

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ



MOBİL EEG TABANLI AÇLIK VE TOKLUK SINIFLANDIRILMASI

Egehan ÇETİN

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

ŞUBAT 2020

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ



MOBİL EEG TABANLI AÇLIK VE TOKLUK SINIFLANDIRILMASI

Egehan ÇETİN

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

ŞUBAT 2020

ANTALYA

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

MOBİL EEG TABANLI AÇLIK VE TOKLUK SINIFLANDIRILMASI

**Egehan ÇETİN
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Bu tez Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi
tarafından FBA-2018-4270 nolu proje ile desteklenmiştir.**

ŞUBAT 2020

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MOBİL EEG TABANLI AÇLIK VE TOKLUK SINIFLANDIRILMASI

Egehan ÇETİN
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez 14/02/2020 tarihinde jüri tarafından Oybirliği / Oyçokluğu ile kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Süleyman BİLGİN (Danışman)

Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ

Doç. Dr. Övünç POLAT



ÖZET

MOBİL EEG TABANLI AÇLIK VE TOKLUK SINIFLANDIRILMASI

Egehan ÇETİN

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Süleyman BİLGİN

Şubat 2020; 72 sayfa

Hastanelerde ve laboratuvarlarda gerçekleştirilebilen yüzeysel elektroensefalografi (EEG) ölçümleri günümüz teknolojilerinin gelişmesiyle giyilebilir ve taşınabilir düzeye ulaşmıştır. Yapay zeka destekli beyin bilgisayar arayüzü (BBA) sistemleri engeli olan bireylerin EEG sinyallerinin işlenmesi ile dış dünyayla etkileşimde bulunmasında önemli rol oynamaktadır. Özellikle artan nüfusla beraber evde bakım ihtiyacı olan bireylerin temel ihtiyaçlarına destek olacak araştırmalar yaygınlaşmaktadır.

Bu çalışmada, EEG ölçümleri üzerinden kişilerin açlık ve tokluk durumunu bilgisayar ortamında tespit edecek BBA sisteminin tasarlanması amaçlanmıştır. Bu kapsamda, çalışmanın ilk aşamasında 20 sağlıklı katılımcının gözler açık, gözler kapalı ve Olay İlişkili Potansiyel (OİP) senaryolarında EEG sinyalleri kaydedilerek veri tabanı oluşturulmuştur. Ön işlemede, alçak geçiren, yüksek geçiren ve çentik filtreler kullanılarak EEG sinyalleri gürültüden arındırılmıştır. OİP sinyallerinin maksimum, minimum, ortalama, medyan, varyans, basıklık, mod, maksimum ve minimum değerler arasındaki fark, standart sapma ve çarpıklık değerleri elde edilerek özellikler çıkartılmıştır. Gözler açık ve kapalı EEG ölçümlerin analizinde ise Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) yöntemi kullanılmıştır. Özellik seçiminde, Lineer Diskriminant Analiz (LDA) sınıflandırıcısının girdisi olan özelliklerden en başarılı doğruluk oranına sahip özellikler yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmıştır. Çalışmada, Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı, Destek Vektör Makinesi, k En Yakın Komşuluk ve Karar Ağacı algoritmaları kullanılarak Coiflet 1 ve Daubechies 4 dalgacıklarının aç ve tok durumlardaki EEG sinyalinin sınıflandırma performansları karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda, üç farklı ölçüm yöntemi ve analiziyle doğruluk oranı %97,62, %95 ve %85 olarak tespit edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELER: Elektroensefalografi, Açlık ve tokluk, Dalgacık Paket Dönüşümü, Yapay zeka.

JÜRİ: Doç. Dr. Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ

Doç. Dr. Övünç POLAT

ABSTRACT

MOBILE EEG BASED HUNGER AND SATIETY CLASSIFICATION

Egehan ÇETİN

MSc Thesis in Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

February 2020; 72 pages

Surface electroencephalography (EEG) measurements that can be performed in hospitals and laboratories have reached wearable and portable level with the development of today's technologies. Artificial intelligence assisted, brain computer interface (BCI) systems play an important role in the processing of EEG signals of individuals with disabilities and their interaction with the outside world. Especially, with the increasing population, researches to support the basic needs of individuals in need of home care are becoming widespread.

In this study, it is aimed to design the BCI system that will detect the hunger and satiety status of the people in computer environment through EEG measurements. In this context, the database was created by recording EEG signals in the eyes open, eyes closed and Event Related Potential (ERP) scenarios of 20 healthy participants in the first stage of the study. In preprocessing, EEG signals are cleaned from noise using low pass, high pass and notch filters. The properties are extracted by obtaining the maximum, minimum, average, median, variance, kurtosis, mode, difference between maximum and minimum values, standard deviation and skewness values of the ERP signals. Wavelet Packet Transformation (WPT) method was used to analyze EEG measurements with eyes open and closed. In the feature selection, the properties with the most successful accuracy rate, which are the inputs of the Linear Discriminant Analysis (LDA) classifier, are used as the inputs of artificial intelligence algorithms. In the study, the classification performances of the EEG signal in the open and satiety states of Coiflet 1 and Daubechies 4 wavelets were compared by using Multilayer Artificial Neural Network, Support Vector Machine, k Nearest Neighbor and Decision Tree algorithms. As a result of the study, the accuracy rate was determined as 97.62%, 95% and 85% with three different measurement methods and analysis.

KEYWORDS: Electroencephalography, Hunger and satiety, Wavelet Package Transformation, Artificial intelligence.

COMMITTEE: Assoc. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ

Assoc. Prof. Dr. Övünç POLAT

ÖNSÖZ

Tez konusunun belirlenme aşamasından, sonuçlanmasına kadar tüm süreçte bilgi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren, yardımlarını ve değerli vakitlerini esirgemeyen danışman hocam Sayın Doç. Dr. Süleyman BİLGİN'e sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Tez çalışmasının, ölçüm yöntemlerinin belirlenmesinde ve ölçüm aşamasında desteklerini veren, bilgileriyle yolumuzu aydınlatan ve değerli vakitlerini esirgemeyen Sayın Doç. Dr. Yasemin BİÇER GÖMCELİ'ye ve Sayın Dr. Alparslan Melik KAYIKÇI'ya sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Maddi ve manevi destekleriyle hep yanımda hissettiğim sevgili anneme, babama ve ablama teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÖNSÖZ	iii
AKADEMİK BEYAN	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	x
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ.....	14
2. KAYNAK TARAMASI.....	15
2.1. Literatür Özeti	15
2.2. Beynin Yapısı ve Sinir Sistemi	17
2.3. Elektroensefalografi	18
2.4. Açlık ve Tokluk Mekanizması	21
2.5. Olay İlişkili Potansiyeller	24
3. MATERYAL VE METOT	25
3.1. Emotiv Epoc+ Mobil EEG Cihazı ve Emotiv Pro Yazılımı.....	25
3.2. Opensesame Programı	27
3.3. Deney Protokolü.....	27
3.3.1. Veri tabanı	31
3.4. Özellik Çıkarımı	31
3.4.1. Zaman uzay analizi.....	31
3.4.2. Dalgacık paket dönüşümü	32
3.5. Ön İşleme	36
3.6. Özellik Seçimi	36
3.6.1. Lineer diskriminant analizi.....	37
3.7. Yapay Zeka Algoritmaları ve Optimizasyon	38
3.7.1. Bayesian optimizasyonu.....	38
3.7.2. Destek vektör makinesi	38
3.7.3. K en yakın komşuluk.....	41
3.7.4. Karar ağacı	41
3.7.5. Çok katmanlı yapay sinir ağı.....	42

4. BULGULAR VE TARTIŞMA	44
4.1. Görsel Analog Ölçek Testi Sonuçları.....	44
4.2. Olay İlişkili Potansiyel Analiz Sonuçları	44
4.3. Gözler Açık ve Kapalı Analiz Sonuçları.....	47
5. SONUÇLAR	63
6. KAYNAKLAR.....	64
7. EKLER	69
ÖZGEÇMİŞ	



AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Mobil EEG Tabanlı Açlık ve Tokluk Sınıflandırılması” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.



14/02/2020

Egehan ÇETİN

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

E_n	: DPD’de sinyalin toplam enerjisi
E_p	: DPD’de sinyalin enerji oranı
W_{RMS}	: DPD’de her düğümdeki RMS değeri
W_i	: YSA’da i. giriş için ağırlık değeri
X_i	: YSA gizli katmanındaki i. eleman
a_j	: Lagrange çarpanı için izin verilen aralık
b_j	: YSA’da j. katmanındaki eşik girdisi
$\bar{x}$	: OİP sinyali
x_i	: DVM’de özellik vektörü
$x_i(t)$	: i’nci görsel için zamana bağlı nöronal cevap
y_i	: Eğitim verilerinin ait olduğu sınıf
b	: Öteleme parametresi
C	: Lagrange çarpanı için sınır değeri
cm	: Santimetre
dk	: Dakika,
$h(k)$	: DPD’de yüksek geçiren filtre katsayısı
Hz	: Hertz
K	: Çekirdek fonksiyonu
kg	: Kilogram
m^2	: Metrekare
ms	: Milisaniye
n	: Kaydırma parametresi
α	: Ölçekleme parametresi
$g(k)$	: DPD’de alçak geçiren filtre katsayısı

$nb_0a_0^m$: Ayrık dalgacık öteleme parametresi

w : LDA'da ağırlık vektörü

ψ : Dalgacık fonksiyonu

Kısaltmalar

AgRP : Agouti-ilgili peptit

A-MSH : α -melanosit uyarıcı hormon

BBA : Beyin bilgisayar arayüzü

CART : Kokain-amfetamin düzenleyici transkript

CCK : Kolesistokinin

ÇDD : Çapraz doğrulama değeri

ÇKA : Çok Katmanlı Algılayıcı

ÇKYSA : Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı

dIPFC : Dorsolateral prefrontal korteks

dmPFC : Dorsomedial prefrontal korteks

DOĞ : Doğruluk

DUY : Duyarlılık

DVM : Destek Vektör Makinesi

EEG : Elektroensefalografi

fMRI : Fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme

GI : Gastrointestinal yol

GLP-1 : Glukagon benzeri peptit

GOKK : Girdi olarak kullanılan kanal

İÖ : Girdi olarak kullanılan istatistiksel özellik

KA : Karar Ağacı

KEYK : K En Yakın Komşuluk

LH : Lateral hipotalamus

MCH	: Melanin konsantre edici hormon
MSS	: Merkezi sinir sistemi
NPY	: Nöropeptit Y
OİP	: Olay ilişkili potansiyel
OXN	: Oksintomodulin
ÖZG	: Özgüllük
PET	: Pozitron Emisyon Tomografisi
PP	: pankreatik polipeptit
PSS	: Periferik sinir sistemi
RMS	: Kare ortalamalarının karekökü
VKİ	: Vücut kitle endeksi
VMH	: Ventromedial hipotalamus

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Beyin lobları	18
Şekil 2.2. Delta frekans bandı sinyal örneği	20
Şekil 2.3. Teta frekans bandı sinyal örneği.....	20
Şekil 2.4. Alfa frekans bandı sinyal örneği.....	20
Şekil 2.5. Beta frekans bandı sinyal örneği	21
Şekil 2.6. Gama frekans bandı sinyal örneği	21
Şekil 2.7. Besin alım sürecinde nöronların uyarılma prosesi	23
Şekil 3.1. a. Emotiv Epoc+ Mobil EEG cihazı.....	26
Şekil 3.1. b. Uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre elektrot konumları	26
Şekil 3.2. Emotiv Pro yazılımı arayüzü	26
Şekil 3.3. Opensesame yazılımı arayüzü	27
Şekil 3.4. Ölçüm prosesi akış diyagramı	28
Şekil 3.5. Gözler açık ölçüm görüntüsü.....	28
Şekil 3.6. OİP ölçümü akış diyagramı	29
Şekil 3.7. OİP ölçüm görüntüsü.....	29
Şekil 3.8. Gözler açık ve kapalı ölçümler için çalışmanın akış diyagramı	30
Şekil 3.9. ÖİP testi için çalışmanın akış diyagramı	31
Şekil 3.10. Dalgacık dönüşüm analizinin zaman-frekans gösterimi.....	33
Şekil 3.11. 2. seviye DPD yapısı	34
Şekil 3.12. 8. seviye DPD yapısı	35
Şekil 3.13. a. Coiflet 1 dalgacığı	35
Şekil 3.13. b. Daubechies 4 dalgacığı.....	35
Şekil 3.14. EEG sinyaline etki eden gürültüler.....	36
Şekil 3.15. Hiper düzlem ve marjinin özellik uzayındaki konumu.....	39
Şekil 3.16. Üç katmanlı ÇKYSA örneği.....	43
Şekil 4.1. GAÖ testi sonuçları	44
Şekil 4.2. 7 numaralı katılımcının aç olarak ölçülen OİP sinyali	45

Şekil 4.3. OİP analizinde en başarılı kanalların 10-20 elektrot sistemindeki konumu.....	47
Şekil 4.4. EEG sinyaline uygulanan filtreleme işlemi	47
Şekil 4.5. Gözler açık ölçüm paket enerji oranları farkı	48
Şekil 4.6. Gözler kapalı ölçüm paket enerji oranları farkı	48
Şekil 4.7. a. Gözler kapalı analizde en başarılı kanalların 10-20 elektrot sistemindeki konumu	61
Şekil 4.7. b. Gözler açık analizde en başarılı kanalın 10-20 elektrot sistemindeki konumu.....	61



ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1. Oreksijenik ve anoreksijenik hormon ve peptitler.....	22
Çizelge 3.1. EEG cihazı teknik özellikleri.....	25
Çizelge 3.2. GAÖ test soruları ve cevap skalası	30
Çizelge 3.3. Zaman uzayında istatistiksel analiz yöntemleri.....	32
Çizelge 3.4. DVM yapısının özellikleri	40
Çizelge 3.5. KEYK algoritmasında kullanılan uzaklıklar	41
Çizelge 3.6. KEYK yapısının özellikleri	41
Çizelge 3.7. KA yapısının özellikleri.....	42
Çizelge 3.8. ÇKYSA yapısının özellikleri.....	43
Çizelge 4.1. Özellik seçimi aşamasında en başarılı kanal ve istatistiksel özellikler.....	46
Çizelge 4.2. Kanal ve özelliklere göre sınıflandırma başarıları.....	46
Çizelge 4.3. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları	49
Çizelge 4.4. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	50
Çizelge 4.5. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları.....	50
Çizelge 4.6. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	51
Çizelge 4.7. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları	51
Çizelge 4.8. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	51
Çizelge 4.9. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları	52
Çizelge 4.10. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	53
Çizelge 4.11. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları.....	53

Çizelge 4.12. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	54
Çizelge 4.13. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları	54
Çizelge 4.14. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	54
Çizelge 4.15. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları	55
Çizelge 4.16. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	56
Çizelge 4.17. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları.....	56
Çizelge 4.18. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	57
Çizelge 4.19. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları	57
Çizelge 4.20. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	57
Çizelge 4.21. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları	58
Çizelge 4.22. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	59
Çizelge 4.23. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları.....	59
Çizelge 4.24. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	60
Çizelge 4.25. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları	60
Çizelge 4.26. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları.....	60

1. GİRİŞ

Dış ortamla etkileşimde olmak için en temel araçlardan biri konuşmadır. Özellikle kişi konuşmadığı zaman temel ihtiyaçlarını da ifade etmekte zorlanmaktadır. Yapılan çalışmalar gösteriyor ki, elektroensefalografi (EEG) ölçümleri ile duyguları ifade eden beyin aktiviteleri tespit edilebilmekte ve sınıflandırılabilir.

Beyin bilgisayar arayüzü (BBA) kişiden ölçülen EEG sinyallerini analiz ve kişinin bilişsel durumunu gerçek zamanlı olarak tahmin eden bir sistemdir. Konuşma anomalileri olan bireyler için yardımcı teknolojik çözümler üretmektedir. Bugüne kadar hastanelerde, laboratuvar ortamlarında gerçekleştirilebilen EEG ölçümleri günümüz teknolojilerinin gelişmesiyle giyilebilir ve taşınabilir hale gelmiş ve evlerde de kolayca kullanılabilir seviyeye gelmiştir. Haliyle EEG üstüne çalışmalar, giyilebilir cihazlar üstüne yoğunlaşmıştır. Günümüzde evde bakıma muhtaç bireylere yönelik bir BBA sistemine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bağlamda, temel ihtiyaçlardan birisi olan acıkma hissinin EEG sinyali ile tespit edilebilmesi çalışmanın ana konusu oluşturmaktadır.

Tez çalışması kapsamında, 20 sağlıklı erkek katılımcının aç ve tok durumlarda gözler kapalı (dinlenim durumu), gözler açık EEG ve Olay İlişkili Potansiyel (OİP) ölçümleri Emotiv Epoc+ Mobil EEG cihazı ile gerçekleştirilmiştir. Opensesame programıyla işaretleme ve OİP senaryosu tasarlanarak Emotiv Pro programıyla eş zamanlı olarak EEG sinyalleri kaydedilmiştir. Veri tabanındaki EEG sinyallerinin detaylı zaman ve zaman-frekans analizleri yapılmıştır. Analiz aşamasında, ön işleme kısmında hatalı veriler elimine edilmesi ve alçak geçiren, yüksek geçiren ve çentik filtre uygulanması ile sinyaller gürültüden temizlenmiştir. OİP sinyallerinin maksimum, minimum, ortalama, medyan, varyans, basıklık, mod, maksimum ve minimum değerler arasındaki fark, standart sapma ve çarpıklık değerleri elde edilerek özellikler çıkartılmıştır. Gözler açık ve kapalı EEG ölçümlerin analizinde ise Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) yöntemi kullanılmıştır. Özellik seçiminde, Lineer Diskriminant Analiz (LDA) sınıflandırıcısının girdisi olan özelliklerden en başarılı olanlar yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmıştır. Çalışmada, Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı (ÇKYSA), Destek Vektör Makinesi (DVM), k En Yakın Komşuluk (KEYK) ve Karar Ağacı (KA) algoritmaları kullanılarak Coiflet 1 ve Daubechies 4 dalgacıklarının aç ve tok durumlardaki EEG sinyalinin sınıflandırma performansları karşılaştırılmıştır.

Çalışma genel olarak 5 temel bölümden oluşturulmuştur. İlk bölümde genel bir bilgilendirme yapılarak tezin öneminden, amacından ve içeriğinden bahsedilmiştir. İkinci bölümde, literatürde yer alan ve tez konusunu destekleyen benzer çalışmalardan bahsedilmiştir. Üçüncü bölümde, beyin fizyolojik yapısı ve işlevi, EEG, frekans bantları, Emotiv Epoc+ Mobil EEG Cihazı ve Emotiv Pro yazılımı, Opensesame programı, insan vücudundaki açlık ve tokluk mekanizması, OİP'ler hakkında bilgiler verilmiştir. Dördüncü bölümde, analizler sonucunda elde edilen bulgular değerlendirilerek yorumlanmıştır ve diğer çalışmalar ile karşılaştırmalara yer verilmiştir. Beşinci bölümde ise ulaşılan sonuçlara ve sonraki çalışmalarda getirilebilecek yenilikler aktarılmıştır.

2. KAYNAK TARAMASI

2.1. Literatür Özeti

Açlık ve tokluk mekanizmasında davranışsal ve fizyolojik araştırmaların yer aldığı yayınlar mevcuttur. Bu kapsamda, literatür taramasında güncel ulusal çalışmalar bulunmamakta olup, uluslararası gerçekleştirilen çalışmalar yer almıştır.

Feig vd. (2017) yaptıkları çalışmada diyet yapan ve diyet yapmayan gruplara aç ve tok koşullarda görsel OİP testi uygulamıştır. Aç durumda diyet yapan grup, diyet yapmayan grupla karşılaştırıldığında uyartım verildikten 100 ms sonra oluşan negatif sinyalde (N100) ve uyartım verildikten 200 ms sonra oluşan pozitif sinyalde (P200) genliklerinde gecikme tespit edilmiştir. Montopoli vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada, katılımcılar yüksek şeker oranlı çikolata, şeker oranı düşük çikolata, daha yüksek şeker oranlı çikolata, L-teanin, yüksek şekerli su, düşük şekerli su ve normal su tüketmiştir. Analiz sonucunda kontrol koşullarına kıyasla yüksek çikolata tüketimi ile frontal, parietal ve temporal lobta teta frekans bandında azalma ve oksipital beta frekans bandında artış olduğu tespit edilmiştir. Del Parigi vd. (2002) tarafından yapılan beynin yemeğe verdiği cevabın cinsiyetle ilişkisinin araştırıldığı çalışmada Pozitron Emisyon Tomografisi (PET) kullanılmıştır. Açlık durumunda erkekler frontotemporal ve paralımbik bölgelerde kadınlara göre daha fazla aktivasyon göstermiştir. Tokluk durumunda kadınların oksipital ve parietal duyuusal birliktelik alanlarında ve dorsolateral prefrontal kortekste erkeklerden daha fazla aktivasyon gösterdiği belirtilmiştir. Erkekler ise ventromedial prefrontal kortekste kadınlardan daha fazla aktivasyon göstermiştir. Plihal vd. (2001) tarafından yapılan çalışmada, aç ve tok durumlarında katılımcılara yiyecek, nötr ve cinsel kelimeler gösterilerek OİP ölçümleri gerçekleştirilmiştir. Aç durumunda, gıda ve cinsel uyaranlara, artış gözlenirken, tok deneklerde nötr uyaranlara cevap olarak daha büyük P200 genlikleri gözlenmiştir. Nijs vd. (2012) tarafından gerçekleştirilen çalışma sonucunda, OİP testlerinde katılımcıların cinsiyetleri (kadın-erkek, kadın-kadın, erkek-erkek), katılımcıların açlık ve tokluk seviyelerinin dengeli ve eşit olması, tokluk prosedürü (meyveli süt, normal yemek gibi), ölçümlerin yapıldığı günün saati, uyaran tipi (kelime, görsel gibi) parametrelerin sonuçları etkileyebileceği belirtilmiştir.

Toepel vd. (2009) tarafından yapılan çalışmada, 24 katılımcıya (yaşları $25,8 \pm 1,1$, VKİ: $21,96 \pm 0,5$ kg/m²) 300x300 piksel boyutlarında 52 yüksek kalorili, 52 düşük kalorili ve 50 gıda olmayan cisim görseli gösterilmiştir. Her görsel, 21 inç monitörden 500 ms boyunca gösterilmiştir ve görsel sonunda katılımcıların gıda veya gıda dışı butonlarına basmaları istenmiştir. P300 ve geç pozitif potansiyelin daha yüksek genlikler meydana getirdiğini belirlenmiştir. Stockburger vd. (2009) tarafından, 32 sağlıklı katılımcıya (yaşları $23,3 \pm 3,3$, VKİ: $21,6$ kg/m²) haftada 2 kere olmak üzere 24 saatlik açlık sonrasında ve gıda aldıktan sonra, gıda ve çiçek görsellerinden oluşan OİP testi uygulanmıştır. 170-310 ms arasında oksipito-temporal-parietal'de, 300-360 ms arasında açlık durumunda tokluk durumuna göre oksipitotemporal negatiflik ve sentroparietal pozitifliğin arttığı gözlemlenmiştir. 450-600 ms arasında gıda görsellerinde geç pozitif dalgaların genliği artmıştır. Açlık durumunda çiçek görsellerinde azalmakta olan pozitif OİP motivasyon durumuna göre değişmektedir. Nijs vd. (2010) tarafından, aşırı kilolu (26 katılımcı, VKİ: $30,00 \pm 4,62$ kg/m²) ve normal kilolu (40 katılımcı, VKİ: $20,63 \pm 1,14$ kg/m²) kadınlar arasında yapılan araştırmada katılımcılara OİP deneyi uygulanmıştır.

