



T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



DOKTORA TEZİ

**DUYGU DURUMLARINA GÖRE DEĞİŞEN BEYİN
FONKSİYONEL BAĞLANTISALLIK ANALİZİ**

Merve DOĞRUYOL BAŞAR

DANIŞMAN
Prof. Dr. Aydın AKAN

II. DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi. Adil Deniz DURU

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı


Biyomedikal Mühendisliği Programı

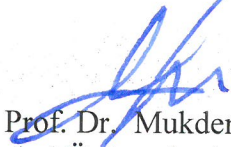
İSTANBUL-2019

Bu çalışma 24.05.2019 Tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı, Biyomedikal Mühendisliği Programı Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

TEZ JÜRİSİ


Prof. Dr. Aydın AKAN
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. Fırat KAÇAR
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. Mukden UĞUR
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. Onur OSMAN
İstanbul Arel Üniversitesi
Mühendislik – Mimarlık Fakültesi


Dr. Öğr. Üyesi Dilek GÖKSEL DURU
İstanbul Arel Üniversitesi
Mühendislik – Mimarlık Fakültesi



20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa’nın aboneli olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Lisansüstü Eğitim Enstitüsü’nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

ÖNSÖZ

Doktora tez çalışmamın süresince, bilgi ve deneyimlerinden yararlandığım ve kendisinden akademik olarak çok şey öğrendiğim danışmanım Prof. Dr. Aydın AKAN'a, beni her durumda destekleyen ve tezimin her aşamasında bana yardımcı olup bilimsel desteği ile yol gösteren eş danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Adil Deniz DURU'ya değerli katkılarından dolayı teşekkür ederim.

Deneysel ölçümleri gerçekleştirdiğim ve çalışmamın büyük bir çoğunluğunun gerçekleştiği Marmara Üniversitesi Sporda Sinirbilim Laboratuvarındaki işlerini büyük özveriyle yapan arkadaşlarım ve meslektaşlarıma,

Tez sürecimin her aşamasında önerilerine danışabildiğim ve emeğini esirgemeyen meslektaşım Arş. Gör. Soner KOTAN'a,

Tüm öğrenim hayatım boyunca hep yanımda olan ve bana inanan aileme,

Hayatımdaki tüm süreçlerde olduğu gibi doktora eğitimim süresince de her anında benimle olan ve beni daima destekleyen eşim Doç. Dr. Ertuğrul BAŞAR'a teşekkürlerimi sunarım.

Mayıs 2019

Merve DOĞRUYOL BAŞAR
(Araştırma Görevlisi)

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	vii
TABLO LİSTESİ.....	ix
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ.....	x
ÖZET.....	xiv
SUMMARY.....	xvi
1. GİRİŞ.....	1
1.1 LİTERATÜR ÖZETİ.....	2
1.2 TEZİN AMACI VE KATKILARI.....	9
2. GENEL KISIMLAR.....	11
2.1 ELEKTROENSEFALOGRAFİ VE SALINIMLARI.....	11
2.2 TEMEL DUYGU DURUMLARI.....	14
2.3 DUYGUSAL UYARILMA.....	16
2.4 GÖRSEL VERİSETLERİ VE KIYASLAMALARI.....	16
3. MALZEME VE YÖNTEM.....	19
3.1 VERİ SETİ OLUŞTURULMASI.....	19
3.1.1 Fotoğrafların belirlenmesi.....	19
3.1.2 Denek ve deney düzeneğinin oluşturulması.....	21
3.1.3 Deney düzeneğinin yazılımsal olarak gerçekleşmesi.....	22
3.2 FİLTRELEME YÖNTEMLERİ.....	22
3.3 WELCH KESTİRİM YÖNTEMİ.....	23
3.4 ORTAK UZAMSAL ÖRÜNTÜLEME YÖNTEMİ.....	24
3.5 GÖRGÜL KİP AYRIŞIMI.....	25
3.6 ÇOK DEĞİŞKENLİ GÖRGÜL KİP AYRIŞIMI.....	28
3.7 SINIFLANDIRMA VE YAPAY ÖĞRENME.....	29
3.7.1 K-NN öğrenmesi.....	30
3.7.2 Lojistik ikelleme.....	31
3.7.3 Karar ağacı öğrenmesi.....	32
3.7.4 Doğrusal ayrımcılık analizi.....	32

