. https://doi.org/10.1109/ICACCI.2015.7275950

Hassan, A. R., & Bhuiyan, M. I. H. (2016). Computer-aided sleep staging using Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise and bootstrap aggregating. *Biomedical Signal Processing and Control*, *24*, 1-10. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.09.002

Hassan, A. R., & Hassan Bhuiyan, M. I. (2016). Automatic sleep scoring using statistical features in the EMD domain and ensemble methods. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, *36*(1), 248-255. https://doi.org/10.1016/j.bbe.2015.11.001

Hong, K.-S., & Naseer, N. (2016). Reduction of Delay in Detecting Initial Dips from Functional Near-Infrared Spectroscopy Signals Using Vector-Based Phase Analysis. *International Journal of Neural Systems*, *26*(03), 1650012. https://doi.org/10.1142/S012906571650012X

Hsu, Y.-L., Yang, Y.-T., Wang, J.-S., & Hsu, C.-Y. (2013). Automatic sleep stage recurrent neural classifier using energy features of EEG signals. *Neurocomputing*, *104*, 105-114. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.11.003

Hu, X.-S., Hong, K.-S., & Ge, S. S. (2012). fNIRS-based online deception decoding. *Journal of Neural Engineering*, *9*(2), 026012. https://doi.org/10.1088/1741-2560/9/2/026012

Huang, C. S., Lin, C. L., Yang, W. Y., Ko, L.-W., Liu, S. Y., & Lin, C. T. (2013). Applying the fuzzy C-means based dimension reduction to improve the sleep classification system: 2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE 2013. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2013.6622495

Huang, C.-S., Lin, C.-L., Ko, L.-W., Liu, S.-Y., Sua, T.-P., & Lin, C.-T. (2013). A hierarchical classification system for sleep stage scoring via forehead EEG signals. *2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB)*, 1-5. https://doi.org/10.1109/CCMB.2013.6609157

İbrahim Hakkı, B., & BİCAN, A. (2007). Uyku fizyolojisi. *Turkiye Klinikleri J Surg Med Sci*, *3*(23), 1-6.

Infinite impulse response. (2023). Içinde *Wikipedia*. https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Infinite_impulse_response&oldid=1190868390

Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, *31*(3), 685-695. https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2

Jo, H. G., Park, J. Y., Lee, C. K., An, S. K., & Yoo, S. K. (2010). Genetic fuzzy classifier for sleep stage identification. *Computers in Biology and Medicine*, *40*(7), 629-634. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2010.04.007

Jurcak, V., Tsuzuki, D., & Dan, I. (2007). 10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems. *NeuroImage*, *34*(4), 1600-1611. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.09.024

Kales, A., & Rechtschaffen, A. (1968). *A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects: Allan Rechtschaffen and Anthony Kales, Editors*. U. S. National Institute of Neurological Diseases and Blindness, Neurological Information Network.

Kapur, J. N., & Kesavan, H. K. (1992). Entropy Optimization Principles and Their Applications. İçinde V. P. Singh & M. Fiorentino (Ed.), *Entropy and Energy Dissipation in Water Resources* (C. 9, ss. 3-20). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-011-2430-0_1

Kemp, B., Aeilko Zwinderman, Tuk, B., Kamphuisen, H., & Oberyé, J. (2018). *The Sleep-EDF Database [Expanded]* [dataset]. physionet.org. https://doi.org/10.13026/C2X676

Krakovská, A., & Mezeiová, K. (2011). Automatic sleep scoring: A search for an optimal combination of measures. *Artificial Intelligence in Medicine*, *53*(1), 25-33. https://doi.org/10.1016/j.artmed.2011.06.004

Kuo, C.-E., & Liang, S.-F. (2011). Automatic stage scoring of single-channel sleep EEG based on multiscale permutation entropy. *2011 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference, BioCAS 2011*. https://doi.org/10.1109/BioCAS.2011.6107824

Lajnef, T., Chaibi, S., Ruby, P., Aguera, P.-E., Eichenlaub, J.-B., Samet, M., Kachouri, A., & Jerbi, K. (2015). Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines. *Journal of Neuroscience Methods*, *250*, 94-105. https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2015.01.022

Lan, K.-C., Chang, D.-W., Kuo, C.-E., Wei, M.-Z., Li, Y.-H., Shaw, F.-Z., & Liang, S.-F. (2015). Using off-the-shelf lossy compression for wireless home sleep staging. *Journal of Neuroscience Methods*, *246*, 142-152. https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2015.03.013

Lanke, P., Shastri, R., & Biradar, S. (2015). *Mental Tasks Classification using EEG signal, Discrete Wavelet Transform and Neural Network*.