Gıda maddelerinin ve gıda maddesi olmayan nötr cisimlerin fotoğraflarına baktıklarında, bakış yönü ve süresi, reaksiyon süresi ve P300 potansiyeli süresi değerlendirilmiştir. Parietooksipital lob üzerindeki (P3, P7, P3, O1, P4, P8, P04, O2, Pz, Oz) P300 ölçümleri sonucunda normal ağırlıktaki katılımcılarda, yemek fotoğraflarında dikkatin tokluk durumunda arttığını göstermiştir. Kumar vd. (2016) yaptıkları araştırmada, yarısı kadın, yarısı erkek olan 20 obez ve 20 zayıf bireye yüksek ve düşük kalorili gıda görselleri sunarak EEG kayıtları alınmıştır. Çok değişkenli kaynak tarafından ters problem çözümlenmesiyle obez ve zayıf bireylerde sol dorsolateral prefrontal kortekste daha yüksek aktivite tespit edilmiştir. Fakat sağ frontal operkulum aynı gıdaların değerlendirilmesinde yer alırken yürütme kontrolü ve tat bölgeleri arasında etkileşimi olduğunu göstermiştir. Uyarım aşamasında görsel gıda uyaranlarının tespit edilip edilmediğini ve otomatik algılamayı artırıp artırmadığı araştırılmıştır. Sultson vd. (2019) tarafından, duyuusal uyaranların işlenmesini incelemek için faydalı olan Görsel Uyumsuzluk Olumsuzluğu testi, sağ elinin kullanan 18 kadına (yaşları $25,2 \pm 7,4$) aç ve tok durumlarında uygulanmıştır. Bilgisayar ekranından yansıtılan yüksek yağlı tuzlu ve yüksek yağlı tatlı görsellerinin gösterilmesi sonucunda katılımcıların aç durumundaki EEG sinyallerinde daha büyük tepe genlikleri ile daha iyi tespit edildiği belirtilmiştir. Carbine vd. (2017) tarafından, yüksek ve düşük kalorili gıda görselleri “go/no-go” testi kapsamında 159 katılımcıya (yaşları $23,5 \pm 7,6$) gösterilerek EEG ölçümleri kaydedilmiştir ve uyarım verildikten 200 ms sonra oluşan negatif sinyalde (N200) genlik analizi gerçekleştirilmiştir. Düşük kalorili gıda görseli uyaranına düşük genlikli ve tepki süresi kısa, yüksek kalorili gıda görseli uyaranına yüksek genlikli ve tepki süresi uzun yanıt sinyali olduğu yorumlanmıştır. Charbonnier vd. (2018) tarafından farklı yaş gruplarından oluşan 122 katılımcıya açlık durumunda, düşük veya yüksek kalorili gıda görsellerine karşı beyin tepkileri fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI) kullanarak incelenmiştir. Açlık durumunda tokluk durumuna göre sağ dorsolateral prefrontal kortekste (dlPFC) ve iki taraflı dorsomedial prefrontal kortekste (dmPFC) daha büyük aktivasyon gözlemlenmiştir. Yüksek kalorili gıda görsellerinde dlPFC’de daha fazla aktivite göstermiştir. Açlık durumunda artan medial prefrontal korteks aktivasyonu karşılığında, tokluk durumunda düşebileceği tespit edilmiştir. Yaş grupları ile açlık durumu arasında bir ilişki bulunmamıştır.

Hoffman ve Polich (1998) tarafından katılımcılara gözlerinin açık-kapalı ve katılımcıların aç-tok koşullarında işitsel uyarım verilerek OİP, uyarım verilmeden dinlenme durumu EEG ölçüm ve analizleri gerçekleştirilmiştir. EEG analizlerinde, gıda alımından sonra delta (1-4 Hz), teta (4-8 Hz) ve alfa 2 (9,5-12,5 Hz) frekans bantlarının spektral güç yoğunluğunun azaldığı, alfa 1 (7,5-9,5 Hz) ve frekans bantlarının spektral güç yoğunluğunun yükseldiği tespit edilmiştir. OİP analizde ise aç ve tok durumlarında P300 genliğinin değişmediği fakat tok durumda latansın yükseldiği belirtilmiştir.

An vd. (2015) tarafından kan glukoz düzeyindeki değişikliğin EEG üzerindeki etkisini tespit etmek amacıyla 11 erkek, 13 kadın katılımcıya en az 8 saatlik açlık sonrasında ve glikoz seviyesi yüksek içecek içirildikten sonra dinlenme durumu ve dikkat testi EEG ölçümleri yapılmıştır. Kan glikoz seviyesi yükseldikten sonra özellikle sol frontal (FP1, F7, F3) ve parietoksipital lobta (P3, P7, O1) düşük alfa (8-10 Hz) ve teta (4-8 Hz) frekans bantlarının güç spektral yoğunluğu yükselmiştir. Besin alımından sonra dikkat testlerinde daha başarılı sonuçlar tespit edilmiştir ve açlık durumuna göre dikkat performansının artışı destekleyici elektrofizyolojik ve nöropsikolojik sonuçlar oluşturmuştur.

Al-Zubaidi vd. (2019) tarafından açlık ve tokluğun dinlenme durumu fMRI üzerindeki etkisi üç bağlantı modeli (lokal bağlantı, genel bağlantı ve genlik dinlenme durumu) fMRI kullanılarak incelenmiştir. Her bir model için 90 beyin bölgesinin bağlantı parametrelerinin çıkarılmasından sonra, hangi bağlantı modelinin açlık ve tokluk arasında en iyi farklılık gösterdiğini ortaya çıkarmak için doğrusal DVM sınıflandırıcı ve permütasyon testleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda dinlenme durumu fMRI görüntüleri genliği, açlık ve tokluk durumlarında beyin değişikliklerinin tespitinde %81'lik sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Literatürde, kişilerin gıda alımı, yeme davranışları üzerinde araştırmaların, farklı uyartımlarda oluşan beyin tepkilerinin EEG ve diğer beyin görüntüleme sistemleri ile analiz edildiği gözlemlenmiştir. Önceki çalışmalarda, açlık ve tokluk fMRI tabanlı sınıflandırma, EEG tabanlı frekans ve kanal analizleri gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında, önerdiğimiz senaryolarla katılımcıların EEG sinyalleri kaydedilmiş ve sinyal işleme metotlarıyla özellik çıkarımı yapılmıştır. Özellik seçimi ile en başarılı özellik tespit edilerek yapay zeka algoritmaları sonucuna göre en yüksek doğruluk veren kanal ve özellikler belirlenmiştir.

2.2. Beynin Yapısı ve Sinir Sistemi

Sinir sisteminin temel hücre yapısı olan nöron, beyin hücrelerini birbirine bağlayan karmaşık bir ağ boyunca sinir uyarılarını iletmektedir. Beyinde yaklaşık 180 milyar ($180 \cdot 10^9$) nöron bulunmakta ve bunlardan 50 milyarı merkezi sinir sisteminde (MSS) $15 \cdot 10^3$ doğrudan fiziksel bağlantı yoluyla duyu motor sinyallerini iletiminde görev almaktadır. Nöron yapısal olarak, soma (hücre gövdesi), dendrit, akson ve akson terminalleri olmak üzere dört bölümden oluşmaktadır. Dendritler, hücre gövdesinden dallanarak farklı nöronlardan uyarıları almakta ve somaya doğru sinir uyarılarını iletmektedir. Aksonlar, etrafını saran miyelin kılıf ile sinyal kayıplarını en aza indirerek daha hızlı iletilmesini sağlamaktadır. Akson terminalleri, sırasıyla kollateral ve telodendria olarak dallanarak sonlanmaktadır. Dallanmanın en ucunda, sinyali diğer nörona iletimde sinaps görev almaktadır. Presinaptik bölgeye ulaşan sinyal, veziküller içerisindeki nörotransmitterlerin sinaptik yarığa salınımıyla postsinaptik bölgedeki reseptörlere ulaşmaktadır. MSS'nin yaklaşık %50 sini oluşturan nöroglialar yapısal destek sağlamaktadır ve sinapsları birbirinden izole etmektedir.

Sinir sistemi, periferik sinir sistemi (PSS) ve MSS olarak ikiye ayrılmaktadır. MSS, tamamen kemikle çevrili olan omurilik (medulla spinalis) ve beyin bölümlerinden oluşmaktadır. PSS, MSS ile vücudun kalan kısmını bağlayan omurilik, kafa tası ve periferik sinirlerden oluşmaktadır. Beyin yapısal olarak, serebrum, serebellum ve beyin sapı olarak üç bölgeden oluşmaktadır. Serebrum, iki yarım küreden (hemisfer) oluşmaktadır ve dıştaki tabakada serebral korteks bulunmaktadır. Serebral korteks kafatası kemik isimlendirmesine göre frontal, parietal, temporal, oksipital lob olmak üzere 4 temel düzeyde ayrılmıştır (Şekil 2.1).

Frontal Lob: Primer motor korteksi, premotor korteksi, sözel anlatım alanı (Broca bölgesi), medial korteks ve prefrontal korteksi barındırmaktadır. Frontal lob, motor becerileri, akıl yürütme, bilişsel işlemler, konsantrasyon, karar verme ve ifade dili ile ilişkilidir.

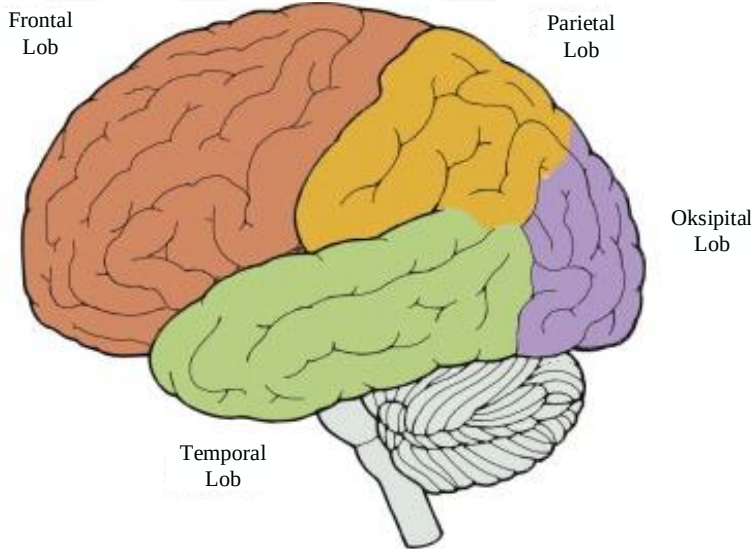
Parietal Lob: Primer sensoriyel korteks, somatosensoriyel ve ortak alandan oluşmaktadır. Hareketin algılanması, ağrı, basınç, dokunsal duyu bilgilerinin algılanmasında yer almaktadır.

Oksipital Lob: Primer, sekonder ve üçüncül veya ortak alanları içermektedir. Görülen görsellerin tanınması ve takdir edilmesi için mevcut görsel uyaranlarla ilişkilendirilen karmaşık görsel algı ile ilgilidir. İlişkilendirme bölgesine, özellikle de sağ yarım küredeki hasar, nesnelerin, yüzlerin ve çizimlerin tanınması dahil olmak üzere çeşitli görsel eksikliklere neden olabilmektedir.

Temporal Lob: Sol yarımkürede Wernicke alanını barındırır ve işitsel duyuların algılanması, duyuşsal tonun analizi ve uzun süreli hafıza depolanmasıyla ilişkilidir. Primer temporal korteks, sol hemisferde konuşma seslerinin, sağ hemisferde ise sesin tonlarının algılanmasında yer almaktadır.

Koku alma sistemi, serebrumda birleşen tek duyu sistemidir. Koku alma ile ilgili duyuşsal bilgi buraya gelir ve koku yoluyla birleşmektedir. Serebrum ile omuriliğin bağlandığı kısım beyin sapıdır. Burada limbik sistemin içinde barındırdığı, hipokampus, amigdala, hipotalamus ve talamus yer almaktadır. Genel olarak uyku-uyanıklık döngüsü, motivasyon, öğrenme ve hafıza, haz ve cezalandırma duygularının kontrolü bu bölgede gerçekleşir.

Beyin sapı, serebrum ile medulla spinalis arasındaki iletimde yer almaktadır. Yaşın devamı için gereken otomatik davranışları (refleks) gerçekleştirmektedir. Serebellum, kas şiddetinin korunmasında, postürde, hareketin ince kısımlarının ayarlanmasında rol oynamaktadır (URL 1; URL 2; Hall 2013).



Şekil 2.1. Beyin lobları (Fuller ve Manford 2010)

2.3. Elektroensefalografi

Beyinde, sürekli olarak nöronların uyarılması ile oluşan elektriksel aktivitenin kafa derisi üzerinden elektrotlar ile ölçümüne Elektroensefalografi (EEG), ölçüm

kayıtlarına Elektroensefalogram, ölçen cihazlara ise Elektroensefalograf adı verilmektedir.

Elektriksel beyin aktivitesi 1875 yılında Richard Caton tarafından tavşan ve maymun beyni üzerine yapılan araştırmalar sonucunda keşfedilmiştir. Devam eden çalışmalarda ilk olarak insan kafa derisinden beyninin elektriksel aktivitesi 1929 yılında Hans Berger tarafından kaydedilmiştir (Coenen vd. 2014). Berger, ayrıca sırasıyla Yunan harfleri alfa ve betayı 12 Hz'in aşağısında ve yukarısındaki paternler için kullanmıştır (Buzsáki ve Wank 2012). Uyku ile ilişkili elektriksel aktivite ilk olarak 1937'de, hızlı göz hareketi (REM) uykusu 1953'te, bir cismin kontrol edilebilmesi 1988'te keşfedilmiştir (Rhoades ve Bell 2012; Bozinovski vd. 1988). Günümüzde ise yarıiletken teknolojilerinin gelişmesi ile birlikte işlemcilerin performansı artmaktadır. Dolayısıyla EEG sinyallerinin elde edilmesinde, analizinde ve farklı disiplinlere uyarlanmasında gelişmeler görülmektedir. EEG kullanım alanlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

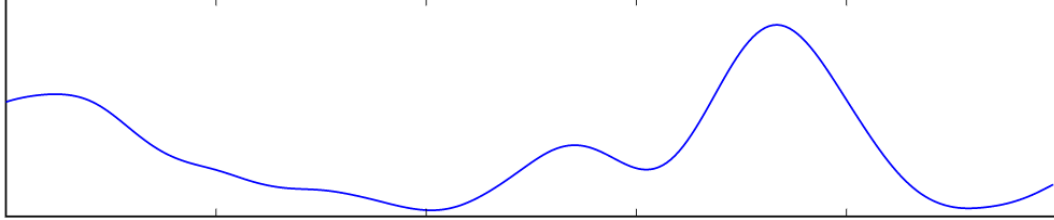
- Koma, uyanıklık ve beyin ölümünün takibinde,
- Kafa travması, inme, tümör gibi lezyonların teşhis ve takibinde,
- Duyusal sinirlerin test edilmesinde,
- Geri besleme üretilmesinde,
- Anestezi derinliğini kontrol etmede,
- Epilepsi, ensefalit ve ensefalopati ile giden hastalıkların tanısında, takibinde, araştırılmasında, yerinin tespit edilmesinde ve tedavileri sırasında kullanılan ilaçların etkisinin testinde,
- İnsan ve hayvan beyni gelişiminin takibinde,
- Uyku bozukluğunun ve fizyolojisinin araştırılmasında,
- BBA sistemleri aracılığıyla objelerin ve uzuvların kontrol sistemlerinin geliştirilmesinde,
- Nöropazarlama ile geniş kitlelerin satın alma alışkanlıklarının incelenmesinde,
- Öğrenme, hafıza, dikkat, duygu tespiti gibi konularda kullanılmaktadır (Bora 2012; Teplan 2002; Yücel ve Pınar 2018).

Serebral korteksin 5. ve 6. tabakalarında yer alan geniş dendritik yapıya sahip piramidal nöronların oluşturduğu postsinaptik potansiyellerin neticesinde hücre dışı alanda elektriksel akımlar meydana gelmektedir. Yüzeydeki EEG elektrotları, piramidal hücrelerinin birbirine paralel dizilmiş apikal dendritleri uzantısında oluşan hücre dışı akımların toplamını kaydeder. Elde edilen sinyalin genliği beyin zarları, kafatası, derinin yalıtkan özelliğe sahip olması nedeniyle zayıflamaktadır. Sonuçta nöronların hücre dışı alanda aynı yön ve zamanlı senkron akımlar potansiyel değişimleri göstermektedir (Özbek 2015).

EEG sinyali, nöron uzantılarının kompleks ağındaki aktivitenin toplamı olduğu için oldukça değişkendir. Değişkenliği etkileyen faktörler, nörolojik hasarlar, duyusal girdi yoğunluğu, uyanıklığa, yaş, cinsiyet, beyin dalgası frekans aralıkları, gözün açık-kapalı olması gibi durumlar gösterilebilir. EEG ile kaydedilen anlamlı olarak ifade edilebilen beyin dalgalarının genliği 0,5-100 μ V ve frekansı 0,1-100 Hz arasındadır. EEG sinyalleri periyodik olmamakla birlikte genlik, faz ve frekansı devamlı değişmektedir. Sinyaller filtreden geçirilerek delta (δ), teta (θ), alfa (α), beta (β) ve gama (γ) frekans bantlarına göre sınıflandırılmaktadır. Beyin dalga ritimleri taksonomisi kesin mekanizmalara dayandırılmalıdır (Yazgan ve Korürek 1994; Rhoades ve Bell 2012;

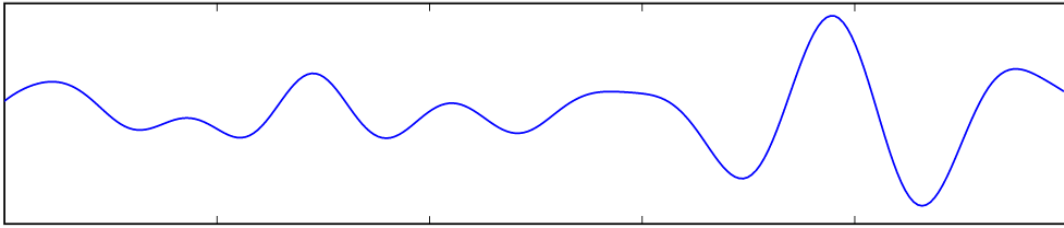
Yıldırım 2017). Ancak bu mekanizmalar anlaşılamadığından beyin aktivitesi frekans bantları tarihsel isimlere uymaktadır (Buzsáki ve Wank 2012).

Delta dalgaları, frekansı 0,5-4 Hz arasında değişmekte ve genliği en yüksek dalga formudur. N300 evresi (derin uyku) ve genel anestezi gibi duyuşal girdinin düşük olduđu durumlarda delta dalgaları görölmektedir (Şekil 2.2) (Georgieva vd. 2014).



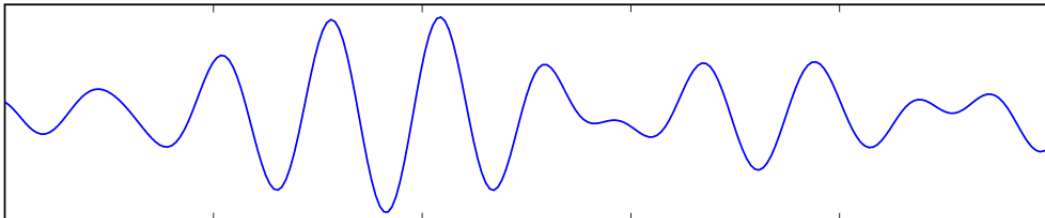
Şekil 2.2. Delta frekans bandı sinyal örneđi (URL 3)

Teta dalgaları, frekansı 4-8 Hz arasında deđişen dalga formudur. N1 evresinde (uykuya geçiş), derin anestezi, eski anıların canlandırılması aşamasında teta dalgaları oluşmaktadır (Şekil 2.3) (Georgieva vd. 2014).



Şekil 2.3. Teta frekans bandı sinyal örneđi (URL 3)

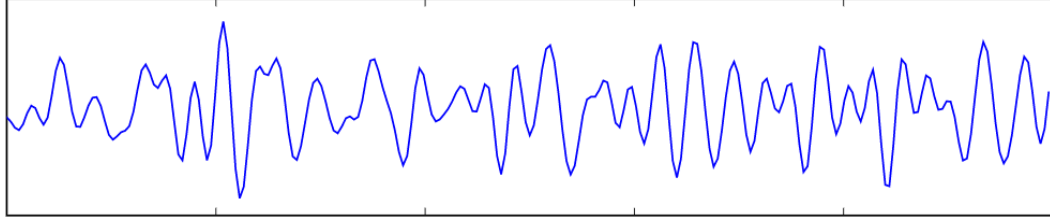
Alfa dalgaları, frekansı 8-13 Hz arasında deđişen dalga formudur. Gözler kapalı, uyaran etkisinde olunmadıđı, gevşemiş bir durumda iken alfa dalgaları meydana gelmektedir (Rhoades ve Bell 2012). Bu dalgalar genellikle uyku veya uykulu durumlarda ortaya çıktığı görölmektedir. İşlevsel olarak, alfa dalgaları korteksin alanlarını inhibe eder ve nöronlar arasında bağlantı kurmada önemli rol oynar. Hızlı ve doğru bellek performansı yükseldikçe alfa frekansı baskınlığı da yükselmektedir (Palva ve Palva 2007). Benzer şekilde alfa dalga aktivitesi yükseldikçe dinginliđin algısının yükseldiđi görölmüştür. Alfa dalgası aktivitesinin yoğunluđu kelime tanımayı artırmakta ve çalışma hafızasını kolaylaştırmaktadır (Şekil 2.4) (Desai vd. 2015).