3.7.5 Naive Bayes sınıflandırıcısı.....	33
3.7.6 Destek vektör makinaları sınıflandırıcısı.....	33
3.7.7 Veri kümesi değerlendirme ve performans ölçütleri.....	33
3.8 İSTATİSTİKSEL ANALİZ	35
4. BULGULAR.....	37
4.1 İNDİRGENMİŞ EEG KANALLARININ DUYGUSAL UYARANLARA BAĞLI OLARAK ANALİZİ.....	37
4.2 EEG TEMELLİ DUYGUSAL DURUM AYRIMININ ORTAK UZAMSAL ÖRÜNTÜLEME YÖNTEMİNE BAĞLI OLARAK İNCELENMESİ.....	45
4.3 GÖRSEL UYARANLARA BAĞLI OLARAK EEG SİNYALLERİ İLE GKA YÖNTEMİ TEMELLİ DUYGU DURUMU TANIMA.....	51
4.4 ELEKTROFİZYOLOJİK BEYİN DALGALARI KULLANILARAK ÖZGÜL KİP İŞLEVİ İLE DUYGU DURUMU SINIFLANDIRMASI	56
4.5 GÖRGÜL KİP AYRIŞIMI YÖNTEMİ İLE DUYGU TEMELLİ EEG SINIFLANDIRMA ANALİZİ	63
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	67
KAYNAKLAR	72
ÖZGEÇMİŞ	78

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 1: 10-20 elektrot yerleşim düzeni.	11
Şekil 2: Beyin lobları.	12
Şekil 3: EEG sinyalinde bulunan farklı frekans bantları.	13
Şekil 4: Aktivasyon–uyarılma eksenlerinin gösterimi.	14
Şekil 5: SAM Ölçeği (uyarılma-aktivasyon) [17].	16
Şekil 6: Her kullanılan görsel tipine ait örnekler.	18
Şekil 7: Tezde kullanılan malzeme ve yöntem içeriklerinin diyagramı.	19
Şekil 8: GKA yöntemiyle eleme işleminin grafiksel gösterimi.	28
Şekil 9: Örnek EEG sinyali ve çıkarılmış ÖKİ'leri.	29
Şekil 10: K-NN sınıflandırmasının gösterimi.	31
Şekil 11: 3 katlı çapraz doğrulama algoritmasının test ve eğitim kümeleri.	34
Şekil 12: Tek faktörlü tekrarlı ölçüm ANOVA testinin diyagramı.	36
Şekil 13: Deney düzeneğinin akış şeması.	37
Şekil 14: Negatif uyarın gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.	40
Şekil 15: Nötr uyarın gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.	40
Şekil 16: Pozitif uyarın gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.	41
Şekil 17: Negatif uyarın gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.	41
Şekil 18: Nötr uyarın gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.	42
Şekil 19: Pozitif uyarın gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.	42
Şekil 20: Negatif görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.	47
Şekil 21: Nötr görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.	47

Şekil 22: Pozitif görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.	48
Şekil 23: NENO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.	50
Şekil 24: NEPO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.	50
Şekil 25: NOPO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.	50
Şekil 26: EEG'den elde edilen sinyallerinin genel ortalamasından çıkarılan indirgenmiş 8 ÖKİ'nin grafiksel gösterimi.	52
Şekil 27: ÖKİ seçim aşamaları.	53
Şekil 28: Tüm ÖKİ ortalamalarının tüm görsel uyaran türlerinde oluşturduğu beyin topografyası.	55
Şekil 29: Görsel uyaranlara göre çizdirilen 8 seçilmiş ÖKİ.	57
Şekil 30: ÖKİ'lerin her birinin görsel uyaran türlerine bağlı olarak çizdirilen ROC eğrileri.	60
Şekil 31: Negatif uyaranların topografik haritalanması.	61
Şekil 32: Nötr uyaranların topografik haritalanması.	62
Şekil 33: Pozitif uyaranların topografik haritalanması.	62