Leaf-wise.png (769×267). (t.y.). Geliş tarihi 18 Haziran 2024, gönderen https://lightgbm.readthedocs.io/en/latest/_images/leaf-wise.png

Lee, Y.-H., Chen, Y.-S., & Chen, L.-F. (2009). Automated Sleep Staging Using Single EEG Channel for REM Sleep Deprivation. *2009 Ninth IEEE International*

Conference on Bioinformatics and BioEngineering, 439-442. https://doi.org/10.1109/BIBE.2009.68

Leistedt, S., Dumont, M., Lanquart, J.-P., Jurysta, F., & Linkowski, P. (2007). Characterization of the sleep EEG in acutely depressed men using detrended fluctuation analysis. *Clinical Neurophysiology*, *118*(4), 940-950. https://doi.org/10.1016/j.clinph.2007.01.003

Liang, S.-F., Kuo, C.-E., Hu, Y.-H., & Cheng, Y.-S. (2011). A rule-based automatic sleep staging method. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, *2011*, 6067-6070. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091499

Liu, Y., Yan, L., Zeng, B., & Wang, W. (2010). Automatic Sleep Stage Scoring Using Hilbert-Huang Transform with BP Neural Network. *2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 1-4. https://doi.org/10.1109/ICBBE.2010.5516372

Mahesh, B. (2018). *Machine Learning Algorithms—A Review*. *9*(1).

Mandala, S., Pratiwi Wibowo, A. R., Adiwijaya, Suyanto, Zahid, M. S. M., & Rizal, A. (2023). The Effects of Daubechies Wavelet Basis Function (DWBF) and Decomposition Level on the Performance of Artificial Intelligence-Based Atrial Fibrillation (AF) Detection Based on Electrocardiogram (ECG) Signals. *Applied Sciences*, *13*(5), 3036. https://doi.org/10.3390/app13053036

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, *5*(4), 115-133. https://doi.org/10.1007/BF02478259

Mora, A. M., Fernandes, C. M., Herrera, L. J., Castillo, P. A., Merelo, J. J., Rojas, F., & Rosa, A. C. (2010). Sleeping with ants, SVMs, multilayer perceptrons and SOMs. *2010 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, 126-131. https://doi.org/10.1109/ISDA.2010.5687278

Nabiyev, V. V. (2005). *Yapay zeka: Problemler-yöntemler-algoritmalar*. Seçkin Yayıncılık. https://scholar.google.com/scholar?cluster=3038760719881876708&hl=en&oi=scholarr

Nazeran, H., Ebrahimi, F., & Mikaeili, M. (2009). *EEG signal features for computer-aided sleep stage detection* (s. 672). https://doi.org/10.1109/NER.2009.5109385

Nilsson, N. J. (2009). *The Quest for Artificial Intelligence*. Cambridge University Press.

Oh, S.-H., Lee, Y.-R., & Kim, H.-N. (2014). A Novel EEG Feature Extraction Method Using Hjorth Parameter. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*, 106-110. https://doi.org/10.12720/ijeee.2.2.106-110

Oostenveld, R., & Praamstra, P. (2001). The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements. *Clinical Neurophysiology*, *112*(4), 713-719. https://doi.org/10.1016/S1388-2457(00)00527-7

Özen, Z., Kartal, E., & Gülseçen, S. (2017). *Yapay Zekâ ve Yapay Sinir Ağları*. https://avesis.istanbul.edu.tr/yayin/a2f44286-8c6c-4f50-8ef0-fd321c74771f/yapay-zeka-ve-yapay-sinir-aglari

Öztürk, K., & Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, *6*(2), 25-36.

Parmar, A., Katariya, R., & Patel, V. (2019). A Review on Random Forest: An Ensemble Classifier. İçinde J. Hemanth, X. Fernando, P. Lafata, & Z. Baig (Ed.), *International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (ICICI) 2018* (C. 26, ss. 758-763). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_86

Patil, S. S., & Pawar, M. K. (2012). Quality advancement of EEG by wavelet denoising for biomedical analysis. *2012 International Conference on Communication, Information & Computing Technology (ICCICT)*, 1-6. https://doi.org/10.1109/ICCICT.2012.6398151

Phan, H., Do, Q., Do, T.-L., & Vu, L. (2013). Metric learning for automatic sleep stage classification. İçinde *Conference proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference* (C. 2013, s. 5028). https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610677

PİRİM, A. G. H. (2006). Yapay zeka. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, *1*(1), 81-93.