Şekil 2.4. Alfa frekans bandı sinyal örneđi (URL 3)

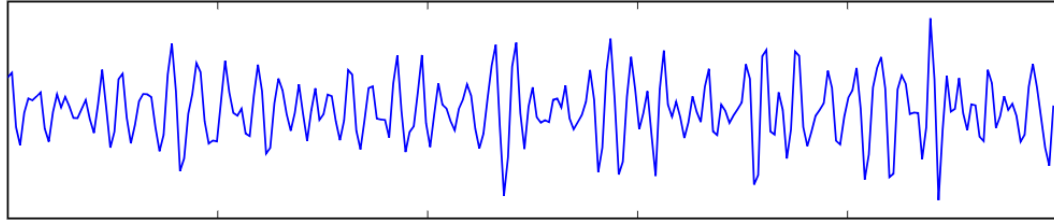
Beta dalgaları, frekansı 13-30 Hz arasında deđişen düşük genlikli dalga formudur. Parietal ve frontal bölgelerden ölçülebilir ve stress altında, bilinçli düşünme başladıđında

oluşmaktadır (Rhoades ve Bell 2012; Georgieva vd. 2014). Beta dalga aktivitesinin yükselmesi, aritmetik hesaplama yeteneği ve yüksek not ortalaması ile ilişkilendirilmiştir (Fernández vd. 1995). Ayrıca transkraniyal manyetik beta dalgası stimülasyonu duygusal yorgunluk ve kaygı durumlarında azalma gösterdiği tespit edilmiştir. Belirli bir periyotta beta dalgası stimülasyonu ile yorgunluk hissinin azaldığı gözlemlenmiştir (Şekil 3.5) (Ossebaard 2000; Desai vd. 2015).



Şekil 2.5. Beta frekans bandı sinyal örneği (URL 3)

Gama dalgaları, frekansı 30 Hz'ten büyük dalga formudur. En hızlı beyin aktivitesinin olduğu aralıktır. Bilişsel aktiviteler fonksiyonların en üst seviyede olduğu kısa süreli düşünme ve hafıza durumlarında, oksipital ve bilateral temporal bölgede aktif olarak ortaya çıkmaktadır (Jensen vd. 2007). Gama salınımları kısa ömürlüdür, uyarma ve inhibisyonun koordineli etkileşiminden ortaya çıkar. Yüksek frekansta olması nedeniyle gama bandı gücündeki artışlar ile kanıtlanabilir ve gama dalga büyüklüğü düşük frekanslar ile modüle edilir. Gama dalgaları hipokampal bölgede yavaş gama bandı 30-50 Hz, ortalama frekanslı gama bandı 50-90 Hz, bazı çalışmalarda kabul edilen hızlı gama veya epsilon bandı 90-140 Hz olarak tanımlanmıştır (Şekil 3.6) (Buzsáki ve Wank 2012).



Şekil 2.6. Gama frekans bandı sinyal örneği (URL 3)

2.4. Açlık ve Tokluk Mekanizması

Açlık, vücut içerisindeki gıda, enerji, vitamin ve minerallerin eksik olduğu durum veya yemeğe duyulan ihtiyaç şeklinde tanımlanmaktadır (Montalto vd. 2008). Tokluk, açlığın olmaması, doyma hissinden sonraki süreçtir. Enerji ve diğer besinlerin ihtiyacı, açlık, tokluk ve susama hissi olarak, besin alımı ve enerji tüketimi dengesini sağlayan duyuların merkezi olan hipotalamusta gerçekleşir.

Enerji alımı ve harcamasındaki günlük değişikliklere uyum sağlamak için vücudumuz, çevreden hormonlar ve besinler tarafından beyne iletilen enerji düzenlemesi hakkındaki bilgileri algılar ve bütünleştirir. Hipotalamus ve beyin sapındaki nöronlara etki ederek açlığı, iştahı ve beslenme davranışını düzenler (Dietrich ve Horvath 2010). Doyma hissi, besin alımına başladıktan sonra besin alımının bitirilmesini, tokluk doyma hissi oluşuktan sonra besin alma isteğinin bitirildiği süreci belirtmektedir. Tokluk

sindirim ve emilim sürecinde sinyallerle tespit edilmesi sebebiyle vücuda alınan besinin içeriği ile doğrudan etkilenir. Doyma hissi gastrik distansiyon ile vücuda alınan besinlerin miktarından oluşmaktadır (Sorensen vd. 2003; De Graaf vd. 2004).

Enerji metabolizmasının düzenlenmesinde ve dengelenmesinde MSS periferik sinyaller, duyuşal uyaranlar ve nöropeptit vasıtasıyla oluşan sinyaller yer alır. Besin miktarlarının düzenlenmesindeki önemli sinirsel merkezler hipotalamusta bulunmaktadır. Hipotalamusun lateral hipotalamus (LH) bölgesi açlık merkezi, ventromedial hipotalamus (VMH) bölgesi tokluk merkezi görevlerini gerçekleştirmektedir. Gastrointestinal yol (GI) üzerinde bağırsaklardan hormonlar salınarak beyinde ilgili merkeze sinyal gönderilir (Hızlı 2018).

Gıda alımının düzenlenmesindeki peptitler kökenine göre MSS tarafından üretilen peptitler ve sindirim kanalında üretilen periferik peptitler olarak sınıflandırılmaktadır. Açlık hissinin oluşumuyla besin alımını uyaranlar oreksijenik hormon veya peptit, doyma hissinin oluşumuyla besin alımını durduranlar anoreksijenik hormon veya peptit olarak sınıflandırılmaktadır (Çizelge 2.1) (Nicoletti vd. 2019).

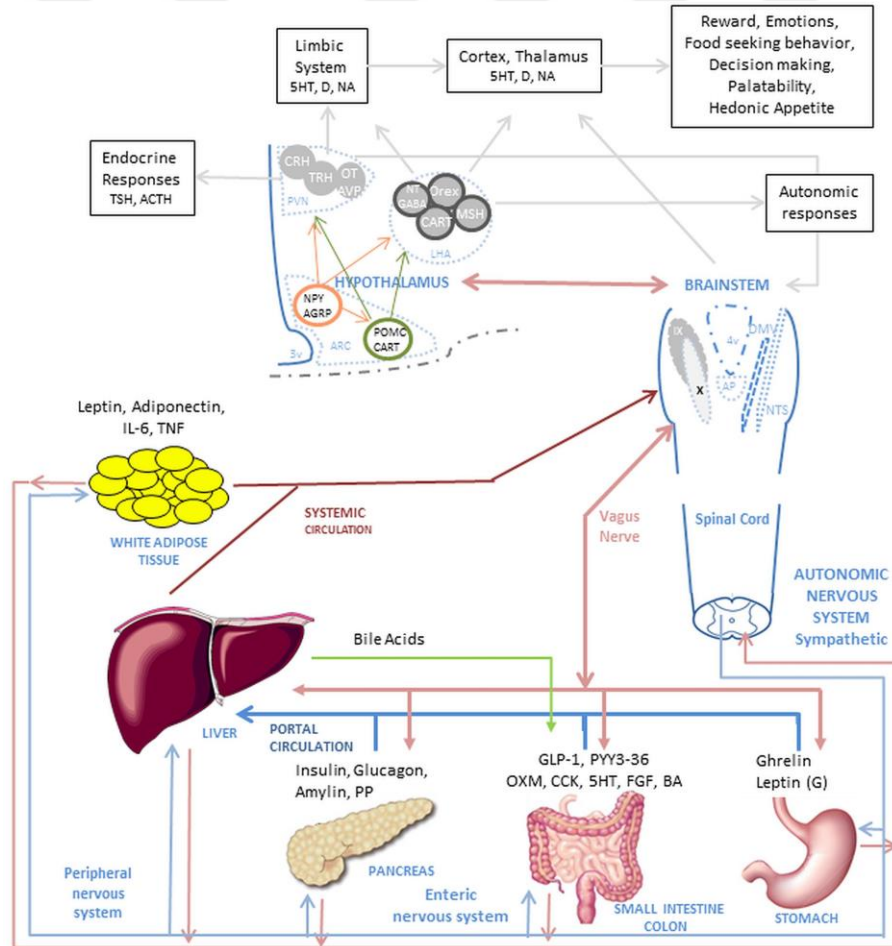
Çizelge 2.1. Oreksijenik ve anoreksijenik hormon ve peptitler (Nicoletti vd. 2019)

Hormon veya Peptitlerin Etki Ettiği Yapı	Oreksijenik Etken	Anoreksijenik Etken
Bağırsak	Ghrelin	Kolesistokinin (CCK)
		Peptit tirosin tirosin (PYY)
		Pankreatik polipeptit (PP)
		Enterostatin
		Glukagon benzeri peptit (GLP-1) Glukagon
		Oksintomodulin (OXN)
Nöronlar	Nöropeptit Y (NPY)	Pro-opiomelanokortin (POMC)
	Agouti-ilgili peptit (AgRP)	Kokain-amfetamin düzenleyici transkript (CART)
	Oreksin A	Adrenokortikotropik hormon (ACTH)
	Melanin konsantre edici hormon (MCH)	α -melanosit uyarıcı hormon (A-MSH)

Çizelge 2.1.'in devamı

Yağ dokusu		Leptin
		İnsülin

Periferik metabolik sinyallerin ve merkezi sinir sisteminin entegrasyonu enerji homeostazını korumaktadır. Beyin, karaciğer, pankreas, yağ dokusu, bağırsak ve kas gibi periferik dokulardan metabolik sinyalleri birleştirmektedir. Beyindeki nöronal ağlar, değişen metabolik koşullara cevap olarak gıda alımındaki ve enerji harcamalarındaki adaptif değişiklikleri koordine eder. NPY ve AgRP ile ilgili protein ve hipotalamik kavis çekirdeğindeki POMC üreten nöronlar öncelikle vücut enerji durumunu algılamaktadır. Bu nöronlar, diğer hipotalamik çekirdeklere ve beyindeki kök sisteminin çekirdeğine, enerji dengesinin homeostatik düzenlenmesinin birçok yönünü kontrol etmek üzere yansıtmaktadır (Roh vd. 2016).



Şekil 2.7. Besin alım sürecinde nöronların uyarılma prosesi (Acosta vd. 2014)

Besin alım süreci, besinler GI kanalına girdiğinde başlamaktadır. Sindirim, besinlerin mideye girmesiyle birlikte asil-ghrelin azalmasıyla, deasil-ghrelin ve gastrik leptinin artmasıyla mekanik dilatasyon ürettiği zaman başlamaktadır. Mide genişlemesi, vagus siniri ve PSS üzerinden beyin sapı ve hipotalamusa sinyaller göndermektedir. Sindirilen besin, ince ve kalın bağırsaklara geçerek daha fazla mekanik dilatasyon meydana getirmektedir. Bunun sonucunda GI hormonları, safra asidi ve pankreas sıvıları salgılanmaktadır. GI hormonlarının dolaşım içine salgılanmasıyla, karaciğerden geçen kas, yağ dokusu, GI motilitesi ve fonksiyonu, hipotalamus ve beyin sapının çekirdeğini etkileyen lokal (parakrin) ve periferik etki oluşturmaktadır. Parakrin ve endokrin etkisi doyumluk hissini ve tokluğu tetiklemesiyle kas ve yağ dokusu, beyindeki benzer çekirdekleri etkileyen hormonları serbest bırakmaktadır. Hipotalamus ve beyin sapı üzerindeki etki daha yüksek beyin alanı tepkilerini tetikleyerek davranışı düzenlemekte ve besinle ilgili etkiyi arttırmaktadır. Hipotalamusta bulunan Arkuat Nükleus (ARC)'taki birinci derece nöronlar, NPY/AGRP yolu ile iştahı ve POMC/CART yolu ile tokluğu düzenlenmektedir. Nöronlar, daha yüksek beyin alanlarına ve beyin sapına sinyaller göndermek için PVN ve LH alandaki ikinci derece nöronlarla etkileşime girmektedirler. Beyin sapında traktus solitarius çekirdeği (NST), dorsal vagal kompleks (DMV), çevre ve GI sistemi ile etkileşime girerek daha yüksek beyin bölgelerine ve hipotalamusa sinyaller getirmektedir (Şekil 2.7) (Acosta vd. 2014).

2.5.Olay İlişkili Potansiyeller

İnsan doğasında göze çarpan duygusal uyaranlar bireylerin dikkatini çekmekte üreme, tehdit sinyallerini algılama ve hayatta kalma gibi konularda avantaj sağlamaktadır. Bu tür uyaranlar arasında iştah açıcı yiyeceklerde bulunmaktadır. İnsan davranışının büyük oranda farkında olmadan gerçekleşen bir süreç olduğu belirtilmektedir. Dışarıdan verilen uyarılara tam katılmadan otomatik olarak tipik tepkilerde bulunmaları beklenmektedir. Bu sebeple gıda görsellerinden oluşan tepkilerin otomatik olarak ve bir görev esnasında ortaya çıkması beklenmektedir. Bilişsel sistem ihtiyaç duyduğunda etrafındaki besinlere tepkisel olarak yönelmektedir (Cohen ve Farley 2008; Sultson vd. 2019). Dünya genelinde yapılan çalışmalar göz önüne alındığında gıda uyaranlarının davranışsal, fizyolojik ve bilişsel ölçümleriyle gerçekleştirilen EEG analizleri yaygınlaşmakta ve kabul görmektedir (Kaneko vd. 2018). Tez çalışması kapsamında, katılımcılara uygulanan OİP testi kapsamında 60 tane gıda görseli gösterilerek aç ve tok durumlardaki EEG sinyalleri kaydedilmiştir. Uyaran görseller her katılımcı için aynı prosedürde gösterilmiştir.

Görseller gösterilerek gerçekleşen sinirsel uyartımdaki OİP sinyali (2.1) bağıntısındaki gibi hesaplanmaktadır. i 'nci görsel için zamana bağlı nöronal cevap $x_i(t)$ sinyalidir. E , görsel sayısı, $\bar{x}$ görsellerin gösterimi esnasında kaydedilen EEG sinyalinin ortalaması olan OİP sinyalidir (Kristensen vd. 2017).

$$\bar{x} = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E x_i(t) \quad (2.1)$$

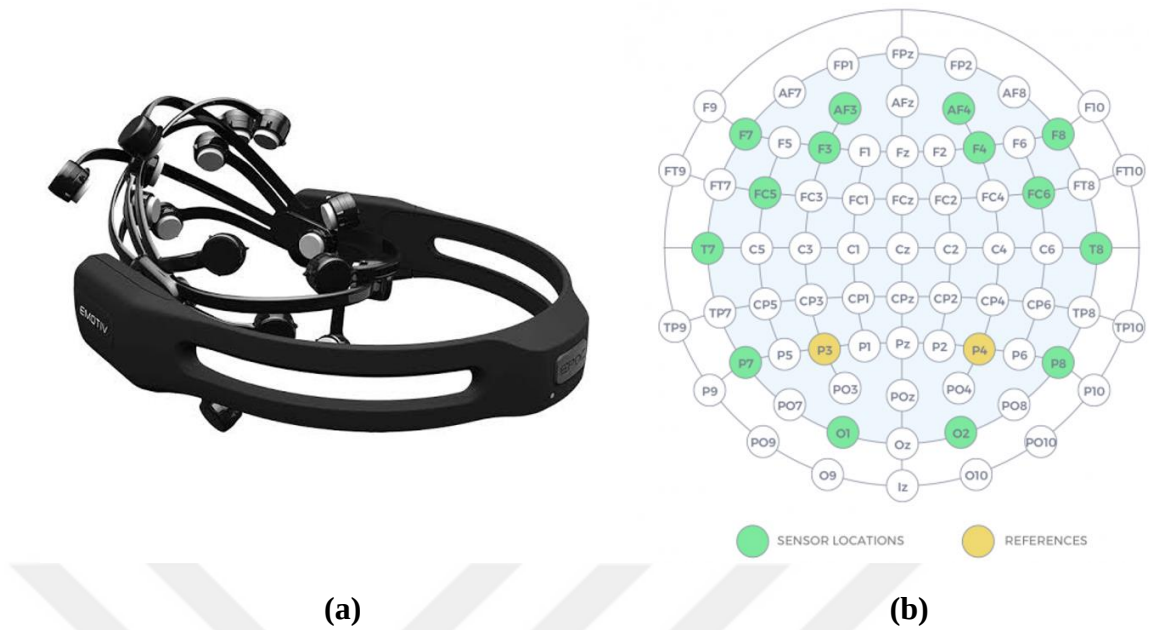
3. MATERYAL VE METOT

3.1. Emotiv Epoc+ Mobil EEG Cihazı ve Emotiv Pro Yazılımı

FBA-2018-4270 nolu Bilimsel Araştırma Projesi kapsamında taşınabilir, elektrotları kolay ve hızlı şekilde yerleştirilebilen, yüksek çözünürlüklü, günlük hayatta kullanılabilecek şekilde tasarlanan 14 kanallı Emotiv Epoc+ Mobil EEG cihazı ve Emotiv Pro yazılımı temin edilmiştir. Kullanılan EEG cihazının teknik özellikleri Çizelge 3.1’de, görüntüsü Şekil 3.1a’da ve uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre elektrot dizilimi Şekil 3.1b’de gösterilmiştir.

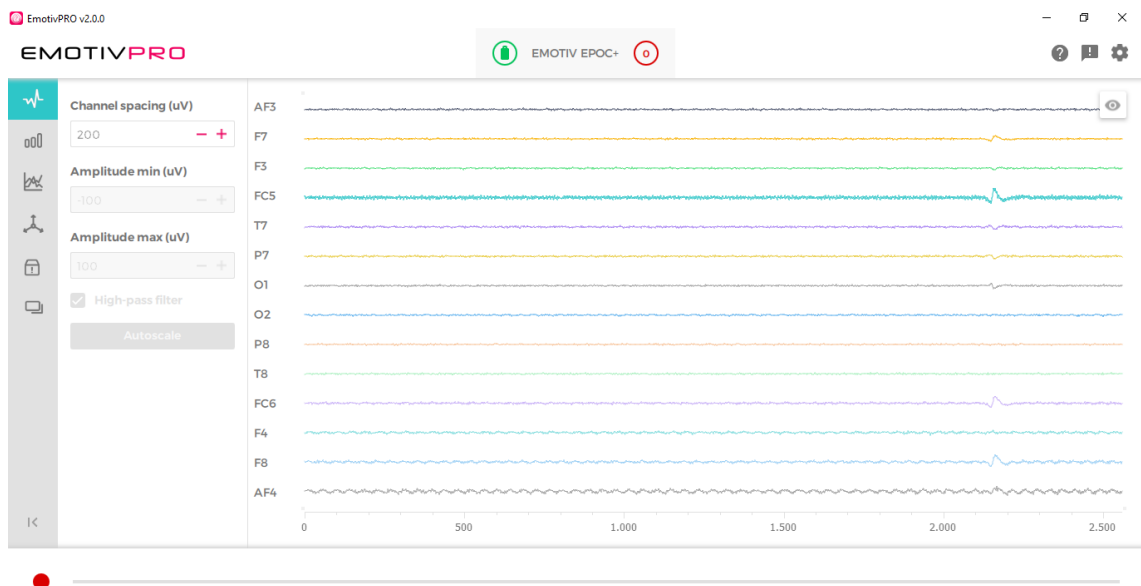
Çizelge 3.1. EEG cihazı teknik özellikleri (URL 4)

TEKNİK ÖZELLİKLER	
Elektrot Yerleşimi Sistemi ve Konumları	Uluslararası 10-20 elektrot yerleşim sistemine sahiptir. 14 kanala sahip EEG cihazının elektrotları korteks üzerinde AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4, referans elektrotlar P3, P4 (CMS/DRL referansları) konumlarında bulunmaktadır.
Örnekleme Frekansı	128 / 256 Hz (Dahili 2048 Hz) örnekleme frekansına sahiptir.
Veri Aktarım Protokolü	2,4 GHz kablosuz, verici kısmında Bluetooth 4,0 Düşük Güç Aktarımı (BLE) donanımı ve USB alıcısı ile veri aktarımını gerçekleştirmektedir.
Sinyal Çözünürlüğü	14 bit / 16 bit Analog Dijital Dönüştürücü’ye sahiptir.
Dinamik Aralık	8400 μ V (Tepeden tepeye)
Batarya ve Batarya Süresi	LiPo 680 mAh / 12 saat
Çoklu Sensör Kartı	İvmeölçer, jiroskop ve manyetometre (3 Eksen, 32 / 64 / 128 Hz Örnekleme frekansına sahiptir.)
Sensör Özellikleri	Ag/AgCl + Keçe + Salin Çözelti



Şekil 3.1. a) Emotiv EPOC+ Mobil EEG cihazı; **b)** uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre elektrot konumları (URL 4)

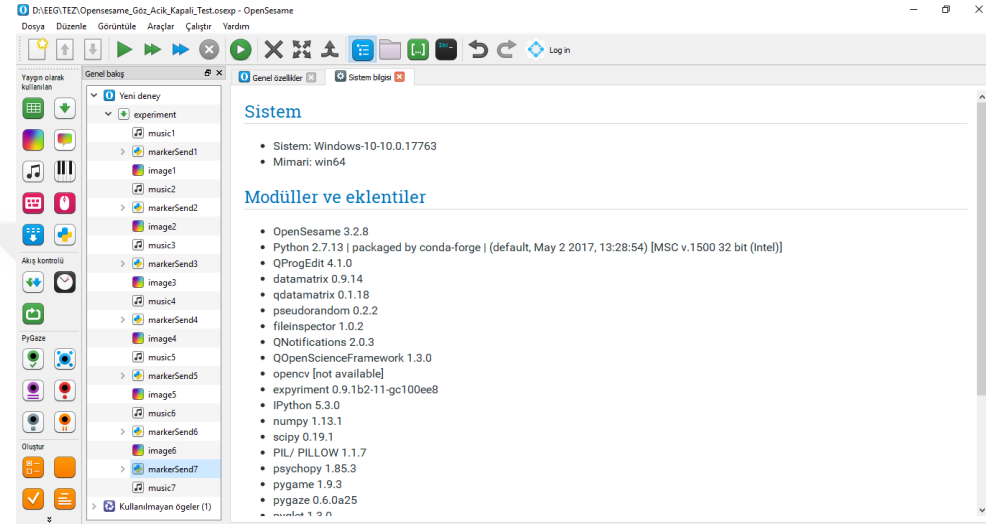
Emotiv Pro yazılımı aracılığıyla ham EEG verileri kaydedilmektedir ve bu verilere erişilebilmektedir. Program ara yüzünde, batarya pil seviyesi, 14 kanaldaki anlık zaman-genlik eksenli EEG verileri, anlık FFT ve bant gücü ölçümleri, ivmeölçer, jiroskop ve manyetometre ölçümleri, veri paketlerinin iletiminde hata olup olmadığı gösterilmektedir. Çalışma kapsamında ölçümler cihazın en performanslı ayarları kullanmak amacıyla 16 bitlik çözünürlükte, 256 Hz örnekleme frekansında gerçekleştirilmiştir (Şekil 3.2).



Şekil 3.2. Emotiv Pro yazılımı arayüzü

3.2. Opensesame Programı

Opensesame, psikoloji, sinirbilim, ekonomi gibi davranışsal deneylerin geliştirilmesini ve uygulanmasını sağlayan kapsamlı bir arayüze sahip açık erişimli, Python komutlarını destekleyen bir yazılımdır (Mathôt vd. 2012). İstenilen branşa, senaryoya ve akışa göre deneyler tasarlanarak uygulaması gerçekleştirilmektedir. Tez çalışması kapsamında işaretleyiciler, göz açık-kapalı süreler ve uyarı bildirimleri, OİP ölçümünde gıda görselleri ve süreleri Opensesame programı aracılığıyla kullanılmıştır (Şekil 3.3).