TABLO LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 1: Aktivasyon – uyarılma eksenindeki duygulanım tablosu.	15
Tablo 2: SAM ölçeğinin sayısal olarak karşılıkları.	17
Tablo 3: Kullanılan görsellerin NAPS ortalama ve standart sapma değerleri.	20
Tablo 4: Veri setini oluşturduktan sonra elde edilen 3 değerlendirme skalasından elde edilen ortalama değerler.	21
Tablo 5: Karışıklık matrisi.	34
Tablo 6: Deney düzeneğindeki işaretleyiciler ve karşılıkları.	38
Tablo 7: Duygusal görsel türleri x EEG bantları grafik analizi.	43
Tablo 8: EEG kanalları arası istatistik bağımlı değişkenlerin EEG bantlarına göre anlamlılık miktarı.	44
Tablo 9: Bireylerin oylamaları sonucunda elde edilen.	45
Tablo 10: EEG frekans bantları ve bant-görsel uyaran türleri arasında incelenen RMA istatistiksel analiz sonuçları.	46
Tablo 11: Görsel türlerinin ikili kombinasyonları.	48
Tablo 12: EEG frekans bantları ve tüm ikili gruplardan oluşan görsel uyaran türleri arasında incelenen RMA istatistiksel analiz sonuçları.	49
Tablo 13: Seçili özneliklerin RMA istatistiksel analiz sonuçları.	54
Tablo 14: ÖKİ'lerin her birinin görsel uyaran türlerine bağlı olarak yapılan sınıflandırılması.	58
Tablo 15: ÖKİ-görsel-sınıflandırıcı ilişkilerinin doğruluk değerlerinin incelenmesi.	64
Tablo 16: Duygu durumu bağlantısallık analizi kapsamında yapılan çalışma örnekleri.	70

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
Hz	: Hertz
μV	: Mikrovolt
δ	: Delta
θ	: Teta
α	: Alfa
β	: Beta
γ	: Gama
$\hat{\phi}_j(\omega)$: Periyodogram
$\{v(t)\}$: Pencerelemiş sinyal
$P_{xx}(\omega)$: Güç izge kestirimi
$\hat{\phi}_w(\omega)$: Ortalamaları alınmış periyodogram
C	: Kovaryans matrisi
$(.)^t$: Transpoz matrisi
X	: n kanallı matris
\overline{C}_1 ve \overline{C}_2	: Uzamsal kovaryans matrisi
C_c	: Uzamsal kovaryans matrisleri toplamı
P	: Beyazlatma işlemi parametresi
Φ	: Giriş sinyali
S_1 ve S_2	: Öz vektörler
I	: Birim vektör
W	: İzdüşüm matrisi
$x(t)$: Analiz edilen sinyal
k	: Ölçek sayısı
$d_k(t)$: k. ölçekteki ÖKİ
$m(t)$: Artık sinyal
$e_{\max}(t)$ ve $e_{\min}(t)$: Üst ve alt zarf
$m(t)$: Ortalama sinyal
$x(t)$: Giriş sinyali