Radha, M., Garcia-Molina, G., Poel, M., & Tononi, G. (2014). Comparison of feature and classifier algorithms for online automatic sleep staging based on a single EEG signal. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014, 2014*, 1876-1880. https://doi.org/10.1109/EMBC.2014.6943976

Rakendu Rao, & Derakhshani, R. (2005). A Comparison of EEG Preprocessing Methods using Time Delay Neural Networks. *Conference Proceedings. 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2005.*, 262-264. https://doi.org/10.1109/CNE.2005.1419607

Ringnér, M. (2008). What is principal component analysis? *Nature Biotechnology*, *26*(3), 303-304. https://doi.org/10.1038/nbt0308-303

Rodríguez-Sotelo, J. L., Osorio-Forero, A., Jiménez-Rodríguez, A., Cuesta-Frau, D., Cirugeda-Roldán, E., & Peluffo, D. (2014). Automatic Sleep Stages Classification Using EEG Entropy Features and Unsupervised Pattern Analysis Techniques. *Entropy*, *16*(12), Article 12. https://doi.org/10.3390/e16126573

Roushdy, M. (2012). *A survey of EEG based user authentication schemes*. https://www.academia.edu/34236624/A_survey_of_EEG_based_user_authentication_schemes

Sanders, T. H., McCurry, M., & Clements, M. A. (2014). Sleep stage classification with cross frequency coupling. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 4579-4582. https://doi.org/10.1109/EMBC.2014.6944643

Sharma, R., Pachori, R. B., & Upadhyay, A. (2017). Automatic sleep stages classification based on iterative filtering of electroencephalogram signals. *Neural Computing and Applications*, *28*(10), 2959-2978. https://doi.org/10.1007/s00521-017-2919-6

Shinde, P. P., & Shah, S. (2018). A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications. *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, 1-6. https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2018.8697857

Stoica, P., & Moses, R. L. (2005). *Spectral analysis of signals*. Pearson/Prentice Hall.

Şen, B., Peker, M., Çavuşoğlu, A., & Çelebi, F. V. (2014). A Comparative Study on Classification of Sleep Stage Based on EEG Signals Using Feature Selection and Classification Algorithms. *Journal of Medical Systems*, *38*(3), 18. https://doi.org/10.1007/s10916-014-0018-0

Tiryaki, A. E., & Kazan, R. (2007). Bulaşık makinesinin bulanık mantık ile modellenmesi. *Mühendis ve Makine*, *48*(565), 3-8.

Tsai, P.-Y., Hu, W., Kuo, T. B. J., & Shyu, L.-Y. (2009). A portable device for real time drowsiness detection using novel active dry electrode system. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference*, *2009*, 3775-3778. https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5334491

Tsinalis, O., Matthews, P. M., & Guo, Y. (2016). Automatic Sleep Stage Scoring Using Time-Frequency Analysis and Stacked Sparse Autoencoders. *Annals of Biomedical Engineering*, *44*(5), 1587-1597. https://doi.org/10.1007/s10439-015-1444-y

Wang, D., Zhang, Y., & Zhao, Y. (2017). LightGBM: An Effective miRNA Classification Method in Breast Cancer Patients. *Proceedings of the 2017 International Conference on Computational Biology and Bioinformatics*, 7-11. https://doi.org/10.1145/3155077.3155079

Welch, P. (1967). The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, *15*(2), 70-73. https://doi.org/10.1109/TAU.1967.1161901

Yi Li, Fan Yingle, Li Gu, & Tong Qinye. (2009). Sleep stage classification based on EEG Hilbert-Huang transform. *2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 3676-3681. https://doi.org/10.1109/ICIEA.2009.5138842

Youngworth, R. N., Gallagher, B. B., & Stamper, B. L. (2005). *An overview of power spectral density (PSD) calculations* (H. P. Stahl, Ed.; s. 58690U). https://doi.org/10.1117/12.618478

Yu, S., Li, P., Lin, H., Rohani, E., Choi, G., Shao, B., & Wang, Q. (2013). Support Vector Machine Based Detection of Drowsiness Using Minimum EEG Features. *2013 International Conference on Social Computing*, 827-835. https://doi.org/10.1109/SocialCom.2013.124

Zadeh, L. A. (1988). Fuzzy logic. *Computer*, *21*(4), 83-93.

Zhang, A., Yang, B., & Huang, L. (2008). Feature Extraction of EEG Signals Using Power Spectral Entropy. *2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics*, 435-439. https://doi.org/10.1109/BMEI.2008.254

Zhang, Z., Lin, B.-S., Peng, C.-W., & Lin, B.-S. (2024). Multi-Modal Sleep Stage Classification With Two-Stream Encoder-Decoder. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *32*, 2096-2105. https://doi.org/10.1109/TNSRE.2024.3394738

Zurada, J. (1992). *Introduction to artificial neural systems*. West Publishing Co.