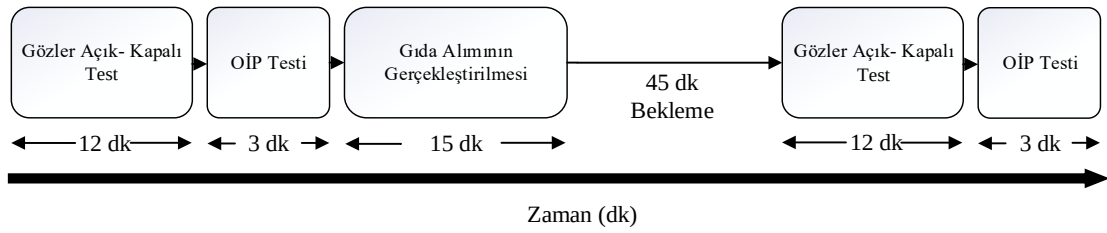
Şekil 3.3. Opensesame programı arayüzü

Opensesame programında işaretleyiciler, bilgisayar üzerinde oluşturulan sanal seri porta gönderilmektedir. Emotiv Pro yazılımı ile sanal seri porta gönderilen işaretleyiciler dinlenerek EEG sinyali ile eş zamanlı ulaşmaktadır. Belirtilen sürelerdeki ölçümler bu şekilde hesaplanarak hata payı en aza indirilmiştir.

3.3. Deney Protokolü

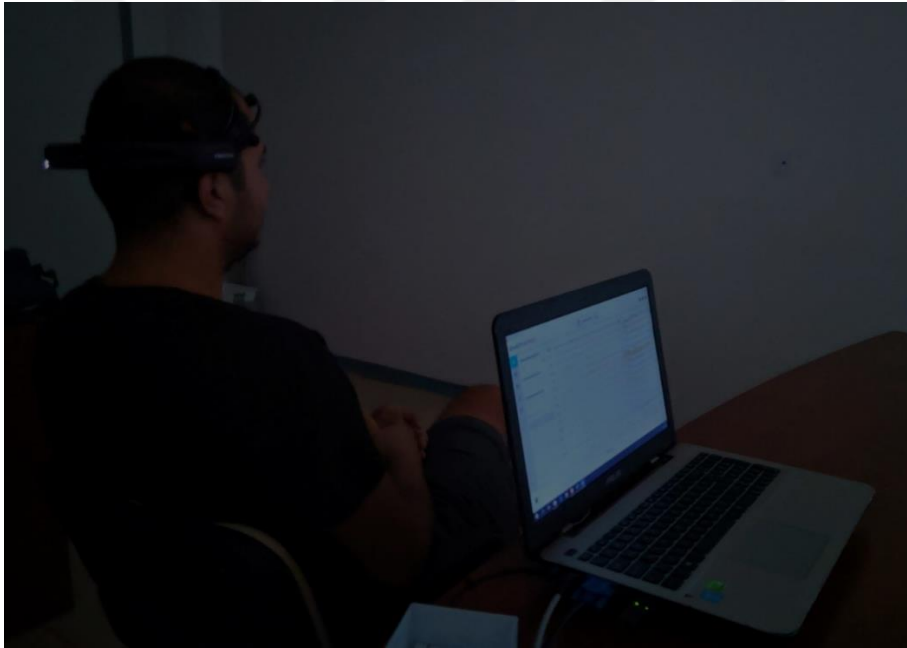
Ölçümler, Akdeniz Üniversitesi Merkez Kampüsü'nde bulunan Endüstriyel ve Medikal Uygulamalar Mikrodalga Uygulama ve Araştırma Merkezi'nde gerçekleştirilmiştir. Deneyin yapılacağı günün öncesinde katılımcılara en az 8 saat boyunca gıda almamaları tembih edilmiştir. Katılımcılar ölçümlerin alınacağı laboratuvara geldiklerinde 15 dk dinlendikten sonra ölçüm prosesine geçilmiştir. Bu süreçte deney hakkında bilgi verilerek "Asgari Bilgilendirilmiş Gönüllü Olur Formu" okutulmuş ve imzalatılmıştır. Ardından kişiler aç iken sırasıyla gözler açık, gözler kapalı ve OİP testleri gerçekleştirilmiştir. Katılımcılara ikişer tane 2 dilim tost ekmek arasında kaşar peyniri ve meyve suyu bulunan en az 400 kaloriden oluşan menü ikram edilmiştir. Kan şekeri seviyesinin yükselmesi ve fizyolojik uyartımların gerçekleşebilmesi için 45 dk beklenmiştir. Aç iken gerçekleştirilen ölçüm sırası tok durumda iken aynı şekilde tekrarlanmıştır. Ölçümler oturarak alınmıştır, ölçüm esnasında oda sıcaklığı 20-24 °C aralığında tutulmuştur ve odanın ışık seviyesinin olabildiğince karanlık olması sağlanmıştır. Toplam deney süresi 90 dk hesaplanmıştır ancak EEG cihazının

yerleştirilmesi ve plan dışı gelişmelerle birlikte ölçüm süresi 90-120 dk arasında sürmüştür (Şekil 3.4).



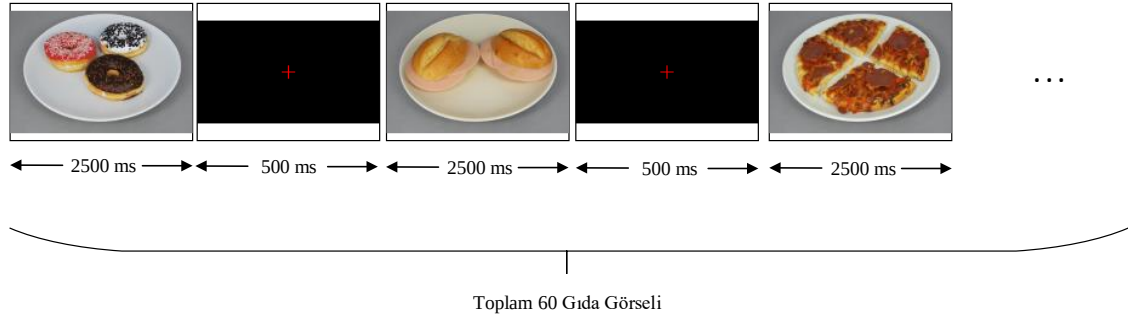
Şekil 3.4. Ölçüm prosesi akış diyagramı

Gözler açık ve kapalı test, 2 dk göz açık, 2 dk göz kapalı şeklinde bir döngü ile gerçekleştirilmiştir. Her döngüde, gözler açık olarak bip sesi ile başlayıp 2 dk’da bir gelen bip sesi ile gözler açık ise kapatılmış, kapalı ise açılmıştır. Toplam 3 döngü yapılarak toplam göz açık süresi 6 dk, göz kapalı süresi 6 dk olmuştur. Gözler açık testte katılımcıların 3 metre ileride kafa hizasında duvara işaretlenmiş bir noktaya bakmaları istenmiştir. Dışarıdan herhangi bir uyartım verilmeden kişiler sabit durmuştur (Şekil 3.5).



Şekil 3.5. Gözler açık ölçüm görüntüsü

OİP testinde, insan beyni ve fizyolojisi üzerindeki etkilerinin araştırıldığı çalışmalarda tercih edilen profesyonelce ve standart fotoğraflama protokolüne uyarak hazırlanan gıda görseli veri tabanı kullanılmıştır (Charbonnier vd. 2016). OİP ölçümünde toplam 60 tane gıda görseli aç ve tok durumlarda gösterilerek EEG sinyalleri kaydedilmiştir. OİP testi içerisinde 2500 ms görsel, 500 ms dinlenim görseli yer almıştır (Şekil 3.6).



Şekil 3.6. OİP ölçümü akış diyagramı

Dinlenim görselinde siyah arka plan ortasında kırmızı artı işareti yer alarak katılımcıların göz hareketlerinin kısıtlanması ve odaklanması sağlanmıştır. Görseller, 23,6 inç büyüklüğünde LED ekrandan yaklaşık 70 cm mesafeden kişilere gösterilmiştir (Şekil 3.7).



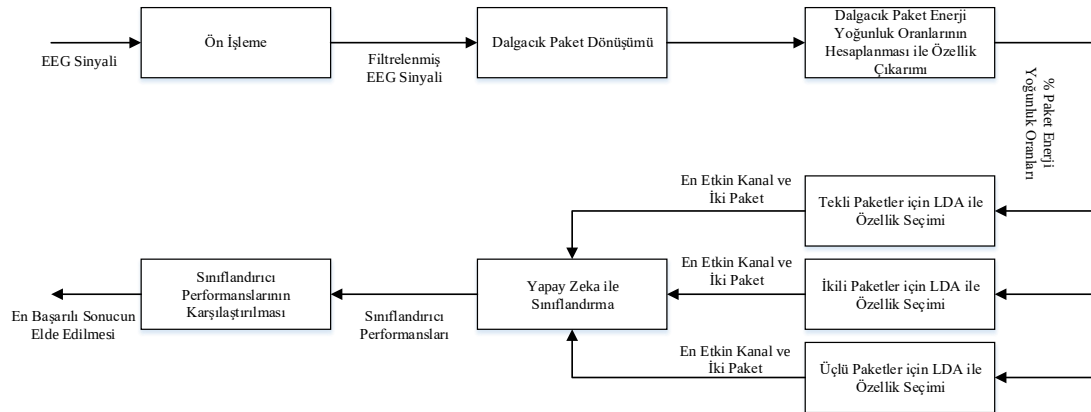
Şekil 3.7. OİP ölçüm görüntüsü

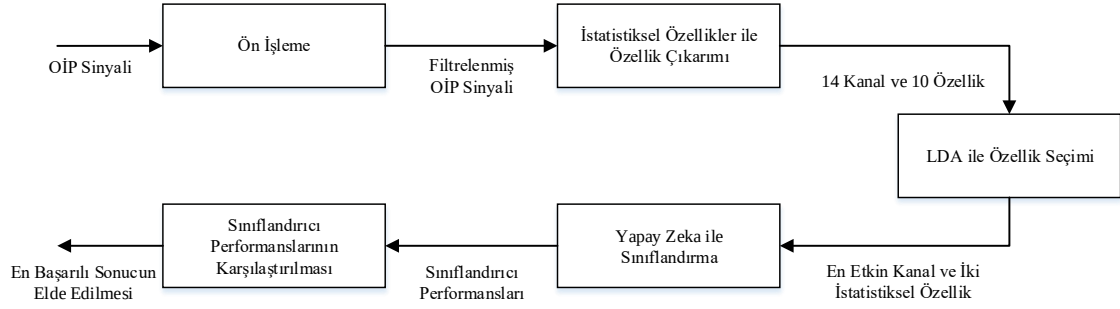
Katılımcılardaki açlık ve tokluk algısını ölçeklendirebilmek amacıyla iştah çalışmalarında sıklıkla kullanılan Görsel Analog Ölçek (GAÖ) testi katılımcılara uygulanmıştır (Lesdema vd. 2016). Bu kapsamda aç ve tok durumlarda 8 tane soru sorularak 1-10 skalasında puanlandırmaları istenmiştir. Sorular ve cevap skalası Çizelge 3.2’de listelenmiştir. Cevap skalasında, 1 ile 10 arasında bir cevap vererek sorular katılımcılar tarafından yanıtlanmıştır.

Çizelge 3.2. GAÖ test soruları ve cevap skalası

Sorular	Cevap Skalası
1) Ne kadar aç hissediyorsun?	Hiç aç değilim-1, Çok acıktım-10
2) Tokluk hissin ne kadar?	Tamamen açım-1, Hiçbir şey yiyemeyecek kadar tokum-10
3) Ne kadar doymuş hissediyorsun?	Hiç tok değilim-1, Tamamen tokum-10
4) Ne kadar yemek yiyebilirsin?	Hiçbir şey yiyemem-1, Çok fazla yiyebilirim-10
5) Tatlı bir şeyler yemek ister misin?	Evet yemek isterim-1, Hayır hiç yiyemem-10
6) Tuzlu bir şeyler yemek ister misin?	Evet yemek isterim-1, Hayır hiç yiyemem-10
7) Baharatlı ve tuzlu bir şeyler yemek ister misin?	Evet yemek isterim-1, Hayır hiç yiyemem-10
8) Yağlı bir şeyler yemek ister misin?	Evet yemek isterim-1, Hayır hiç yiyemem-10

Gözler açık ve gözler kapalı ölçümler için çalışmanın akış şeması Şekil 3.8’de, OİP testi için çalışmanın akış şeması Şekil 3.9’da gösterilmiştir.

**Şekil 3.8.** Gözler açık ve kapalı ölçümler için çalışmanın akış diyagramı



Şekil 3.9. ÖİP testi için çalışmanın akış diyagramı

3.3.1. Veri tabanı

Çalışmada kullanılan veri tabanı, FBA-2018-4270 nolu Bilimsel Araştırma Projesi kapsamında temin edilen Emotiv Epoc+ Mobil EEG Cihazı ile tez çalışmasının Deney Protokolü başlığı altında açıklanan prosedürler doğrultusunda 20 sağlıklı denegın EEG kayıtlarından elde edilmiştir. Deneklerin, 20'si erkek, yaşları $26,60 \pm 3,54$, boy uzunlukları $177,7 \pm 6,54$ cm, kiloları $78,45 \pm 11,74$ kg, VKİ $24,61 \pm 2,90$ kg/m² arasında oluşmaktadır. Ölçüm başlamadan önce katılımcının ismi ve ölçüm türü yazılarak Emotiv Pro yazılımına 14 kanal EEG sinyalleri kaydedilmiştir. Kayıtlar, her kanal için 256 Hz örnekleme frekansına, dahili 50 Hz'lik çentik filtreye, 16 bit çözünürlüğe sahiptir. Her katılımcı için gözler açık-aç, gözler kapalı-aç, ÖİP-aç, gözler açık-tok, gözler kapalı-tok ve ÖİP-tok olmak üzere toplam 6 kayıt dosyası oluşturulmuştur. Ham veriler, Emotiv Pro yazılımından “.csv” uzantılı olarak çıkartılarak veri işleme programına analiz için aktarılmıştır.

Çalışma kapsamında, veri alınacak deneklerin sağlığının olumsuz yönde etkilenmediği ve etik açısından sakınca olmadığına dair Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'ndan 2012-KAEK-20 kodlu Etik kurul belgesi alınmıştır.

3.4. Özellik Çıkarımı

Çalışma kapsamına EEG sinyallerinin zamana bağlı ve zaman-frekans analizlerinden özellik çıkarım işlemi gerçekleştirilmiştir. ÖİP ölçüm analizine uygulanan zamana bağlı özellikler olarak EEG sinyallerinin maksimum, minimum, ortalama, medyan, varyans, basıklık, mod, maksimum ve minimum değerler arasındaki fark, standart sapma ve çarpıklık değerleri seçilmiştir. Gözler açık ve gözler kapalı ölçümlerin zaman-frekans analizinde ise Coiflet 1 ve Daubechies 4 dalgacıkları kullanılarak DPD ile 8 seviye ayrışım gerçekleştirilmiştir. Önceki araştırmalarda kullanılan dalgacık tipleri incelendiğinde Coiflet 1, Daubechies 4 dalgacıklarının yapay zeka metotlarıyla başarılı sonuçlar elde edildiği gözlemlenmiştir (Gandhi vd. 2011; Zhang vd. 2017). Alt frekans bantlarını oluşturan paketlerin enerji yoğunluk oranı kullanılmıştır.

3.4.1. Zaman uzay analizi

Aç ve tok durumlarda kişilerin EEG sinyallerinden özellik çıkartılması amacıyla sinyallerdeki maksimum, minimum, ortalama, medyan, varyans, basıklık, mod, maksimum ve minimum değerler arasındaki fark, standart sapma ve çarpıklık değerleri özellik olarak kullanılmıştır. Literatür incelendiğinde EEG araştırmalarına zaman tabanlı

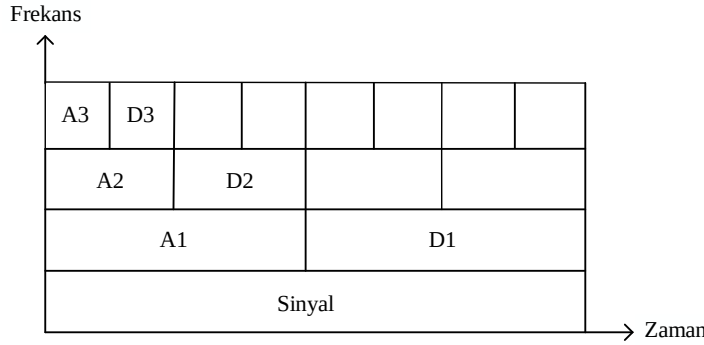
istatistiksel analiz yöntemleri tercih edildiğinde yüksek başarı oranlarının elde edildiği görülmektedir (Diykh vd. 2016). OİP testlerinde her görselin gösterildiği andaki EEG sinyallerine Çizelge 3.3'teki işlemler gerçekleştirilerek zaman-genlik analizlerinden özellik çıkarımı yapılmıştır. Mod formülünde, L mod sınıfının alt sınırını, h sınıf aralığını, Δ_1 mod sınıfının frekansı ile ondan bir önceki sınıfın frekansları arasındaki farkı, Δ_2 mod sınıfının frekansı ile ondan bir sonraki sınıfın frekansları arasındaki farkı belirtmektedir.

Çizelge 3.3. Zaman uzayında istatistiksel analiz yöntemleri (Diykh vd. 2016)

Maksimum Değer	$X_{Mak} = \text{Max}[x_n]$
Minimum Değer	$X_{Min} = \text{Min}[x_n]$
Ortalama Değer	$X_{Ort} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$
Medyan	$X_{Med} = \left(\frac{N+1}{2}\right) . \text{terim}$
Varyans	$X_{Var} = \sum_{n=1}^N (x_n - X_{Ort}) \frac{2}{N-1}$
Basıklık	$X_{Bas} = \sum_{n=1}^N (x_n - X_{Ort}) \frac{4}{(N-1)X_{Std}^4}$
Mod	$X_{Mod} = L + \left(\frac{\Delta_1}{\Delta_1 + \Delta_2}\right) \times h$
Maksimum ve Minimum Değerler Arasındaki Fark	$X_{Aralık} = X_{Mak} - X_{Min}$
Standart Sapma	$X_{Std} = \sqrt{\sum_{n=1}^N (x_n - X_{Ort}) \frac{2}{N-1}}$
Çarpıklık	$X_{Çar} = \sum_{n=1}^N (x_n - X_{Ort}) \frac{3}{(N-1)X_{Std}^3}$

3.4.2. Dalgacık paket dönüşümü

Dalgacık Dönüşüm Analizi, sinyallerin zaman-frekans analizlerinde düşük frekans aralıklarındaki araştırmalarda yüksek boyutlu, yüksek frekans aralıklarındaki araştırmalarda küçük boyutlu pencereleme ile yüksek çözünürlüklü sonuçlar elde edilebilmesini sağlar (Şekil 3.10).



Şekil 3.10. Dalgacık dönüşüm analizinin zaman-frekans gösterimi

Dalgacık Dönüşüm Analizi, seçilen dalgacık fonksiyonu ile sinyalin integralinin alınmasıyla elde edilmektedir. Seçilen dalgacık, ölçeklendirme ve öteleme parametreleri eklenerek analiz edilmektedir. $\psi_{m,n}(t)$ dalgacık fonksiyonu (3.1) bağıntısı içindeki $\alpha = \alpha_0^m$ eşitliğindeki “ α ” genişleme faktörü (ölçekleme parametresi), $b = nb_0\alpha_0^m$ eşitliğindeki “ b ” öteleme parametreleri kullanılarak elde edilmektedir.

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0\alpha_0^m}{\alpha_0^m}\right) \quad (3.1)$$

Genellikle $\alpha_0 = 2$, $b_0 = 1$ alınarak frekans eksenini boyutlaması, örnekleme aralığının ikinin katlarına denk gelerek artan ikinci örneklemeyi belirtmektedir. İkinin katları kullanılarak oluşturulan dalgacık fonksiyonunda m ölçek parametresini, n öteleme parametresini belirtmektedir. Ayrık dalgacık dönüşüm formülü, $T_{m,n}$ (3.2) bağıntısında gösterilmiştir.

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{2^{m/2}} \psi\left(\frac{t - n2^m}{2^m}\right) dt \quad (3.2)$$

Alçak geçiren filtre katsayıları $g(k)$, yüksek geçiren filtre katsayıları $h(k)$, filtre katsayıları, DPD için W_{2j} yüksek geçiren filtreler, W_{2j+1} alçak geçiren filtreler, k filtre katsayıları adedi (3.3) bağıntısında ve (3.4) bağıntısında belirtilmektedir.

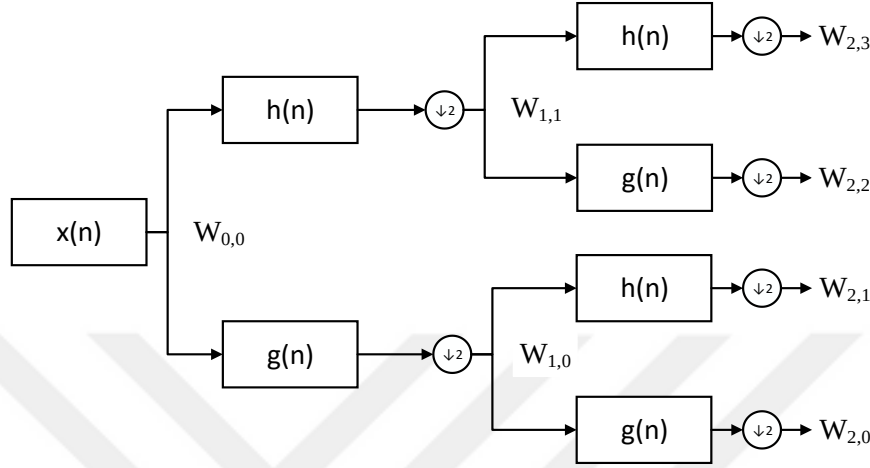
$$W_{2j} = \sqrt{2} \sum_k h(k) W_j(2t - k) \quad (3.3)$$

$$W_{2j+1} = \sqrt{2} \sum_k g(k) W_j(2t - k) \quad (3.4)$$

Denklemlerdeki $W_0(t) = \phi(t)$ ölçekleme fonksiyonunu, $W_1(t) = \psi(t)$ ise dalgacık fonksiyonunu belirtmektedir. (3.5) bağıntısında j , her seviyedeki düğüm indeksini, n , kaydırma parametresini ve m ölçekleme parametresini tanımlamaktadır.

$$W_{m,j,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} W_j(2^{-m}t - n) \quad (3.5)$$

DPD analizinde ise sinyale her seviyede alçak geçiren ve yüksek geçiren filtre uygulanarak sırasıyla yaklaşım ve detay bileşenleri elde edilir. Seviye sayısı arttıkça daha da düşük frekanslarda daha detaylı analize ulaşılmış olur. $x(n)$ işaretinin, $h(n)$ yüksek geçiren ve $g(n)$ alçak geçiren filtre olmak üzere Şekil 3.11.'de 2. seviye dalgacık paket dönüşümünün işlem aşamaları görülmektedir.