$K \approx \log 2N$: Çıkarılan ÖKİ miktarı
N	: Sinyal boyu
x^{θ_n}	: Yön vektörü
$P_{\theta_n}(k)_{i=1}^K$: Sinyalin projeksiyonu
$v(k)_{i=1}^K$: Giriş sinyali
$\{k_j^{\theta_n}\}$: Lokal minimum
$m(k)$: Zarf ortalaması
$d(k)$: Ayrıntı
K	: Yön vektörü
$l_{euclid}(x, y)$: Euclid uzaklık fonksiyonu
$l_{minkowski}(x, y)$: Minkowski uzaklık fonksiyonu
$l_{manhattan}(x, y)$: Manhattan uzaklık fonksiyonu
$ x_i - y_i $: İki örnek arası mutlak uzunluk
SS_w	: Grup içi varyans
SS_m	: Deneme etkisinin yol açtığı varyans
SS_r	: Hata varyansı
SS	: Gruplararası varyans
X_{ij}	: 'i' grubundaki 'j' değişkenleri
X_i	: Değişkenlerin ortalaması
X_j	: Deneklerin ortalaması
X^*	: En büyük ortalama
F_s	: Örnekleme frekansı

Kısaltmalar

Açıklama

EEG	: Elektroensefalografi
OİP	: Olaya ilişkin potansiyel
OİS	: Olaya ilişkin salınım
IAPS	: International affective picture system(Uluslararası Duygusal Resim Sistemi)
NAPS	: Nencki affective picture system(Nencki Duygusal Resim Sistemi)
GAPED	: Geneva affective picture database
KDEF	: Karolinska directed emotional faces database
MAPS	: Military affective picture system
DU	: Düşük uyarılmış

YU	: Yüksek uyarılmış
DA	: Düşük aktivasyon
YA	: Yüksek aktivasyon
DNE	: Düşük negatif
YNE	: Yüksek negatif
DPO	: Düşük pozitif
YPO	: Yüksek pozitif
DNO	: Düşük nötral
YNO	: Yüksek nötral
Ort	: Ortalama
Ss	: Standart sapma
GYS	: Güç yoğunluk spektrumu
FD	: Fourier dönüşümü
KZFD	: Kısmi zamanlı fourier dönüşümü
RMA	: Tekrarlı ölçümler anova (<i>ing.</i> Repeated measure anova)
OUÖ	: Ortak uzamsal örüntü
GKA	: Görgül kip ayrışımı
ÖKİ	: Özgül kip işlevi
ÇDGKA	: Çok değişkenli görgül kip ayrışımı
k-NN	: K – en yakın komşu (<i>ing.</i> k-nearest neighbour)
LR	: Lojistik ilkelleme (<i>ing.</i> Linear regression)
DT	: Karar ağacı (<i>ing.</i> Decision tree)
LDA	: Doğrusal ayrımcılık analizi (<i>ing.</i> Linear discriminant analysis)
NB	: Naive bayes sınıflandırıcısı (<i>ing.</i> Naive bayes classifier)
SVM	: Destek vektör makinesi (<i>ing.</i> Support vector machine)
TP	: Gerçek pozitif (<i>ing.</i> True positive)
TN	: Gerçek negatif (<i>ing.</i> True negative)
FP	: Sahte pozitif (<i>ing.</i> False positive)
FN	: Sahte negatif (<i>ing.</i> False negative)
NENO	: Negatif - nötr kombinasyonu
NEPO	: Negatif - pozitif kombinasyonu
NOPO	: Nötr - pozitif kombinasyonu
ngh	: Yüksek negativite
ngl	: Düşük negativite

ph	: Yüksek pozitivite
pl	: Düşük pozitivite
nh	: Yüksek nötral
nl	: Düşük nötral
ho	: Hoşluk
re	: Rahatsız edicilik
et	: Etkileyicilik
ROC	: Algılayıcı işletim eğrisi (<i>ing.</i> Receiver operator characteristics curve)
AUC	: Eğri altında kalan alan (<i>ing.</i> Area under the ROC curve)



ÖZET

DOKTORA TEZİ

DUYGU DURUMLARINA GÖRE DEĞİŞEN BEYİN FONKSİYONEL BAĞLANTISALLIK ANALİZİ

Merve DOĞRUYOL BAŞAR

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Aydın AKAN

II. Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Adil Deniz DURU

Bu tez kapsamında, çeşitli sinyal işleme yöntemleri kullanılarak, bireyler üzerinde meydana gelen duygu durum değişimlerinin kestirimi ve duygu durumlarının birbirleriyle oluşturduğu bağlantısallık incelenmiştir. Son zamanlarda yoğun olarak incelenen bu alanda yapılan çalışmalar beyin bilgisayar ara yüzü çalışmaları için önem taşımaktadır.