Şekil 3.11. 2. seviye DPD yapısı

DPD'de n seviyesinde ayrıştırılan bir sinyalin toplam enerjisi E_n , (3.6) bağıntısındaki formül ile hesaplanmaktadır. Her bir düğümdeki RMS değerinin W_{RMS} hesaplanması ise (3.7) bağıntısında gösterilmiştir (Bilgin 2008).

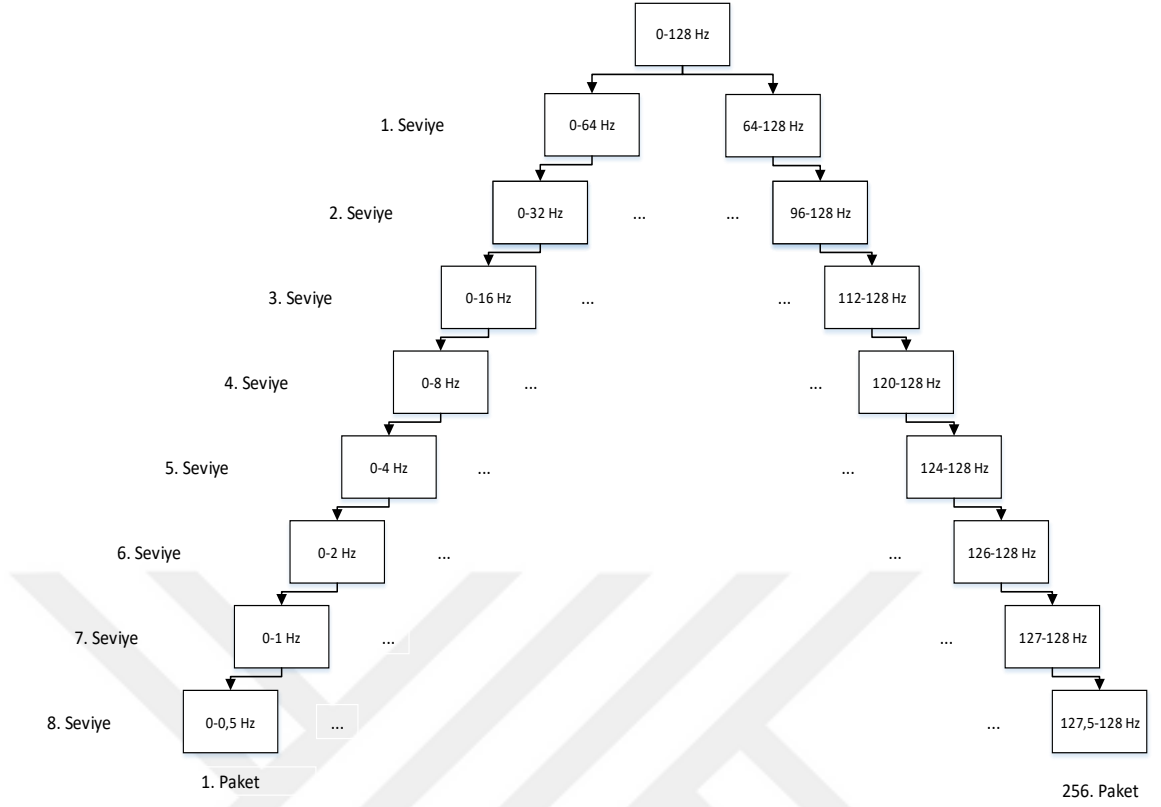
$$W_{RMS,n,j} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} |W_{n,j}|^2} \quad (3.6)$$

$$E_n = \sum_{j=0}^{2^n-1} |W_{RMS,n,j}|^2 \quad (3.7)$$

Bir paketin enerji oranının, tüm paketlerin enerjisine oranı olan E_p (3.8) bağıntısındaki formül ile hesaplanmaktadır.

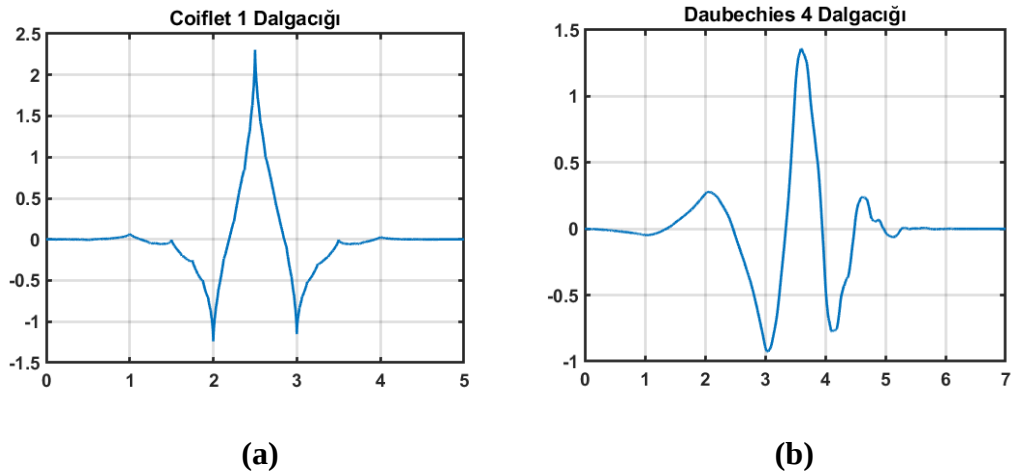
$$E_p = \frac{E_n}{E_{TOPLAM}} \times 100 \quad (3.8)$$

Analizde kullanılan örnekleme frekansı 256 Hz olan EEG sinyalinin DPD ile 8 seviye alt frekans bantlarına ayrıştırıldığında oluşan frekans dağılımı Şekil 3.12'de gösterilmiştir.



Şekil 3.12. 8. seviye DPD yapısı

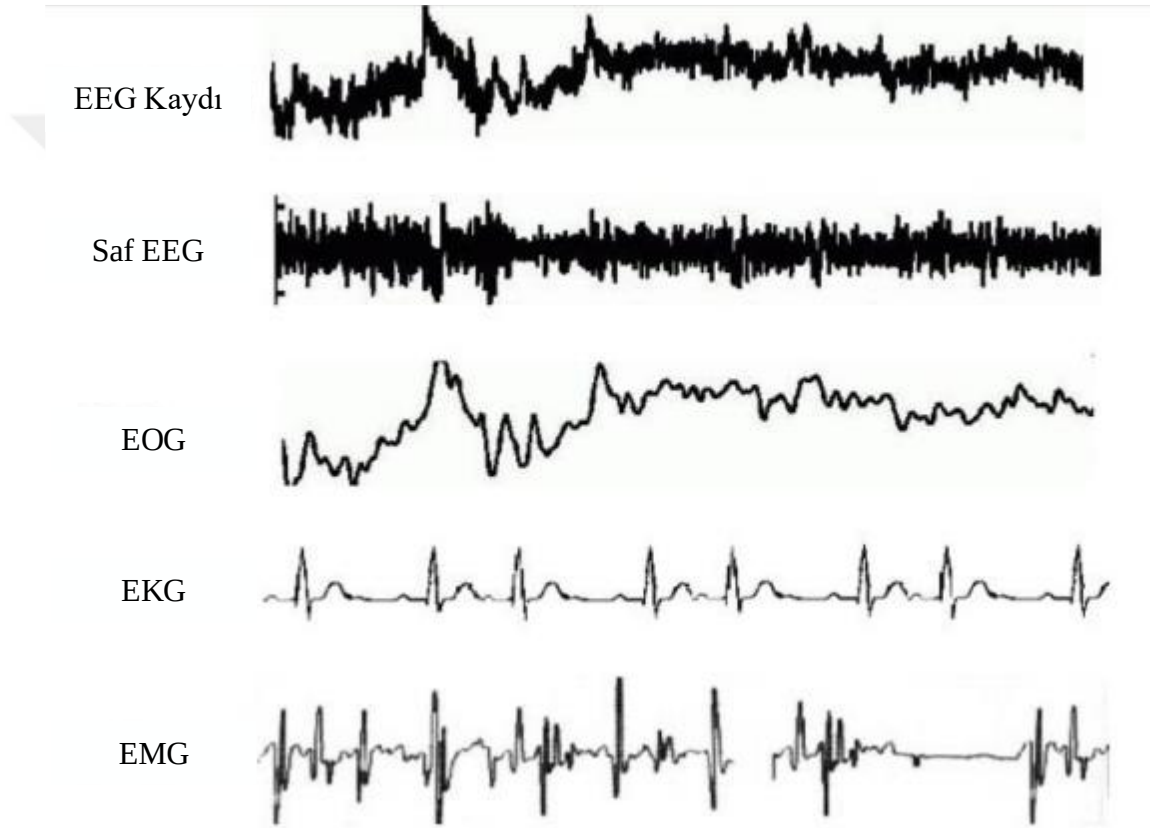
Çalışma kapsamında, DPD kullanılmasının amacı, EEG sinyallerinde düşük frekans bölgesine doğru ayrıntılı araştırılarak her kanal için detaylı analiz edilebilmesidir. Gözler açık ve gözler kapalı durumlarda ölçülen EEG sinyalleri 8 seviyede, Coiflet 1 (Şekil 3.13a) ve Daubechies 4 (Şekil 3.13b) dalgacı ile alt frekans bantlarına ayrıştırılarak paket enerji oranları hesaplanmıştır.



Şekil 3.13. a) Coiflet 1 dalgacı; b) Daubechies 4 dalgacı

3.5. Ön İşleme

EEG işaretleri temel olarak üç tane fizyolojik gürültü sinyalini barındırmaktadır (Şekil 3.14). Elektrookülogram (EOG) artefaktları, göz kırpma ve göz hareketlerinden oluşan kafa derisi üzerinde yayılan sinyallerdir. Göz hareketi artefaktları, retina ve kornea dipolün yönlendirmesindeki değişikliklerle üretilir. Göz kırpma artefaktları ise korneanın göz kapağı ile teması değiştiğinden dolayı oküler iletkenliğin neden olduğu gürültülerdir. Elektromiyogram (EMG) kayıt bölgesindeki kasların esneme ve kasılması ile oluşur. Kardiyak hareketler, elektrotların genişleyen ve büzüşen kan damarlarının üzerinde ya da yanında yerleştirildiğinde oluşabilen 1,2 Hz civarında olan darbe artefaktlardır. Kardiyak aktivitelerden biri olan elektrokardiyogram (EKG) ise belirli bir dalga formuna sahip olmasıyla EEG sinyalinden daha rahat temizlenebilmektedir (Jiang vd. 2019).



Şekil 3.14. EEG sinyaline etki eden gürültüler (Jiang vd. 2019)

Çalışma kapsamında, veri tabanına kaydedilen sinyallere, 0,49 Hz kesim frekansına sahip ve 12. Derece Yüksek Geçiren IIR Filtre, 60 Hz kesim frekansına sahip ve 12. Derece Alçak Geçiren IIR Filtre ve şebeke gürültüsünü engellemek için 50 Hz'lik Çentik IIR Filtre uygulanmıştır.

3.6. Özellik Seçimi

Çalışmada, EEG sinyalleri 8 seviye dalgacık paket dönüşümü ile 256 pakete ayrıldıktan sonra 20 katılımcı için delta, teta, alfa, beta ve gama bantlarındaki her bir paketin enerji yoğunluk oranları ve 14 kanal, OİP sinyalleri ise 10 istatistiksel özellik ve 14 kanal LDA sınıflandırıcısıyla karşılaştırılmıştır.

Gözler açık ve gözler kapalı analizde tekli, ikili ve üçlü paket enerji oranları olmak üzere üç farklı yöntem kullanılmıştır. Tekli paket enerji oranlarında, paketler tekli olarak 14 kanal ve her paketin enerji yoğunluk oranları tekli olarak 0,5 Hz hassasiyetle LDA sınıflandırıcıları ile karşılaştırılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısına sahip paketler özellik olarak seçilmiştir. İkili paket enerji oranlarında, 14 kanal ve her paketin enerji yoğunluk oranları ikili olarak toplanarak 1 Hz hassasiyetle LDA sınıflandırıcıları ile karşılaştırılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısına sahip paketler özellik olarak seçilmiştir. Üçlü paket enerji oranlarında, 14 kanal ve her paketin enerji yoğunluk oranları üçlü olarak toplanarak 1,5 Hz hassasiyetle LDA sınıflandırıcıları ile karşılaştırılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısına sahip paketler özellik olarak seçilmiştir. Tez çalışmasının EKLER kısmında bulunan EK-1, EK-2 ve EK-3 başlıklarında her paketin karşılık geldiği frekans aralıkları gösterilmiştir.

Tekli, ikili ve üçlü olarak seçilen paket enerji oranları LDA sınıflandırıcısı ile paket enerji oranları kendi aralarında karşılaştırılarak en yüksek doğruluğu veren paketler ve bulunduğu kanal özellik olarak seçilmiştir. LDA sınıflandırıcısı, 5 katlı çapraz doğrulama parametresiyle değerlendirilmiştir ve sınıflandırma doğruluklarının ortalaması alınmıştır. Tekli sınıflandırmada girdi olarak kullanılan karşılaştırmaların %20'si olan en başarılı 48 özellik, ikili sınıflandırmada girdi olarak kullanılan paketlerin %20'si olan en başarılı 24 özellik, üçlü sınıflandırmada ise girdi olarak kullanılan paketlerin %20'si olan en başarılı 16 özellik kullanılmıştır. OİP sinyallerinde ise 5'er tane en başarılı kanal ve 2 özellik tespit edilmiştir.

3.6.1. Lineer diskriminant analizi

LDA, matematik ve istatistik konularındaki araştırmalarıyla bilinen R.A Fisher tarafından iki sınıflı problemler üzerine formüle edilerek C.R. Rao tarafından ikiden fazla sınıf içeren problemler için geliştirilmiştir (Başçıl 2015). LDA, en az iki sınıfa sahip verilerin lineer kombinasyonlarının ayırt edilebilmesi amacıyla kullanılan bir metottur. Bu yöntem, veri seti içindeki sınıfları birbirinden en üst seviyede ayırt etmeyi, sınıflar arasındaki varyans değerini maksimum hale getirmeye çalışan bir algoritma bulundurmaktadır ve sınıflar arasında bir karar alanı oluşturur. Ayrıca, verilerin daha anlaşılabilir bir hale getirilmesinde önemlidir. Çalışmada, LDA doğruluk oranının hesaplanmasında 5 katlı çapraz doğrulama değeri kullanılmıştır.

İki sınıflı bir problemde (p_1, p_2) lineer ayırıcı diskriminant fonksiyonu $y(x)$; x , n boyutlu giriş vektörü, w ağırlık vektörü olarak (3.9) bağıntısında tanımlanmaktadır.

$$y(x) = w^T x \quad (3.9)$$

S_1 ve S_2 , iki örneğin sınıf içi dağılım matrisleridir. S_b sınıf örneklerinin sınıf dağılım matrisidir. $S_w = S_1 + S_2$ şeklinde ifade edildiğinde LDA fonksiyonu (3.10) bağıntısındaki gibi yazılabilir.

$$f_{LDA}(w) = \frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \quad (3.10)$$

(3.11) bağıntısına f_{LDA} fonksiyonunu maksimum yapan en iyi w ağırlık vektörü belirlenerek aşağıdaki denkleme göre sınırlandırılabilir (Bilgin 2017).

$$C = \begin{cases} < 0, x \in p_1 \\ > 0, x \in p_2 \\ = 0, belirsiz \end{cases} \quad (3.11)$$

$y(x) = 0$ olduğunda bölge sınırı (3.12) bağıntısındaki formülle hesaplanacaktır (Başçıl 2015).

$$\frac{w^T x}{|w|} = -\frac{w_0}{|w|} \quad (3.12)$$

3.7. Yapay Zeka Algoritmaları ve Optimizasyon

Tez çalışmasında, Destek Vektör Makinesi, k En Yakın Komşuluk, Karar Ağacı sınıflandırıcıları ve Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı kullanılmıştır.

3.7.1. Bayesian optimizasyonu

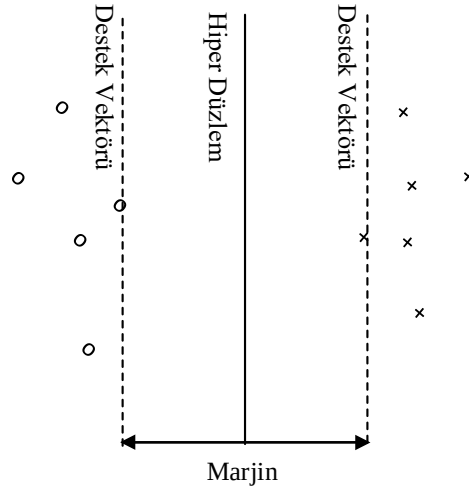
Makine öğrenmesinde çok katlı çapraz doğrulama yapılmaktadır. Ancak aralarında en iyi modeli seçmek için denenecek örnek sayısı belirli değildir. Hiper parametre optimizasyonlarından biri olan Bayesian yaklaşımı, hesaplama görevini azaltarak süreci hızlandırmaktadır. Bu optimizasyon tekniği rastgelelik ve olasılık dağılımlarına dayanarak hesaplama yükünü azaltmakta ve optimum makine öğrenmesi modeli için gerekli parametreleri tespit etmektedir.

f fonksiyonunun optimizasyonu, çıkış değerini en aza indiren ya da en üst düzeye çıkaran x^* giriş değerini bulmaktır. x^* değeri (3.13) bağıntısında gösterilmiştir. (Brochu vd. 2010). Çalışma kapsamında bayesian optimizasyonu uygulanan parametreler makine öğrenmesi metotlarının açıklamalarında belirtilmiştir.

$$x^* = \arg \min_x f(x) \quad (3.13)$$

3.7.2. Destek vektör makinesi

DVM, temel olarak bir sınıfın tüm veri noktalarını diğer sınıfın tüm noktalarından ayıran en iyi hiper düzlemi tespit ederek verileri sınıflandırmaktadır. Optimum hiper düzlem seçimi, iki sınıf arasında en büyük marja sahip olan anlamına gelmektedir. Marj, iç veri noktası olmayan hiper düzleme paralel olan maksimum genişlik anlamına gelir. Destek vektörleri hiper düzlem ayırımına en yakın verilerden geçen noktalardır (Şekil 3.15).



Şekil 3.15. Hiper düzlem ve marjının özellik uzayındaki konumu

Eğitim veri seti (3.14) bağıntısında gösterilmiştir.

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), x_i \in R^d \text{ ve } y_i \in \{-1, +1\} \quad (3.14)$$

Burada n tane örneklem, d tane özellik için, x_i özellik vektörü, negatif ve pozitif i 'lerden oluşan y_i eğitim verilerinin ait olduğu sınıfı temsil etmektedir. Optimal hiper düzlem (3.15) bağıntısı ile tanımlanabilir.

$$f(x) = wx_i + b = 0 \quad (3.15)$$

Bu denklemde w ağırlık vektörü, x girdi özellik vektörü ve b gerçekte sayıdır. w ve b eğitim setinde (3.16) (3.17) (3.18) bağıntılarındaki koşulları sağlaması beklenmektedir.

$$wx_i + b \geq +1 \text{ eğer } y_i = 1 \quad (3.16)$$

$$wx_i + b \leq -1 \text{ eğer } y_i = -1, i = 1, \dots, n \quad (3.17)$$

$$y_i(f(x_i)) \geq 1 \quad (3.18)$$

Hiper düzlemin verileri ayırması, optimum seviyeyi tespit etmesi ve marjı en üst düzeye çıkarması için iki örnek düzlem arasındaki uzaklık $\frac{2}{\|w\|}$ şeklinde ifade edilebilir. w 'nın en küçük değeri ile en geniş marjın elde edilir. Bu durumda ikinci dereceden programlama problemini çözmek için pozitif Lagrange çarpanları kullanılır. Problem, Kuhn–Tucker teoremi uygulanırsa (3.19) bağıntısındaki gibi olacaktır. Burada, w optimal ağırlıklar, a_j , a_k , y_j ve y_k Lagrange çarpan vektörü, x_j ve x_k eğitim seti verileridir.

$$w(\alpha) = \sum_{j=1}^n a_j - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_j a_k y_j y_k (x_j * x_k) \quad (3.19)$$

$w(\alpha)$ değerinin maksimum olduğunda sınıflandırılmamış özellik vektörü z için sınıflandırma fonksiyonu (3.20) bağıntısındaki gibi yazılabilir.

$$f(z) = \text{sign} \left[\sum_{j=1}^n a_j y_j x_j z + b \right] \quad (3.20)$$

(3.21) ve (3.22) bağıntılarındaki koşulların sağlanmasıyla; C , Lagrange çarpanlarının a_j için izin verilen değerlerini sınırlı bölgede tutmaktadır. Sınıflandırma problemlerinde veri dağılımına göre basit hiper düzlemi bulunmayabilir. Bu durumda, varsayılan özellik uzayını, yüksek boyutlu özellik uzayına haritalamaya imkân sağlayan çekirdek fonksiyonu kullanarak yeni özellik düzlemine geçilir. K , çekirdek fonksiyonu olarak (3.23) bağıntısındaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\sum_{j=1}^n y_j a_j = 0 \quad (3.21)$$

$$0 \leq a_j \leq C \quad (3.22)$$

$$K(x_j, x_k) = \langle \varphi(x_j), \varphi(x_k) \rangle \quad (3.23)$$

Örnek olarak Radyan Tabanlı Çekirdek fonksiyonu (3.24) bağıntısında gösterilmiştir.

$$K(x_j, x_k) = e^{-\left(\frac{\|x_j - x_k\|^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3.24)$$

Çekirdek fonksiyonuna göre denklem güncellenirse karar fonksiyonu (3.25) bağıntısındaki gibi belirtilebilir (Mohammad vd. 2016; Huang vd. 2018).

$$f(x) = \sum_{j=1}^n a_j y_j K(x, x_k) + b \quad (3.25)$$

Optimum hiper düzlemi bulmak amacıyla, Doğrusal, Polinom, Radyal Tabanlı ve Sigmoid çekirdek fonksiyonları kullanılmaktadır. Çalışmada kullanılan parametreler Çizelge 3.4'te gösterilmiştir. C sınır değeri ve çekirdek ölçeği parametreleri, bayesian optimizasyon algoritması kullanılarak 30 tekrar sonunda en düşük hatayı veren değerler sınıflandırıcı parametresi seçilmiştir.