İlk aşamada, tezin özgünlüğüne katkıda bulunan görsel uyaranlar, güncel bir kaynak olan Nencki Duygusal Resim Sistemi (NAPS) veri setinden edinilmiş olup deney düzeneğinin tez kapsamı için oluşturulması ve EEG sinyallerinin kayıt edilmesi sağlanmıştır. Çalışmanın devamında, elde edilen EEG verilerine çeşitli sinyal işleme ve analiz yöntemleri uygulanarak duygunun tespitinin yapılabilmesi amaçlanmıştır. Çalışmanın ilerleyen aşamalarında, EEG veri setine güç yoğunluk spektrumu (GYS) ve Welch periyodogram yöntemleri uygulanmış ve istatistiksel analizler yapılmıştır. Güç spektrumlarından elde edilen sayısal öznitelikler hesaplanarak üç ana görsel uyaran türü için tekrarlı ölçümler Anova istatistiksel analizi yapılmıştır. Diğer bir çalışmada ortak uzamsal örüntüleme (OUÖ) yöntemi ile görsel uyaran türlerinin birbirleri ile aralarındaki uzamsal ilinti incelenmiş, EEG alt frekans bantlarındaki bağlantısallık üzerinde analizler yapılmıştır. EEG kanalları için indirgenme uygulanarak istatistiksel olarak bağılıkları incelenmiştir. Tez kapsamında ayrıca görgül kip ayrışımı (GKA)

yöntemi EEG sinyallerinden duygu durum kestirimi için kullanılmıştır. Deney sistemi ile kayıt edilen çok kanallı EEG sinyalleri, çok değişkenli görgül kip ayrışımı (ÇDGKA) yöntemi ile analiz edilmiştir. ÇDGKA ile elde edilen özgül kip işlevi (ÖKİ) her görsel uyaran türüne göre her birey için aynı sayıda belirlenmiş olup ÖKİ kullanılarak öznelikler hesaplanmıştır. Çalışmanın sonucunda, EEG veri setinden elde edilen öznelikler ile negatif, nötr ve pozitif uyaranlar arasındaki bağlantılar istatistiksel, çeşitli sınıflandırıcılar ve topografik haritalama ile analiz edilerek EEG sinyallerinden duygu durum kestirimi için başarımlar elde edilmiştir. Bu çalışma kapsamında yapılan incelemelerin, beyin bilgisayar ara yüzü ve duygu durum kestirimi ile ilgili gelecek çalışmalara önemli bir altyapı oluşturması hedeflenmiştir.

Mayıs 2019, 96 sayfa.

Anahtar kelimeler: Elektroensefalogram, duygu durum analizi, welch periyodogramı, ortak uzamsal örüntüleme, çok değişkenli görgül kip ayrışımı, makine öğrenmesi

SUMMARY

Ph.D. THESIS

BRAIN FUNCTIONAL CONNECTIVITY ANALYSIS CHANGED BY EMOTIONAL STATES

Merve DOĞRUYOL BAŞAR

Istanbul University-Cerrahpasa

Institute of Graduate Studies

Department of Biomedical Engineering

Supervisor : Prof. Dr. Aydın AKAN

Co-Supervisor : Assist. Prof. Dr. Adil Deniz DURU

This thesis focuses on different types of signal processing methods, which characterizes the correlation between the emotional changes discrimination and emotional stimulation in healthy participants. In recent times, most of the studies commonly concentrated on the Brain Computer Interface (BCI). For this purpose, first, a novel emotional EEG-based database was created by using Nencki Affective Picture System (*ing.* NAPS) for the scope of the thesis. Then, a number of signal processing, statistical analysis, topographical analysis and classification methods are investigated.