Çizelge 3.4. DVM yapısının özellikleri

Çekirdek Fonksiyonu	C sınır değeri	Çekirdek Ölçeği
Radyal Tabanlı Çekirdek	$10^{-5} - 10^5$	$10^{-5} - 10^5$

3.7.3. K en yakın komşuluk

K En Yakın Komşuluk algoritması, fonksiyonun sadece yerel olarak yaklaşık olarak tahmin edildiği ve tüm hesaplamaların sınıflamaya kadar ertelendiği bir örnek tabanlı öğrenme veya tembel öğrenme türüdür. Makine öğrenme algoritmalarından en basitleri arasında yer almaktadır. En yakın özellikleri seçmek için tam sayı olan k değeri seçilir. Test verileri ile eğitim verileri arasındaki mesafe Öklid, Manhattan, Chebyshev, Minkowski veya Hamming uzaklık metotları ile ölçülür. Sınıflandırma aşamasında test verisine en yakın k tane eğitim verisi arasında en yakın komşular arasında en yaygın olan sınıfta yer almaktadır (Mohammad vd. 2016). Çizelge 3.5'te sınıflandırmada kullanılan uzaklıkların formülleri verilmiştir. Formüllerdeki x_i ve y_i özellik matrisindeki verilerin koordinatını ifade etmektedir.

Çizelge 3.5. KEYK algoritmasında kullanılan uzaklıklar

Öklid Uzaklığı	$\sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}$
Chebyshev Uzaklığı	$\max_{i=1} x_i - y_i $

Çalışma kapsamında, Çizelge 3.6'da gösterilen k değerleri ve uzaklık metotları, Bayesian optimizasyon algoritması kullanılarak 30 tekrar sonunda en düşük hatayı veren değerler sınıflandırıcı parametresi seçilmiştir.

Çizelge 3.6. KEYK yapısının özellikleri

k değerleri	Uzaklık metotları
1-5	Öklid, Chebyshev

3.7.4. Karar ağacı

Karar Ağacı (KA) algoritması, tümevarımsal çıkarım için en yaygın ve pratik yöntemlerden biridir. Gürültü içeren verilerde yüksek doğruluklar elde edilebilen ve ayrık ifadeleri öğrenebilen ayrık değerli fonksiyonları tahmin etmek için iyi bir yöntemdir. Karar ağacının eğitilmesinde, eğitilen fonksiyonun bir karar ağacı ile temsil edilmektedir. Tümevarımsal algoritmalarının en popülerleri arasında bulunan KA, kredi risk tıbbi vakalarda hastalık teşhisine kadar çok çeşitli alanlarda başarıyla uygulanmıştır. Karar ağacı öğrenmesi sezgisel, tek adımlı bir ileri (tepeye tırmanma), olası tüm karar ağaçlarının alanı boyunca geriye dönük olmayan bir araştırmadır (Polat ve Güneş 2007).

Karar ağacında, ağaç üzerindeki düğüm, bir sınıfı belirtir veya düğümdeki test verilerini oluşturan olası çıkışlara göre örnek uzayını ayırarak bir test bölümü oluşturmaktadır. Bölünen bir alt küme yeni bir alt ağaç tarafından çözülecek olan yeni bir alt sınıflandırma problemi yaratmaktadır. Düğümler, dallar ve yapraklar olmak üzere üç

bölümden oluşan KA yönetim şemasında yaprak olarak adlandırılan düğümler, sonuç düğümü sınıfını barındırır. Yaprak düğümü olmayan noktalar, karar düğümü olarak tanımlanır. Karar düğümleri, yeni bir özellik oluşturarak ve bu özelliklerin mümkün olan her değeri için aynı ağacın dalları gibi dallara ayrılarak başka bir karar ağacı meydana getirilir. Karar ağacı algoritması sınıflandırma problemlerinde ayır ve yönet mantığına dayandığı söylenebilir (Başçıl 2015).

Çalışmada kullanılan parametreler Çizelge 3.7’de gösterilmiştir. En az yaprak düğüm sayısı, en fazla dal düğüm sayısı ve bölünme kriteri parametreleri, Bayesian optimizasyon algoritması kullanılarak 30 tekrar sonunda en düşük hatayı veren değerler sınıflandırıcı parametresi seçilmiştir.

Çizelge 3.7. KA yapısının özellikleri (Rokach ve Maimon 2005)

En Az Yaprak Düğümü Sayısı	En Fazla Dal Düğüm Sayısı	Bölünme Kriteri
1-20	1-39	Gini'nin Çeşitlilik Endeksi (Gdi), Sapma (Deviance)

3.7.5. Çok katmanlı yapay sinir ağı

Yapay sinir ağları, insan beyninin öğrenme yapısını ele alarak yeni bilgileri çözümlemek ve keşfedebilmek gibi yetenekleri gerçekleştirmek amacıyla geliştirilen bir yapay zeka algoritmasıdır. Proses elemanlarının birbirlerine bağlanarak hiyerarşik ve paralel olarak çalışmasıyla yapay sinir ağı oluşmaktadır. Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA), ağı oluşturmak için özelliklerin girildiği girdi katmanı, en az bir tane gizli (ara) katman ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır (Öztemel 2012). ÇKA ağ yapısının çıktısı verilen (3.26) bağıntısındaki olduğu gibidir.

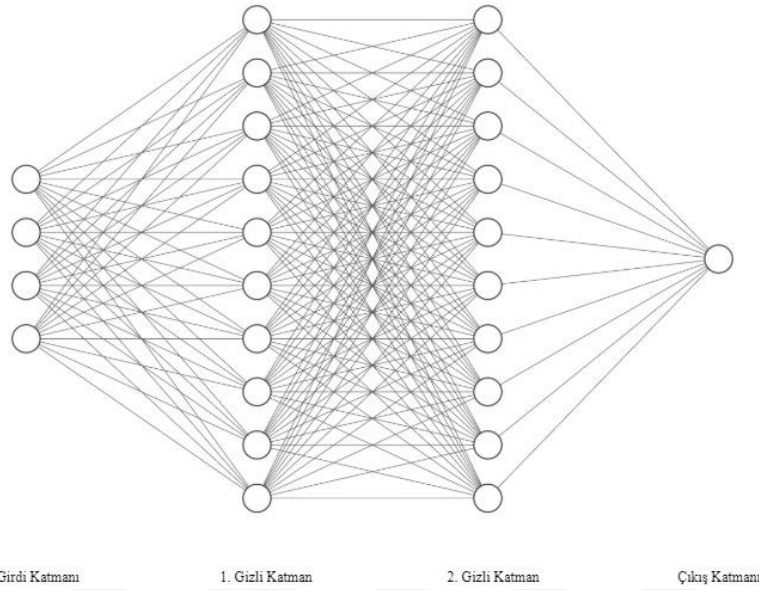
$$f(x) = \sum_{j=1}^n a_j y_j K(x, x_k) + b \quad (3.26)$$

(3.27) bağıntısında, N giriş katmanındaki nöron sayısını, M katman sayısını, X_i gizli katmanda yer alan i . elemanı, W_i her giriş için ağırlıkları, b_j eşik girdisini, f aktivasyon fonksiyonu ve y 'de j katmanındaki ağı çıkışı ifade etmektedir.

$$y = \left(\sum_{i=1}^N X_i W_{ij} + b_j \right), \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (3.27)$$

Girdi katmanından ara katmanlara iletilen değerler, ara katmanlarda ağı ağırlık değerleri kullanılarak çıktı fonksiyonuna dönüştürülerek çıktı katmanına iletilir. Girdiler için ağı doğru çıktıları üretebilmesi, ağırlık değerlerinin doğru bir şekilde güncellenmesine bağlıdır. Ağırlık değerleri ilk başta rastgele atanır, sonrasında ise her bir örnek ağı gösterilerek ağı öğrenme kuralına göre ağırlıklar değiştirilir. Bu akış ağı eğitilmesini oluşturmaktadır. Ağırlıkların güncellemesi işlemi ile birlikte doğru çıktılar üretilince test setindeki örnekler ağı gösterilir. Eğer ağ test setindeki örneklere doğru

cevaplar verirse ağ eğitilmiş kabul edilmektedir. İki gizli katmana sahip, dört girişi bulunan ÇKYSA modeli Şekil 3.16'da gösterilmiştir (Öztemel 2012).



Şekil 3.16. Üç katmanlı ÇKYSA örneği

Çalışma kapsamında ÇKYSA analizlerinde kullanılan parametreler Çizelge 3.8'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.8. ÇKYSA yapısının özellikleri

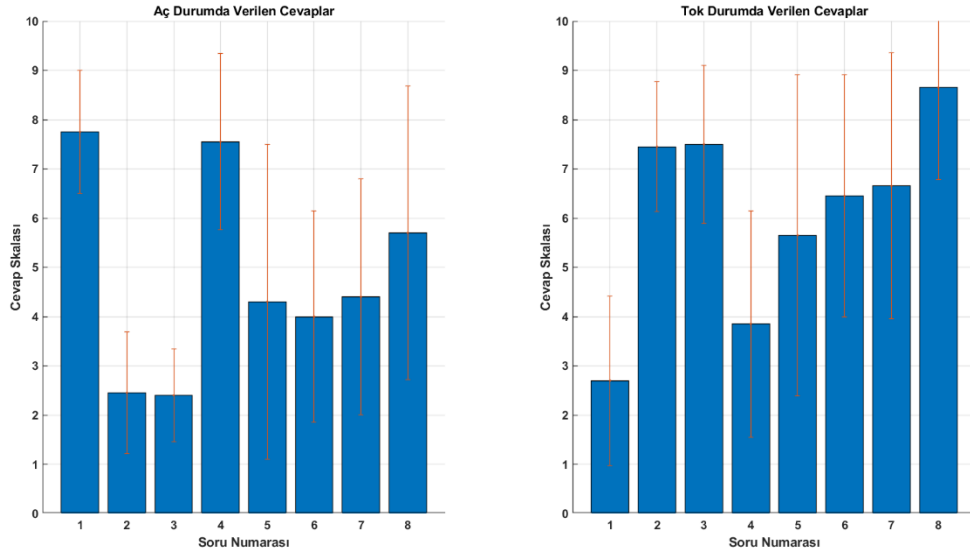
Gizli katman sayısı	2
Nöron sayısı	1. gizli katman 10 nöron 2. gizli katman 10 nöron
Transfer fonksiyonu	lineer, hiperbolik tanjant sigmoid, hiperbolik tanjant sigmoid
Öğrenme fonksiyonu	Levenberg-Marquardt (trainlm)
Öğrenme hızı	0,1
Momentum sabiti	$10^{(-3)}$
Hata hedefi	$10^{(-14)}$

Çalışmada tüm yapay zeka işlemlerinde, gözler açık ve kapalı ölçüm analizlerinde tekli ölçümler için 40x48 (denek sayısı x özellik sayısı), ikili ölçümler için 40x24 ve üçlü ölçümler için 40x16 boyutlarında özellik matrisi girdi kullanılmıştır. OİP analizlerinde ise 40x2 boyutunda özellik matrisi girdi olarak kullanılmıştır. Verilerin doğruluğunu artırmak adına aç ve tok gruplardan eşit sayıda 20 şer tane girdi alınmıştır.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1. Görsel Analog Ölçek Testi Sonuçları

Katılımcılardan aç durumda ölçüm almadan hemen önce ve besin alımından sonra tok ölçümlerin başlangıcından önce yöneltilen sorulara verilen yanıtların ortalama ve standart sapma değerleri Şekil 4.1.'de gösterilmektedir.

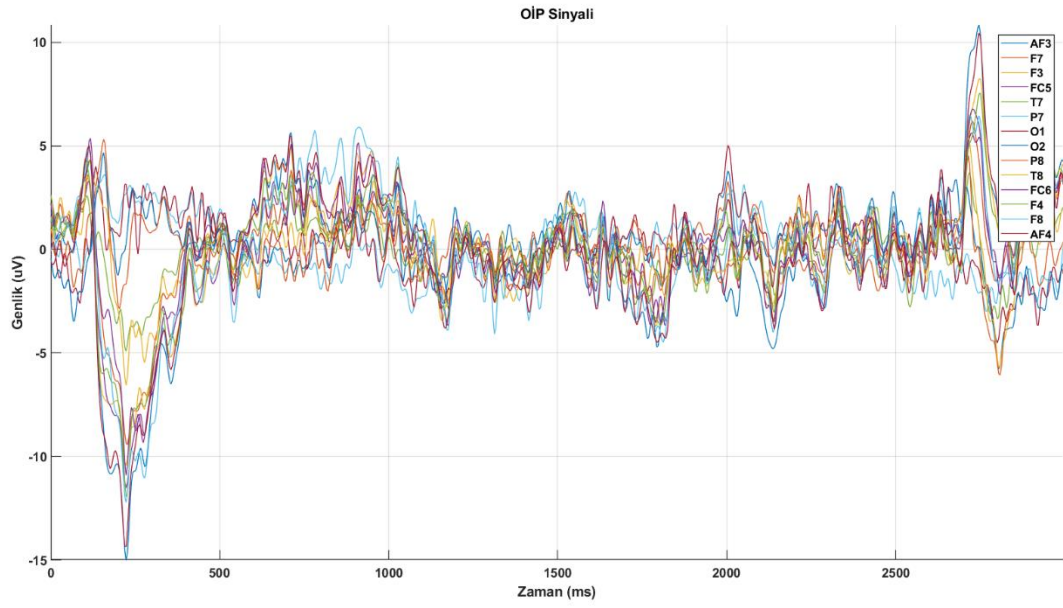


Şekil 4.1. GAÖ testi sonuçları

Katılımcıların verdikleri cevaplar incelendiğinde, deney başlangıcında açlık hislerinin yüksek başladığı, besin alımı sonrasında ise çoğunluk olarak tokluk hissinin arttığı gözlemlenmiştir. Cevaplar doğrultusunda katılımcılara ikram edilen besinlerin yeterli olduğu gözükmemektedir. Tatlı, tuzlu, tuzlu-baharatlı gıdaların çoğunlukla aç durumda istendiği, yağlı gıdaların ise aç ve tok durumlarda talep olmadığı sonucuna ulaşılmaktadır. Bu sonuçlar çalışmanın geçerliliğini ve doğruluğunu artırmaktadır.

4.2. Olay İlişkili Potansiyel Analiz Sonuçları

Katılımcıların gıda görsellerinin gösterimi sırasında kaydedilen EEG sinyallerine ön işleme aşamasında alçak ve yüksek frekanslara sahip gürültüleri ve şebeke gürültüsünü bastırmak amacıyla filtreleme uygulanmıştır. Her bir katılımcı ve kanal için 60 görselin sayısını oluşturduğu 60x768 boyutunda matrisler oluşturulmuştur. Bu matrislerden her birinin ortalaması alınarak 1x768 boyutundaki sinyalin zaman tabanlı istatistik analiz yöntemleri ile özellik matrisi oluşturulmuştur. Örnek olarak 7 numaralı katılımcının 14 kanal için kaydedilen OİP sinyali Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.2. 7 numaralı katılımcının aç olarak ölçülen OİP sinyali

OİP, aç ve tok ölçümlerin yapay zeka algoritmalarıyla sınıflandırılmasında, duyarlılık değeri (4.1) bağıntısıyla, özgüllük değeri (4.2) bağıntısıyla ve doğruluk değeri (4.3) bağıntısıyla hesaplanmıştır.

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (4.1)$$

$$Özgüllük = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (4.2)$$

$$Doğruluk = \frac{TP + TN}{TN + TP + FN + FP} \times 100 \quad (4.3)$$

- TP: Gerçekte pozitif sınıfta bulunan, pozitif sınıfta tahmin edilenler
- FN: Gerçekte pozitif sınıfta bulunan, negatif sınıfta tahmin edilenler
- FP: Gerçekte negatif sınıfta bulunan, pozitif sınıfta tahmin edilenler
- TN: Gerçekte negatif sınıfta bulunan, negatif sınıfta tahmin edilenler

Özellik matrisindeki her özelliğin birbirleri ile dengeli olması için değerler -1 ve 1 aralığında normalize edilmiştir. Bir kanal ve iki istatistiksel özellik olacak şekilde 40x2 boyutunda özellik matrisi LDA sınıflandırıcısına girdi olarak uygulanarak karşılaştırılmıştır. En yüksek doğruluğun tespit edildiği kanal ve istatistiksel özellikler Çizelge 4.1’de gösterilmiştir. 14 kanal içerisinde en yüksek performansı yakalayan kanalların F3, T7, P8, T8 ve AF4 olduğu görülmektedir. İstatistikler yöntemler içerisinde çarpıklığın, basıklığın, standart sapmanın, medyanın aç ve tok bireylerin sınıflandırılmasında önemli parametreler olduğu gözlemlenmiştir. Çizelgelerde, girdi olarak kullanılan kanal (GOKK), girdi olarak kullanılan istatistiksel özellik (İÖ),

sınıflandırma yöntemi (SY), çapraz doğrulama değeri (ÇDD), duyarlılık (DUY), özgüllük (ÖZG) ve doğruluk (DOĞ) değerleri kısaltmaları kullanılarak belirtilmiştir.

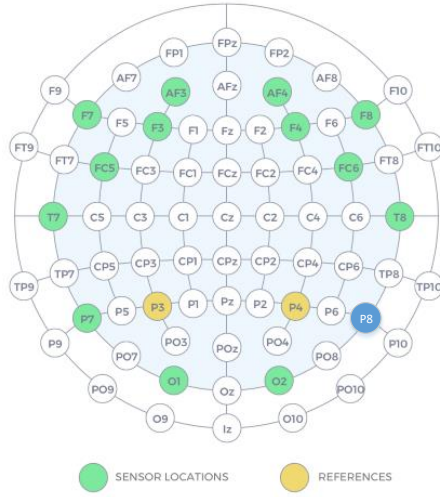
Çizelge 4.1. Özellik seçimi aşamasında en başarılı kanal ve istatistiksel özellikler

1. İstatistiksel Özellik	2. İstatistiksel Özellik	Kanal	Doğruluk Oranı
Basıklık	Çarpıklık	P8	95,00
Mod	Medyan	T7	95,00
Medyan	Standart Sapma	F3	95,00
Standart Sapma	Maksimum	AF4	92,50
Basıklık	Çarpıklık	T8	92,50

Çizelge 4.2. Kanal ve özelliklere göre sınıflandırma başarıları

GOKK	İÖ	SY	Eğitim			Test		
			DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
P8	Basıklık - Çarpıklık	ÇKYSA	98,41	100	99,17	95,83	100	97,62
		DVM	98,10	99,05	98,50	95,00	95,00	95,00
		KEYK	98,33	96,75	97,5	91,67	96,30	94,87
		KA	92,14	93,65	92,5	95,83	91,53	92,49
T7	Mod - Medyan	ÇKYSA	100	96,83	98,33	100	91,67	95,05
		DVM	85,70	95,30	90,55	94,67	89,50	92,55
		KEYK	98,25	92,21	95,00	95,24	90,74	92,49
		KA	95,00	95,00	95,00	94,44	95,83	95,05
F3	Medyan - Standart Sapma	ÇKYSA	98,33	98,33	98,33	95,24	95,24	95,24
		DVM	97,10	97,10	97,00	100	96,67	97,50
		KEYK	100	98,41	99,17	100	96,30	97,44
		KA	95,00	95,00	95,00	95,83	95,24	94,87
AF4	Standart Sapma - Maksimum	ÇKYSA	96,83	100	98,33	91,07	100	95,05
		DVM	92,45	95,89	94,00	92,00	96,67	92,50
		KEYK	91,98	94,82	93,33	88,89	95,24	92,31
		KA	95,00	95,00	95,00	95,83	94,44	95,05
T8	Basıklık - Çarpıklık	ÇKYSA	98,41	98,41	98,33	95,83	95,24	95,05
		DVM	95,00	95,00	95,00	89,55	92,33	92,17
		KEYK	95,38	96,97	95,83	90,48	95,24	92,31
		KA	95,00	95,00	95,00	94,44	90,28	92,49

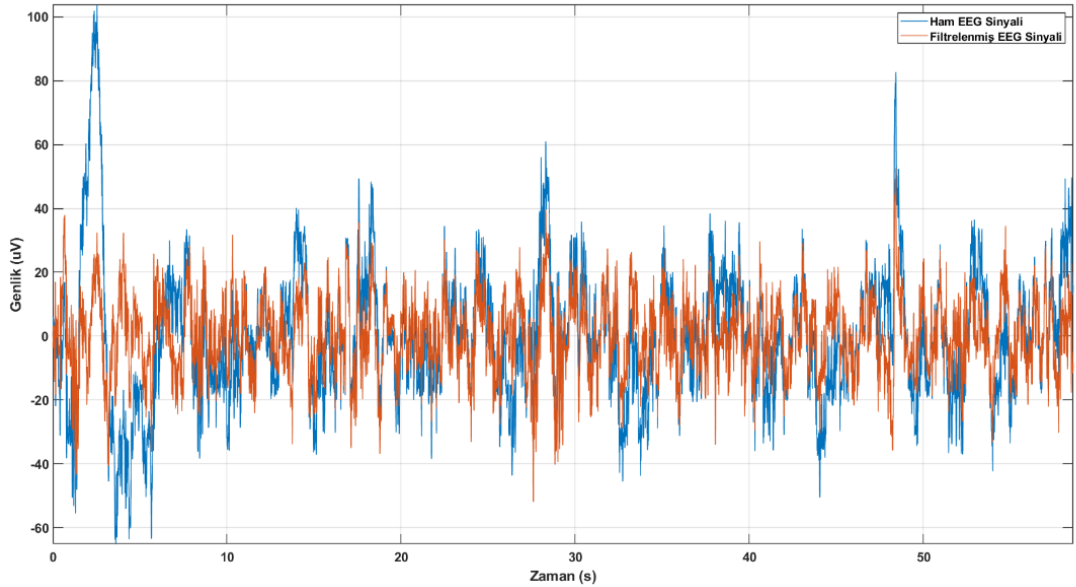
En başarılı kanallar ve özellikler tespit edilerek yapay zeka algoritmalarına girdi olarak sunulmuştur (Çizelge 4.2). P8 kanalı ve basıklık - çarpıklık istatistik yöntemleriyle %97,62 doğruluk ile sınıflandırmıştır (Şekil 4.3). Buradaki değerler 3 katlı çapraz doğrulama sonucunda ortalamaları hesaplanarak duyarlılık, özgüllük ve doğruluk değerleri elde edilmiştir.



Şekil 4.3. OİP analizinde en başarılı kanalın 10-20 elektrot sistemindeki konumu

4.3. Gözler Açık ve Kapalı Analiz Sonuçları

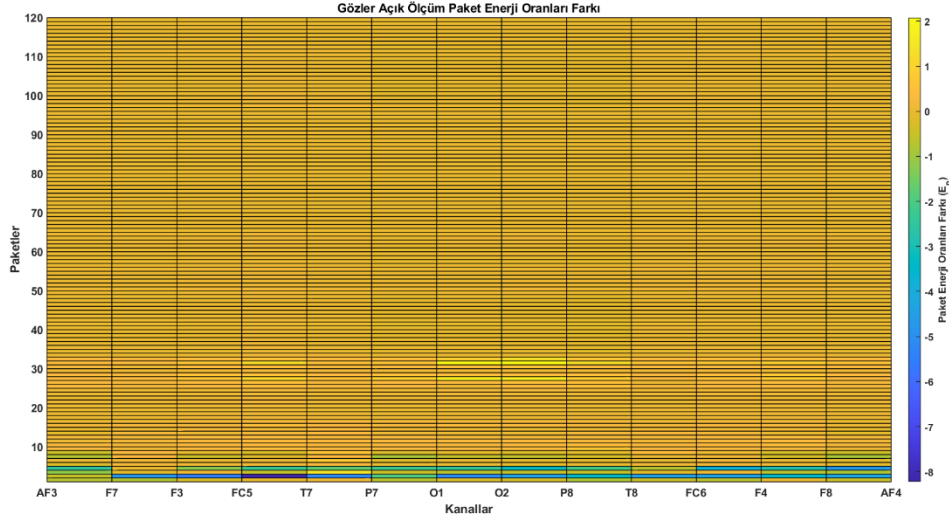
Tez çalışmasında, ön işleme aşamasında ham EEG sinyalleri üzerindeki alçak ve yüksek frekanslara sahip gürültüleri ve şebeke gürültüsünü bastırmak, delta, teta, alfa, beta, gama frekans bantlarını oluşturmak amacıyla filtreleme yapılmıştır (Şekil 4.4). Ayrıca, sinyaller taranarak ölçüm esnasında elektrotların hareket etmesi, veri iletimindeki kayıplar gibi nedenlerle oluşan artefaktlar tespit edilerek sinyal üzerinden kırılmıştır.



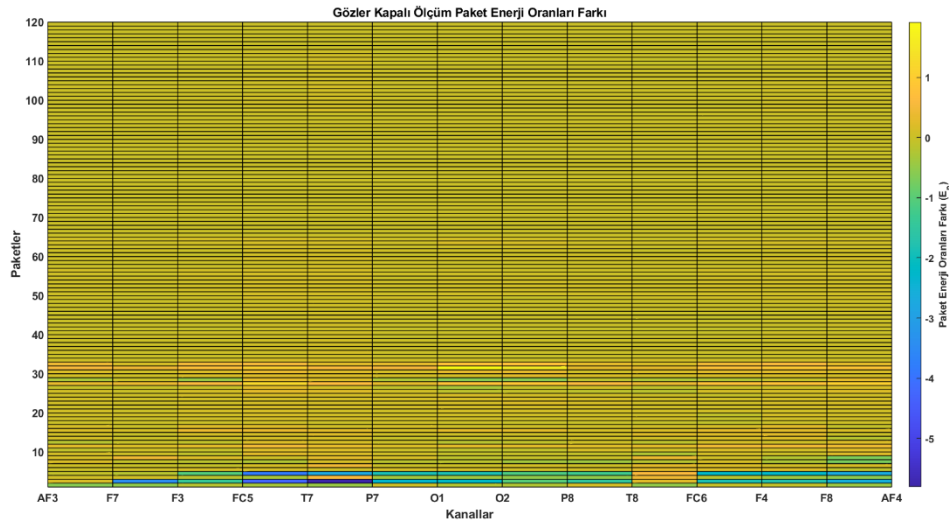
Şekil 4.4. EEG sinyaline uygulanan filtreleme işlemi

Daubechies 4 dalgacığıyla DPD analizinde 1.-120. paketler (0-60 Hz) için gözler açık ölçümlerin aç-tok paket enerji oranları farkı Şekil 4.5'te ve gözler kapalı ölçümlerin aç-tok paket enerji oranları farkı Şekil 4.6'da gösterilmiştir. Gözler açık ve kapalı ölçümde, teta aktivitesinin gözlemlendiği 15. paket (7-7,5 Hz), düşük beta aktivitesinin

gözlemlendiği 27. paket (13-13,5 Hz) ve 31., 32. paketler (15-16 Hz) arasında tok duruma geçişte tüm kanallarda paket enerjisinin artışı, özellikle FC5, O1, O2, P8, F4 kanallarında kayda değer paket enerji artışı gerçekleşmiştir. Gözler kapalı aç ölçümde 28. paket (13,5-14 Hz) enerji oranının F3, O1, O2 kanallarında, gözler açık ve kapalı aç ölçümde delta frekans bandında bulunan 2. (0,5-1 Hz), 4. (1,5-2 Hz) paketlerde paket enerji oranının F7, FC5, T7, P7, O1, O2, F8, AF4 kanallarında yükseldiği gözlemlenmiştir.



Şekil 4.5. Gözler açık ölçüm paket enerji oranları farkı



Şekil 4.6. Gözler kapalı ölçüm paket enerji oranları farkı

Filtrelenmiş sinyal üzerinden özellik çıkarım aşamasında Coiflet 1 ve Daubechies 4 dalgacıklarıyla 8 seviyede DPD kullanılmıştır. Frekans aralığı, 0-60 Hz olan sinyallerin frekans bantlarını oluşturan 120 paketin yüzde enerji oranı tekli, ikili ve üçlü sınıflandırma olarak özellik seçme işlemi gerçekleştirilmiştir. Tekli sınıflandırmada 0,5 Hz aralıklarla toplam 120 paket, ikili sınıflandırmada 1 Hz aralıklarla toplam 60 paket ve üçlü sınıflandırmada 1,5 Hz aralıklarla toplam 40 paket kullanılmıştır. Değerler -1 ve 1 aralığında normalize edilerek sınıflandırma başarısının artması hedeflenmiştir. LDA sınıflandırıcısına farklı iki paketin enerji oranları girdi olarak kullanılarak sonuçları

karşılaştırılmıştır. En yüksek doğruluğu tespit edildiği paket ve kanalların, tekli sınıflandırmada 48'i, ikili sınıflandırmada 24'ü, üçlü sınıflandırmada 16'sı ÇKYSA, DVM, KEYK ve KA algoritmalarının girdisi olmuştur.

Gözler açık ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısı en yüksek doğruluğa sahip paketler ve kanallar Çizelge 4.3'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulmayla eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.4'te belirtilmiştir.

Çizelge 4.3. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
18	53	P8	81,00
50	84	F4	77,50
50	117	F4	77,50
50	76	F4	76,50
47	50	F4	76,50
50	119	F4	76,00
64	74	T7	76,00
102	110	FC5	75,50
50	52	F4	75,00
54	85	F4	75,00
98	114	O2	75,00
7	50	F4	74,50
18	52	P8	74,50
18	85	P8	74,50
31	102	FC5	74,50
50	84	F8	74,50
50	105	F4	74,50
52	86	F4	74,50
64	69	FC5	74,50
83	117	P8	74,50
49	105	F4	74,00
53	113	F4	74,00
70	73	FC5	74,00
86	120	FC5	74,00

Çizelge 4.4. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	98,33	90,96	94,17	95,24	79,50	84,98
	5	94,98	95,27	95,00	81,67	79,00	80,00
DVM	3	92,58	88,97	90,50	83,33	68,00	80,00
	5	91,33	87,50	88,00	85,00	67,00	80,00
KEYK	3	78,97	80,19	79,17	81,11	70,83	74,73
	5	85,85	71,82	77,00	85,00	69,33	72,50
KA	3	80,12	75,32	77,50	77,14	77,78	72,53
	5	77,20	83,42	79,50	74,33	71,67	72,50

Gözler açık ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.5'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.6'da belirtilmiştir.

Çizelge 4.5. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
25	42	F4	80,00
25	41	F4	75,50
25	26	F4	75,00
28	44	F4	74,50
53	57	O2	74,50
16	49	FC5	74,00
9	27	P8	73,50
35	53	FC5	73,50
1	35	FC5	73,00
49	57	O2	72,50
53	57	FC6	72,50
56	57	O2	72,50

Çizelge 4.6. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	94,91	91,90	93,33	83,33	82,14	82,60
	5	94,46	97,13	95,50	96,00	76,76	80,00
DVM	3	88,94	76,56	81,50	69,33	79,43	77,50
	5	88,94	76,56	81,50	69,33	79,43	77,50
KEYK	3	84,49	77,90	79,17	70,90	78,57	72,34
	5	90,44	73,32	79,50	88,33	73,00	77,50
KA	3	82,26	86,34	83,33	79,05	76,39	77,29
	5	89,81	86,71	88,00	76,67	79,33	80,00

Gözler açık ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.7’te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.8’de belirtilmiştir.

Çizelge 4.7. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
11	20	FC5	72,50
11	23	FC5	72,00
19	30	FC5	72,00
9	11	FC5	71,50
11	22	FC5	71,50
11	39	FC5	71,50
20	35	T7	71,50
28	39	F3	71,00

Çizelge 4.8. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	94,82	91,98	93,33	83,33	77,38	80,04
	5	96,84	93,42	95,00	80,00	73,33	75,00
DVM	3	76,96	84,30	66,00	67,40	62,17	65,00
	5	90,05	70,97	77,00	81,67	64,76	70,00
KEYK	3	93,33	65,01	71,67	91,67	63,74	69,78

Çizelge 4.8.'in devamı

	5	96,52	65,41	73,00	67,00	76,79	72,50
KA	3	83,59	78,61	80,83	86,11	72,22	77,47
	5	76,35	74,79	74,50	74,29	74,00	70,00

Gözler kapalı ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.9'da gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulmayla eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.10'da belirtilmiştir.

Çizelge 4.9. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
48	87	T7	75,50
48	81	FC5	75,00
48	86	FC5	75,00
48	61	T7	74,50
48	86	T7	74,50
64	86	FC5	74,50
48	54	FC5	74,00
64	65	F3	74,00
48	49	T7	73,50
48	60	FC5	73,50
48	69	T7	73,50
66	67	F3	73,50
67	82	FC5	73,50
100	116	T7	73,50
107	108	P7	73,50
39	103	O1	73,00
48	92	T7	73,00
67	95	FC5	73,00
48	60	T7	72,50
48	62	T7	72,50
48	87	FC5	72,50
48	93	T7	72,50
48	113	T7	72,50
52	60	T7	72,50

Çizelge 4.10. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	94,64	90,69	92,50	82,22	79,37	80,22
	5	96,99	96,14	96,50	84,33	83,00	82,50
DVM	3	91,95	81,60	86,00	85,00	83,67	85,00
	5	89,08	73,87	81,00	87,65	75,79	82,50
KEYK	3	72,98	75,78	74,17	64,35	73,89	67,58
	5	83,25	70,43	75,00	70,33	67,00	65,00
KA	3	81,87	73,56	76,67	72,22	65,85	70,15
	5	72,74	82,33	76,00	62,62	72,00	67,50

Gözler kapalı ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.11’de gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.12’de belirtilmiştir.

Çizelge 4.11. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
24	30	T7	75,50
24	57	FC5	75,50
58	60	F4	75,50
38	41	FC5	75,00
17	53	AF3	74,50
31	40	T7	74,50
24	31	T7	73,00
28	41	FC5	72,50
24	41	FC5	72,00
24	44	T7	72,00
30	38	T7	72,00
34	57	FC5	72,00

Çizelge 4.12. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	90,87	94,71	92,50	75,66	81,35	77,29
	5	93,42	96,22	94,50	73,33	74,67	72,50
DVM	3	90,10	78,90	83,33	81,90	68,52	74,91
	5	91,98	79,02	84,00	85,00	75,00	77,50
KEYK	3	91,81	68,82	75,83	77,14	69,64	72,53
	5	91,84	69,83	76,50	70,00	53,90	60,00
KA	3	71,43	73,68	72,50	70,00	72,50	72,71
	5	80,95	76,87	78,50	86,67	76,95	80,00

Gözler kapalı ölçümlerin, Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.13'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.14'te belirtilmiştir.

Çizelge 4.13. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
35	39	T7	76,00
16	19	T7	74,50
16	18	T7	73,00
16	28	T7	72,50
15	38	FC5	72,00
16	26	T7	72,00
22	38	FC5	72,00
34	38	FC5	72,00

Çizelge 4.14. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Coiflet 1 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	86,27	93,25	89,17	64,05	77,78	67,22
	5	93,24	94,94	94,00	70,00	72,67	70,00
DVM	3	86,93	79,44	82,00	80,00	74,00	72,50
	5	85,27	70,25	73,00	70,00	75,00	70,00
KEYK	3	62,54	75,53	66,67	58,52	64,44	62,45

Çizelge 4.14.'ün devamı

	5	65,19	63,73	64,00	33,33	48,67	42,50
KA	3	70,27	73,29	71,67	69,05	68,06	69,60
	5	78,51	75,83	76,50	70,00	75,00	72,50

Gözler açık ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.15'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulmayla eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.16'da belirtilmiştir.

Çizelge 4.15. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
31	98	FC5	76,50
86	111	P7	75,50
39	82	O1	75,50
52	69	T7	75,50
60	69	T7	75,50
69	118	T7	75,50
79	86	FC5	74,50
5	74	T7	73,50
5	90	T7	73,50
5	106	T7	73,50
22	53	FC6	73,50
29	34	FC5	73,50
37	39	AF4	73,50
86	107	P7	73,50
29	98	FC5	73,00
31	34	FC5	73,00
31	110	FC5	73,00
37	86	FC6	73,00
51	92	F3	73,00
62	69	T7	73,00
76	83	F4	73,00
82	97	O2	73,00
83	92	P8	73,00
85	86	F4	73,00

Çizelge 4.16. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	92,78	95,30	93,33	82,50	92,59	82,42
	5	96,14	95,18	95,50	83,00	77,67	77,50
DVM	3	92,07	81,75	85,00	81,67	73,71	72,50
	5	90,27	76,45	82,00	78,25	69,42	70,00
KEYK	3	94,59	68,42	75,83	86,67	67,05	72,53
	5	91,72	68,46	75,50	95,00	69,62	75,00
KA	3	44,44	42,42	60,00	40,38	36,92	51,83
	5	86,05	78,96	81,00	79,33	77,43	77,50

Gözler açık ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.17’de gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.18’de belirtilmiştir.

Çizelge 4.17. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
1	49	FC5	76,50
17	57	P7	75,00
52	57	P7	75,00
16	49	FC5	74,50
1	40	FC5	74,00
26	35	T7	74,00
35	40	T7	74,00
1	39	FC5	73,50
1	45	FC5	73,50
1	17	FC5	73,00
1	57	FC5	73,00
38	42	FC5	73,00

Çizelge 4.18. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	89,42	93,70	90,83	78,33	73,61	74,91
	5	94,40	94,21	94,00	73,33	76,00	72,50
DVM	3	74,67	76,56	76,50	72,33	66,56	72,48
	5	55,33	60,66	55,50	56,33	66,40	42,50
KEYK	3	80,86	71,22	75,00	83,81	73,81	77,66
	5	91,19	69,21	76,00	88,33	69,14	70,00
KA	3	75,95	88,06	80,00	68,33	88,89	74,73
	5	72,76	87,68	77,50	68,76	93,33	75,00

Gözler açık ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.19’da gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.20’de belirtilmiştir.

Çizelge 4.19. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
11	26	FC5	76,00
1	33	FC5	73,50
2	11	FC5	73,00
11	30	FC5	73,00
20	24	FC5	73,00
11	25	FC5	72,50
3	11	FC5	72,00
11	33	FC5	72,00

Çizelge 4.20. Gözler açık ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	91,83	91,66	91,67	76,19	73,61	74,54
	5	95,83	92,51	94,00	78,33	69,00	72,50
DVM	3	71,59	78,50	86,67	65,43	70,00	71,59
	5	92,61	71,59	78,50	86,67	65,43	70,00
KEYK	3	84,80	70,34	68,33	70,37	56,28	52,38

Çizelge 4.20.’nin devamı

	5	93,85	65,38	72,50	76,67	58,86	60,00
KA	3	78,56	84,99	80,00	84,44	76,77	77,66
	5	83,76	91,31	87,00	85,00	85,00	85,00

Gözler kapalı ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.21’de gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulmayla eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.22’de belirtilmiştir.

Çizelge 4.21. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı tekli paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
64	95	F3	77,50
64	93	F3	77,00
67	81	T7	76,00
84	120	F4	76,00
101	117	FC5	76,00
18	23	AF4	75,50
53	65	T7	75,50
55	64	F4	75,50
64	114	FC5	75,50
76	84	F4	75,50
93	101	FC5	75,50
46	79	O1	75,00
64	81	F3	75,00
64	90	F3	75,00
64	94	F3	75,00
16	63	T7	74,50
45	57	T7	74,50
53	77	T7	74,50
64	82	F3	74,50
65	104	T7	74,50
66	114	F3	74,50
67	115	T7	74,50
77	85	T7	74,50
81	112	F4	74,50

Çizelge 4.22. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tekli paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	95,38	96,97	95,83	87,50	91,67	87,36
	5	93,80	98,10	95,50	76,67	78,33	77,50
DVM	3	87,59	92,79	90,00	82,41	95,83	87,55
	5	91,99	98,95	95,00	69,24	93,33	75,00
KEYK	3	72,60	86,26	71,67	66,48	80,83	64,65
	5	85,70	88,84	87,00	69,00	76,67	72,50
KA	3	95,69	76,41	83,33	72,02	78,25	74,91
	5	85,20	84,05	84,00	75,00	83,33	77,50

Gözler kapalı ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.23'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile eğitim ve test sonuçları Çizelge 4.24'te belirtilmiştir.

Çizelge 4.23. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı ikili paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
41	43	FC6	75,00
46	59	F4	75,00
41	57	F4	74,50
41	60	FC5	74,00
44	59	O2	74,00
27	33	T7	73,00
38	59	F4	73,00
42	44	AF4	73,00
38	59	AF3	72,50
12	33	T7	72,00
16	47	FC5	72,00
33	42	T7	72,00

Çizelge 4.24. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile ikili paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	93,65	96,49	95,00	86,11	90,48	87,18
	5	97,94	95,37	96,50	86,00	82,00	82,50
DVM	3	97,23	98,18	97,50	88,33	92,00	87,50
	5	99,05	99,05	99,00	93,33	96,00	95,00
KEYK	3	82,43	73,95	77,50	76,19	63,81	67,40
	5	96,06	77,72	84,50	80,00	70,00	75,00
KA	3	78,82	72,59	75,00	70,00	68,81	70,15
	5	77,03	79,64	78,00	75,00	73,67	77,50

Gözler kapalı ölçümlerin, Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paket enerji oranları girdi olarak kullanılmasıyla LDA sınıflandırıcısının en yüksek doğruluğa sahip paketleri ve kanalları Çizelge 4.25'te gösterilmektedir. Yapay zeka algoritmalarının girdisi olarak kullanılmasıyla ve oluşturulan modellerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama eğitimi ve test sonuçları Çizelge 4.26'da belirtilmiştir.

Çizelge 4.25. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile tespit edilen en başarılı üçlü paketler, kanallar ve doğruluk oranları

1. Paket	2. Paket	Kanal	Doğruluk (%)
28	40	FC5	79,50
22	28	F3	77,50
11	22	F3	76,50
11	22	FC5	74,50
21	22	F3	74,50
22	26	F3	74,50
28	38	F4	74,50
11	13	FC5	73,50

Çizelge 4.26. Gözler kapalı ölçüm sinyallerinin Daubechies 4 dalgacığı ile üçlü paketlerin 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

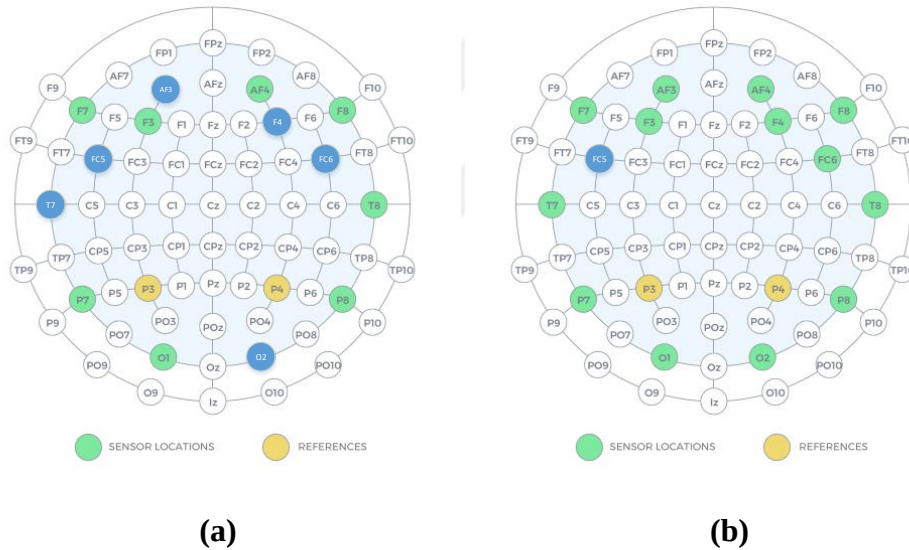
SY	ÇDD	Eğitim			Test		
		DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)	DUY (%)	ÖZG (%)	DOĞ (%)
ÇKYSA	3	94,74	90,48	92,50	81,35	85,00	82,60
	5	96,13	96,14	96,00	81,67	83,00	80,00
DVM	3	90,74	82,82	86,00	92,00	80,00	82,50
	5	84,16	78,55	82,00	81,45	72,00	77,50
KEYK	3	75,95	78,73	70,83	62,50	66,67	54,95

Çizelge 4.26.'nın devamı

	5	84,00	75,07	78,50	70,33	65,33	67,50
KA	3	79,83	77,74	77,50	76,35	79,17	77,29
	5	77,80	81,08	78,50	75,62	82,67	77,50

Yapay zeka sonuçları karşılaştırıldığında gözler kapalı ölçüm, Daubechies 4 dalgacı, T7, FC5, AF3, F4, AF4, O2, FC6 kanalları ve DVM sınıflandırıcısı kullanılarak en başarılı %95 test doğruluk oranına ulaşılmıştır (Şekil 4.7a). Sonuçlar kanal bazlı incelendiğinde ise F3, F4 kanallarının özellik seçimi aşamasında diğer kanallara göre daha başarılı sonuçlar ortaya çıkardığı görülmektedir. İkili paketler içerisinde ağırlıklı olarak 41. paketin karşılık geldiği 40-41 Hz frekans aralığı açlığın ve tokluğun tespit edilmesinde önemli olduğu söylenebilir.

Gözler açık ölçüm analizlerinde, Daubechies 4 dalgacı, FC5 kanalı ve KA sınıflandırıcısı kullanılarak en başarılı %85 test doğruluk oranına ulaşılmıştır (Şekil 4.7b). Üçlü paketlerin kullanıldığı analizde en fazla 11. Paketin girdi olarak kullanılmasıyla 15-16,5 Hz arasında açlığın ve tokluğun ayrıştırılmasında önemlidir.