In the following stages of thesis, power spectrum density and welch periodograms were applied to emotional EEG-based data and statistical analyses were performed. Repeated Measure Anova (RMA) analyzed the three types of emotional stimulation (negative, neutral, positive) to describe the emotional elicitation. Afterwards, Common Spatial Pattern (CSP) was analyzed for the emotion connectivity between emotional stimuli types and spatial patterns of the sub frequency bands of the EEG data. Additionally, the EEG channels were reduced for the rapid experiment on the diagnosis of the BCI systems for a number of experiments in the thesis.

Another study within the scope of the thesis represents the different aspects of analyzing emotional stimuli and Multivariate Mode Decomposition (MEMD) algorithm. The IMFs are extracted by MEMD-based feature extraction method and recommended to process emotional based EEG signals for emotional state detection. The extracted features are used for the different classifiers and topographical analysis of emotions.

We hope that the studies in this thesis performed on emotional connectivity analyses based BCI systems will be valuable resources for the researchers working in this frontier.

May 2019, 96 pages.

Keywords: Electroencephalography, emotional state analysis, welch periodogram, common spatial pattern, multivariate empirical mode decomposition, machine learning



1. GİRİŞ

Sağlık alanında erken teşhis ve tedaviye yönelik çalışmalar oldukça popüler olup son zamanlarda artarak devam etmektedir. Medikal verilerin gerçek zamanlı olarak elde edilip işlenebilmesi, olay yeri ve anında durumun algılanıp hızlı bir şekilde müdahale yapılabilmesini mümkün kılmaktadır. Bu amaçla üretilen cihazlar ve çeşitli sinyal değerlendirme teknikleri, kritik durumlarda ya da hastalık belirtilerinin algılanıp değerlendirilebilmesi hayati bir anlam içermektedir.

Biyomedikal sinyalleri içeren ve en karmaşık sinyallerden biri olan beyin sinyalleri, beyindeki hücrelerin elektriksel aktivitesi sonrasında ortaya çıkan ve elektroensefalografi cihazı ile kayıt altına alınan EEG işaretleridir. EEG sinyalleri, beyin yüzeyinden ve/veya içerisinden elektrotlar yardımı ile alınabilmektedir. İşaretler kafa üzerine yerleştirilen ve saçlı deriden tek veya çok kanallı yüzey elektrotlar yardımıyla, girişimsel olmayan bir yöntemle alınabilen EEG sinyallerinden yola çıkarak geliştirilen beyin bilgisayar ara yüzü çalışmalarında ise, yapay organ çalışmalarından akıllı medikal cihazlara kadar uzanan geniş bir çalışma alanı sunulmaktadır. Aynı zamanda, günümüzde popüler çalışma ağına sahip olan beyin bilgisayar ara yüzü çalışmalarında, kas gücüne ihtiyaç duyulmaksızın beyin ve bağlı olduğu cihaz arasında doğrudan kurulan iletim kanalı ile veri aktarımı yapılabilmektedir. Böylelikle, robotik alanlar, kullanılan protezler, rahatsızlıkların tespiti ve tedavi sürecindeki cihazların kullanımı aşamalarında düşünsel hareketler ile motor kontrollerini dışarıdan yapmak mümkün olabilmektedir.