Şekil 4.7. a) Gözler kapalı analizde en başarılı kanalların 10-20 elektrot sistemindeki konumu; **b)** Gözler açık analizde en başarılı kanalın 10-20 elektrot sistemindeki konumu

An vd. (2015) tarafından yapılan araştırma sonucunda besin alımından sonra delta, teta, alfa, beta ve gama frekans bantlarında spektral güç yoğunluğunun yükseldiği, Hoffman ve Polich (1998) tarafından yapılan çalışmada ise delta ve teta frekans bantının spektral güç yoğunluğunun azaldığı belirtilmiştir. Yaptığımız çalışmada, benzer olarak teta, alfa, beta ve gama paket enerji yoğunluklarında genel olarak artış, delta paket enerji oranında azalma gerçekleşmiştir. Literatür incelendiğinde, önceki çalışmalarda EEG sinyalleri, yapay zeka algoritmalarıyla açlık ve tokluk sınıflandırması üzerine herhangi bir çalışmanın bulunmadığı gözlemlenmiştir. En yakın çalışma sonucu, açlık ve tokluğun fMRI görüntüleri ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak %81 oranında ayrıtılması sağlanmıştır (Al-Zubaidi vd. 2019). Önerdiğimiz üç farklı ölçüm yöntemi

ve analiziyle doęruluk oranı %97,62, %95 ve %85 seviyesine ulařtırılmıřtır. Maliyet, tařınabilirlik ve hastanın konforu gibi faktörler göz önüne alındığında fMRI yerine mobil EEG cihazı kullanımının daha verimli olacaęı görölmektedir.



5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, uygun ortam şartlarında 20 sağlıklı erkek katılımcıdan aç ve tok durumlarda EEG kayıtları ile oluşturulan veri tabanı kullanılmıştır. EEG sinyallerine alçak geçiren, yüksek geçiren ve çentik filtre uygulanmış ve gürültüden arındırılarak ön işleme aşaması tamamlanmıştır.

OİP sinyallerinin özellik seçimi aşamasında, zaman alanında on farklı istatistiksel analiz yöntemi ve iki farklı kanal LDA girdisi olarak kullanılarak en yüksek doğruluğu gösteren 5'er tane kanal ve istatistiksel analiz yöntemi tespit edilmiştir. Son aşamada, seçilen özellikler detaylı sınıflandırma modellerinin girdileri olarak belirlenmiştir. EEG sinyalleri üzerinden çıkartılan özellikler farklı sınıflandırıcı yapılarıyla analiz edilmiş, 3 katlı çapraz doğrulama ile farklı parametrelerden elde edilen sonuçlar gözlemlenmiştir.

Gözler açık ve kapalı sinyallerin özellik seçim aşamasında, DPD ile zaman-frekans analizleri yapılmıştır. Paket enerji oranları tekli, ikili ve üçlü sınıflandırma yapıları ile farklı frekans aralıklarında özellik çıkarımı yapılmıştır. Bir kanal ve iki farklı paket enerji oranı LDA girdisi olarak kullanılarak en yüksek doğruluğa sahip tekli sınıflandırma için 48 özellik, ikili sınıflandırma için 24 özellik ve üçlü sınıflandırma için 16 özellik belirlenmiştir. EEG sinyali üzerinden çıkartılan özellikler farklı sınıflandırıcı yapılarıyla analiz edilmiş, 3 ve 5 katlı çapraz doğrulama ile farklı parametrelerden elde edilen sonuçlar gözlemlenmiştir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, gözler açık EEG ölçümlerinde, Daubechies 4 dalgacığı, FC5 kanalı ve KA sınıflandırıcısı kullanılarak en başarılı %85 test doğruluk oranına ulaşılmıştır. Üçlü paketlerin kullanıldığı analizde en fazla 11. Paketin girdi olarak kullanılmasıyla 15-16,5 Hz arasında açlığın ve tokluğun ayrıştırılmasında önemli olduğu görülmüştür. Gözler kapalı EEG ölçümlerinde, Daubechies 4 dalgacığı, T7, FC5, AF3, F4, AF4, O2, FC6 kanalları ve DVM sınıflandırıcısı kullanılarak en başarılı %95 test doğruluk oranına ulaşılmıştır. Sonuçlar kanal bazlı incelendiğinde ise F3 ve F4 kanallarının özellik seçimi aşamasında diğer kanallara göre daha başarılı sonuçlar ortaya çıkardığı görülmektedir. İkili paketlerde, 41. paketin karşılık geldiği 40-41 Hz frekans aralığı açlığın ve tokluğun tespit edilmesinde önem arz etmektedir. OİP ölçümlerinde ise, P8 kanalı ve basıklık-çarpıklık istatistiksel analiz yöntemleri 3 katlı çapraz doğrulama yapıları ile %97,62 test doğruluk değerine ulaşılmıştır.

Elde edilen sonuçlara göre bu tez çalışmasında, açlık ve tokluk durumlarının zihinsel olarak ayırt edebileceği ve tasarlanan BBA sistemi için en iyi yapının gözler kapalı ölçümde zaman-frekans çözümlemelerinde DPD paket enerji oranları ile yüksek başarı oranlarına erişilebileceği gösterilmiştir. Yapılan analizlerde DPD'nde doğruluk oranlarına göre Daubechies 4 dalgacığı ön plana çıkmıştır. Çalışma, konuşma anomalileri olan bireylerin yaşam kalitesini yükseltme ve dünya ile etkileşimini artırmak adına önem arz etmektedir. Ayrıca, EEG ölçümünün sınırlamaları nedeniyle önerilen yöntemler tez çalışması kapsamında kaydedilen veriler üzerinde yapılmıştır. İlerleyen çalışmalarda, gerçek zamanlı EEG kayıtları ile önerdiğimiz analiz metotlarını kullanarak kişilerin anlık açlık durumunu yüksek doğruluklarla ortaya çıkarabilecek model oluşturulması sağlanacaktır.

6. KAYNAKLAR

- Acosta, A., Dayyeh, B. K. A., Port, J. D., and Camilleri, M. 2014. Recent advances in clinical practice challenges and opportunities in the management of obesity. *Gut*, 63(4), 687-695.
- Al-Zubaidi, A., Mertins, A., Heldmann, M., Jauch-Chara, and K., Münte, T. F. 2019. Machine learning based classification of resting-state fMRI features exemplified by metabolic state (hunger/satiety). *Frontiers in Human Neuroscience*, 13, 164.
- An, Y. J., Jung, K. Y., Kim, S. M., Lee, C., and Kim, D. W. 2015. Effects of blood glucose levels on resting-state EEG and attention in healthy volunteers. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 32(1), 51-56.
- Başçıl, M. S. 2015. Beyinde üretilen yöne bağlı EEG sinyallerinin özellik çıkarımı yardımıyla sınıflandırılması. Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, 58-64 s.
- Bilgin, S. 2017. The impact of feature extraction for the classification of amyotrophic lateral sclerosis among neurodegenerative diseases and healthy subjects. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 288-294.
- Bilgin, S., 2008. Kalp Hızı Değişkenliğinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Analizi. Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, 138 s.
- Bora, İ. 2012. EEG Atlası. Nobel Tıp Kitabevleri, İstanbul, 275-307 s.
- Bozinovski, S., Sestakov, M., and Bozinovska, L. 1988. Using EEG alpha rhythm to control a mobile robot. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1515-1516.
- Brochu, E., Cora, V. M., and De Freitas, N. 2010. A tutorial on Bayesian optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning. <https://arxiv.org/abs/1012.2599> [Son Erişim Tarihi: 22.01.2020].
- Buzsáki, G. and Wang, X. J. 2012. Mechanisms of gamma oscillations. *Annual review of neuroscience*, 35, 203-225.
- Carbine, K. A., Christensen, E., LeCheminant, J. D., Bailey, B. W., Tucker, L. A., and Larson, M. J. 2017. Testing food-related inhibitory control to high-and low-calorie food stimuli: Electrophysiological responses to high-calorie food stimuli predict calorie and carbohydrate intake. *Psychophysiology*, 54(7), 982-997.
- Charbonnier, L., van Meer, F., Johnstone, A. M., Crabtree, D., Buosi, W., Manios, Y., and Smeets, P. A. 2018. Effects of hunger state on the brain responses to food cues across the life span. *Neuroimage*, 171, 246-255.
- Charbonnier, L., van Meer, F., van der Laan, L. N., Viergever, M. A., and Smeets, P. A. 2016. Standardized food images: a photographing protocol and image database. *Appetite*, 96, 166-173.

- Coenen, A., Fine, E., and Zayachkivska, O. 2014. Adolf Beck: A forgotten Pioneer in electroencephalography. *Journal of the History of the Neurosciences*, 23(3), 276-286.
- Cohen, D. and Farley, T. A. 2008. Peer reviewed: eating as an automatic behavior. *Preventing chronic disease*, 5(1).
- De Graaf, C., Blom, W. A., Smeets, P. A., Stafleu, A., and Hendriks, H. F. 2004. Biomarkers of satiation and satiety. *The American journal of clinical nutrition*, 79(6), 946-961.
- Del Parigi, A., Chen, K., Gautier, J. F., Salbe, A. D., Pratley, R. E., Ravussin, E., and Tataranni, P. A. 2002. Sex differences in the human brain's response to hunger and satiation. *The American journal of clinical nutrition*, 75(6), 1017-1022.
- Desai, R., Tailor, A., and Bhatt, T. 2015. Effects of yoga on brain waves and structural activation: A review. *Complementary therapies in clinical practice*, 21(2), 112-118.
- Dietrich, M. O. and Horvath, T. L. 2010. Neural regulation of food intake and energy balance. https://www.nature.com/documents/nrn_posters_feeding.pdf [Son erişim tarihi: 25.02.2019].
- Diykh, M., Li, Y., and Wen, P. 2016. EEG sleep stages classification based on time domain features and structural graph similarity. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(11), 1159-1168.
- Feig, E. H., Winter, S. R., Kounios, J., Erickson, B., Berkowitz, S. A., and Lowe, M. R. 2017. The role of hunger state and dieting history in neural response to food cues: An event-related potential study. *Physiology & Behavior*, 179, 126-134.
- Fernández, T., Harmony, T., Rodríguez, M., Bernal, J., Silva, J., Reyes, A., and Marosi, E. 1995. EEG activation patterns during the performance of tasks involving different components of mental calculation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 94(3), 175-182.
- Fuller, G. and Manford, M. 2010. Organization of the nervous system. *Neurology* (Third Edition). Elsevier, London, pp. 2.
- Gandhi, T., Panigrahi, B. K., and Anand, S. 2011. A comparative study of wavelet families for EEG signal classification. *Neurocomputing*, 74(17), 3051-3057.
- Georgieva, P., Silva, F., Milanova, M., and Kasabov, N. 2014. EEG Signal Processing for Brain-Computer Interfaces. In *Springer Handbook of Bio-/Neuroinformatics*, 797-812.
- Hall, J. E. 2010. Guyton and Hall textbook of medical physiology. *Elsevier Health Sciences*, 543-749.
- Hızlı, H. 2018. Yüksek Yağlı Diyetin Açlık-Tokluk Metabolizmasında Görevli Hormonlar ve Nöropeptidler Üzerine Etkileri. *Sağlık Bilimleri Dergisi*, 27(3), 239-344.

- Hoffman, L. D. and Polich, J. 1998. EEG, ERPs and food consumption. *Biological Psychology*, 48(2), 139-151.
- Huang, S., Cai, N., Pacheco, P. P., Narrandes, S., Wang, Y., and Xu, W. 2018. Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics. *Cancer Genomics-Proteomics*, 15(1), 41-51.
- Jensen, O., Kaiser, J., and Lachaux, J. P. 2007. Human gamma-frequency oscillations associated with attention and memory. *Trends in Neurosciences*, 30(7), 317-324.
- Jiang, X., Bian, G. B., and Tian, Z. 2019. Removal of artifacts from EEG signals: a review. *Sensors*, 19(5), 987.
- Kaneko, D., Toet, A., Brouwer, A. M., Kallen, V., and Van Erp, J. B. 2018. Methods for evaluating emotions evoked by food experiences: A literature review. *Frontiers in Psychology*, 9, 911.
- Kristensen, E., Guerin-Dugué, A., and Rivet, B. 2017. Regularization and a general linear model for event-related potential estimation. *Behavior research methods*, 49(6), 2255-2274.
- Kumar, S., Grundeis, F., Brand, C., Hwang, H. J., Mehnert, J., and Pleger, B. 2016. Differences in insula and pre-/frontal responses during reappraisal of food in lean and obese humans. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10, 233.
- Lesdéma, A., Marsset-Baglieri, A., Talbot, L., Arlotti, A., Delarue, J., Fromentin, G., and Vinoy, S. 2016. When satiety evaluation is inspired by sensory analysis: A new approach. *Food Quality and Preference*, 49, 106-118.
- Mathôt, S., Schreij, D., and Theeuwes, J. 2012. OpenSesame: An open-source, graphical experiment builder for the social sciences. *Behavior Research Methods*, 44(2), 314-324.
- Mohammad, M., Khan, M. B., and Bashier, E. B. M. 2016. Machine learning: algorithms and applications. CRC Press, Boca Raton, pp. 37-134.
- Montalto, M., Santoro, L., D'Onofrio, F., Curigliano, V., Visca, D., Gallo, A., and Gasbarrini, G. 2008. Classification of malabsorption syndromes. *Digestive Diseases*, 26(2), 104-111.
- Montopoli, M., Stevens, L. C., Smith, C., Montopoli, G., Passino, S., Brown, S., and Gibson, W. 2015. The acute electrocortical and blood pressure effects of chocolate. *Neuroregulation*, 2(1), 3.
- Nicoletti, C. F., Delfino, H. B. P., Ferreira, F. C., de Souza Pinhel, M. A., and Nonino, C. B. 2019. Role of eating disorders-related polymorphisms in obesity pathophysiology. *Reviews in Endocrine and Metabolic Disorders*, 1-11.
- Nijs, I. M. and Franken, I. H. 2012. Attentional processing of food cues in overweight and obese individuals. *Current Obesity Reports*, 1(2), 106-113.

- Nijs, I. M., Muris, P., Euser, A. S., and Franken, I. H. 2010. Differences in attention to food and food intake between overweight/obese and normal-weight females under conditions of hunger and satiety. *Appetite*, 54(2), 243-254.
- Ossebaard, H. C. 2000. Stress reduction by technology? An experimental study into the effects of brainmachines on burnout and state anxiety. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 25(2), 93-101.
- Özbek, D.S. 2015. Dikkat Eksikliği ve Hiperaktivite Bozukluğu Olan Erişkinlerde Beynin Dinlenme Durumu İçsel Bağlantı Ağlarının Eşzamanlı EEG-fMRI ile Araştırılması. Doktora tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 14 s.
- Palva, S. and Palva, J. M. 2007. New vistas for α -frequency band oscillations. *Trends in Neurosciences*, 30(4), 150-158.
- Plihal, W., Haenschel, C., Hachl, P., Born, J., and Pietrowsky, R. 2001. The effect of food deprivation on ERP during identification of tachistoscopically presented food-related words. *Journal of Psychophysiology*, 15(3), 163.
- Polat, K., ve Güneş, S. 2007. Classification of epileptiform EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast Fourier transform. *Applied Mathematics and Computation*, 187(2), 1017-1026.
- Rhoades, R. A. and Bell, D. R. 2012. Medical physiology: Principles for clinical medicine. Lippincott Williams & Wilkins, Philadelphia, pp. 125-128.
- Roh, E., Song, D. K., and Kim, M. S. 2016. Emerging role of the brain in the homeostatic regulation of energy and glucose metabolism. *Experimental & Molecular Medicine*, 48(3), 216.
- Rokach, L. and Maimon, O. 2005. Decision trees. In *Data mining and knowledge discovery handbook*. Springer, Boston, pp. 165-192.
- Sorensen, L. B., Møller, P., Flint, A., Martens, M., and Raben, A. 2003. Effect of sensory perception of foods on appetite and food intake: a review of studies on humans. *International Journal of Obesity*, 27(10), 1152.
- Stockburger, J., Schmälzle, R., Flaisch, T., Bublatzky, F., and Schupp, H. T. 2009. The impact of hunger on food cue processing: an event-related brain potential study. *Neuroimage*, 47(4), 1819-1829.
- Sultson, H., Vainik, U., and Kreegipuu, K. 2019. Hunger enhances automatic processing of food and non-food stimuli: A visual mismatch negativity study. *Appetite*, 133, 324-336.
- Teplan, M. 2002. Fundamentals of EEG measurement. *Measurement Science Review*, 2(2), 1-11.
- Toepel, U., Knebel, J. F., Hudry, J., le Coutre, J., and Murray, M. M. 2009. The brain tracks the energetic value in food images. *Neuroimage*, 44(3), 967-974.

- URL 1: Anonymous 1 <http://anatomyid.com/images-of-structure-of-the-brain-and-functions-/images-of-structure-of-the-brain-and-functions-anatomical-structure-of-brain-human-anatomy-lesson/> [Son erişim tarihi: 25.02.2019].
- URL 2: Anonymous 2 <https://www.verywellmind.com/the-anatomy-of-the-brain-2794895> [Son erişim tarihi: 25.02.2019].
- URL 3: Anonymous 3 <https://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography> [Son erişim tarihi: 25.02.2019]
- URL 4: Anonymous 4 https://emotiv.gitbook.io/epoc-user-manual/introduction-1/technical_specifications [Son erişim tarihi: 25.02.2019].
- Yazgan, E. ve Korürek, M. 1994. Tıp Elektroniği, İ.T.Ü. Yayınları, İstanbul.
- Yıldırım, E. 2017. Sağlıklı Bireylerde Transkutanöz Elektriksel Sinir Stimülasyonu'nun EEG Üzerindeki Etkisi. Yüksek lisans tezi, İstanbul Medipol Üniversitesi, İstanbul.
- Yücel, A. ve Coşkun, P. 2018. Nöropazarlama literatür incelemesi. *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 28(2), 157-177.
- Zhang, Y., Liu, B., Ji, X., and Huang, D. 2017. Classification of EEG signals based on autoregressive model and wavelet packet decomposition. *Neural Processing Letters*, 45(2), 365-378.

7. EKLER

EK-1. Tekli paket sınıflandırmasında kullanılan paketlerin numaraları ve frekans aralıkları

Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası	Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası
0	0,5	1	17,5	18	36
0,5	1	2	18	18,5	37
1	1,5	3	18,5	19	38
1,5	2	4	19	19,5	39
2	2,5	5	19,5	20	40
2,5	3	6	20	20,5	41
3	3,5	7	20,5	21	42
3,5	4	8	21	21,5	43
4	4,5	9	21,5	22	44
4,5	5	10	22	22,5	45
5	5,5	11	22,5	23	46
5,5	6	12	23	23,5	47
6	6,5	13	23,5	24	48
6,5	7	14	24	24,5	49
7	7,5	15	24,5	25	50
7,5	8	16	25	25,5	51
8	8,5	17	25,5	26	52
8,5	9	18	26	26,5	53
9	9,5	19	26,5	27	54
9,5	10	20	27	27,5	55
10	10,5	21	27,5	28	56
10,5	11	22	28	28,5	57
11	11,5	23	28,5	29	58
11,5	12	24	29	29,5	59
12	12,5	25	29,5	30	60
12,5	13	26	30	30,5	61
13	13,5	27	30,5	31	62
13,5	14	28	31	31,5	63
14	14,5	29	31,5	32	64
14,5	15	30	32	32,5	65
15	15,5	31	32,5	33	66
15,5	16	32	33	33,5	67
16	16,5	33	33,5	34	68
16,5	17	34	34	34,5	69
17	17,5	35	34,5	35	70

Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası	Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası
35	35,5	71	47,5	48	96
35,5	36	72	48	48,5	97
36	36,5	73	48,5	49	98
36,5	37	74	49	49,5	99
37	37,5	75	49,5	50	100
37,5	38	76	50	50,5	101
38	38,5	77	50,5	51	102
38,5	39	78	51	51,5	103
39	39,5	79	51,5	52	104
39,5	40	80	52	52,5	105
40	40,5	81	52,5	53	106
40,5	41	82	53	53,5	107
41	41,5	83	53,5	54	108
41,5	42	84	54	54,5	109
42	42,5	85	54,5	55	110
42,5	43	86	55	55,5	111
43	43,5	87	55,5	56	112
43,5	44	88	56	56,5	113
44	44,5	89	56,5	57	114
44,5	45	90	57	57,5	115
45	45,5	91	57,5	58	116
45,5	46	92	58	58,5	117
46	46,5	93	58,5	59	118
46,5	47	94	59	59,5	119
47	47,5	95	59,5	60	120

EK-2. İkili paket sınıflandırmasında kullanılan paketlerin numaraları ve frekans aralıkları

Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası	Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası
0	1	1	30	31	31
1	2	2	31	32	32
2	3	3	32	33	33
3	4	4	33	34	34
4	5	5	34	35	35
5	6	6	35	36	36
6	7	7	36	37	37
7	8	8	37	38	38
8	9	9	38	39	39
9	10	10	39	40	40
10	11	11	40	41	41
11	12	12	41	42	42
12	13	13	42	43	43
13	14	14	43	44	44
14	15	15	44	45	45
15	16	16	45	46	46
16	17	17	46	47	47
17	18	18	47	48	48
18	19	19	48	49	49
19	20	20	49	50	50
20	21	21	50	51	51
21	22	22	51	52	52
22	23	23	52	53	53
23	24	24	53	54	54
24	25	25	54	55	55
25	26	26	55	56	56
26	27	27	56	57	57
27	28	28	57	58	58
28	29	29	58	59	59
29	30	30	59	60	60

EK-3. Üçlü paket sınıflandırmasında kullanılan paketlerin numaraları ve frekans aralıkları

Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası	Frekans Aralığı (Hz)		Paket Numarası
0	1,5	1	30	31,5	21
1,5	3	2	31,5	33	22
3	4,5	3	33	34,5	23
4,5	6	4	34,5	36	24
6	7,5	5	36	37,5	25
7,5	9	6	37,5	39	26
9	10,5	7	39	40,5	27
10,5	12	8	40,5	42	28
12	13,5	9	42	43,5	29
13,5	15	10	43,5	45	30
15	16,5	11	45	46,5	31
16,5	18	12	46,5	48	32
18	19,5	13	48	49,5	33
19,5	21	14	49,5	51	34
21	22,5	15	51	52,5	35
22,5	24	16	52,5	54	36
24	25,5	17	54	55,5	37
25,5	27	18	55,5	57	38
27	28,5	19	57	58,5	39
28,5	30	20	58,5	60	40

ÖZGEÇMİŞ

EGEHAN ÇETİN
egehancetin@gmail.com



ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans 2017-2020	Akdeniz Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Lisans 2013-2017	Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

ESERLER

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler

1- Cetin, E. and Bilgin, S. 2019. Investigating effects of force and pressure centre signals on stabilogram analysis. IET Science, Measurement & Technology, 13(9), 1305-1310.

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

1- Ak, M. U., Bilgin, S., Oral, O., Çetin, E., Carlak, H. F., Derin A.T., ve Derin, N. 2019. Canlı Dokularda Titreşim Etkisinin Ölçümü İçin Yeni Bir Sistem Tasarımı. Tıp Teknolojileri Kongresi 2019.

2- Çetin, E. ve Bilgin, S. 2019. Enerji Verimliliğinde ve Yenilenebilir Enerjide Yapay Zeka Uygulamaları. 10. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu ve Sergisi 2019.