EEG sinyallerinin bireyin dış ortamla bağlantı durumu incelendiğinde uyaranlara verdikleri tepkilere göre dalgalanma aralıklarının ve sıklığının değiştiği net bir şekilde görülebilmektedir. Bu uyarıcılar duyu organlarımız ile algıladığımız herhangi bir veya birden fazla durumun birleşimi olabilmektedir. Dış dünyadan gelen uyaranların beynimizde oluşturduğu ifadeyi ‘duygu (emosyon)’ olarak adlandırmamız mümkündür. Duygular genel olarak hayatta kalmak için oluşturulmuş, dış ortamdan gelen bir uyarıcı sayesinde bireyin iç dünyasındaki değişim sonucu davranışsal olarak geliştirilen cevap olarak adlandırılabilir. Oluşan duygu bireylerde gelişen olaylara ve uyaranlara karşı hissettiği öznel bir durum olmasına rağmen

karşılaşılan uyaranlara verilen duygusal tepkiler de bazı uyaran tipleri cinsiyet, yaş vb. farketmeksizin tüm bireylerde aynı veya yakın değerler verebilmektedir.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, sıkça görülen çalışmaların başında, görsel uyaranların bireylerin farklı beyin bölgeleri ve dalgaları üzerine etkisi yer almaktadır. Görsel uyaranlar günlük yaşantımızda gözümüzü açtığımız ilk andan itibaren gördüğümüz görseller bütünü sayesinde beynimizde farklı etki değerinde dalgalanmalar oluşturmaktadır. Biyomedikal ve sinyal işleme çalışmalarında kullanılmak üzere seçilen görsel uyaranların seçimi son derece önemli bir yer tutmaktadır. Oluşturulan görsel veri setlerinin kendi içerisinde renk, ışık, boyut, çözünürlük ve temel içerik olarak örtüşmeleri istenmektedir. Aynı zamanda, oluşturulan veri setinin bulunduğu zamansal dönem ile ilgi bütünlüğünün bulunması gerekmektedir. Günümüzdeki zaman aralığından uzun bir süre önce belirlenen görselin, ilgili zaman aralığı ve şimdiki zaman aralığında oluşturduğu etki derecesi birbirinden farklı olmaktadır. Görsellerin etki derecelerini (aktivasyon – uyarılma) ölçmek için ise literatürde sıkça kullanılmakta olan ölçekler bulunmaktadır.

Duygu durumları sonrasında elde edilen EEG sinyallerini analiz etmek için çeşitli sinyal işleme ve sınıflandırma yöntemleri kullanılması gerekmektedir. Kullanılan yöntemler ile duyguları tanıyıp onları veriler üzerinden doğru tanımak, değerlendirmek, anlamak; psikoloji, mühendislik, tıp, e-tedavi, oyun ve bilişsel alanlar için son derece önemli bir yer tutmaktadır.

1.1 Literatür Özeti

EEG sinyalleri kullanılarak yapılan duygu durum çalışmalarında görsel veri seti, sinyal işleme, sınıflandırma ve analiz çalışmaları için literatürde çeşitli çalışmalar bulunmaktadır.

Beyin yüzeyinden elektrotlarla ilk EEG ölçümü 1926 yılında sinirbilim çalışmalarında kullanılmak amacıyla yapılmıştır ve devamında gelen birçok çalışmaya öncü olmuştur [1]. İlk kez duygunun keşfinin Antik Yunan zamanına dayanmasından öte duygu durumunun incelenmesi üzerine çalışmalarda çok daha sonradan öne çıkmaktadır [2]–[9]. Duygu durumu ile ilgili güncel çalışmalar incelendiğinde, görselin birey üzerine etki çalışmaları ve ilk büyük ölçekli görsel çalışmaları 1970'lerin başlarında duyguların görsellere bağlı incelenmesi ve devamında IAPS fotoğraf kümesi ile incelenmeye başlanmaktadır [10],[11]. İlk önce ortaya çıkan görsellerin değerlendirilmesi Russell değerlendirme ölçeği ile oluşturulan her görselin değerlendirilmesi sayısal verilere bağlı olarak sağlanabilmektedir [11],[12]. Görsel

değerlendirilmesinin sayısal veriye dökülmesi, çeşitli matematiksel çalışmaların yapılmasını ve her bir görselin uyarılma, aktivasyon ve baskınlık değerlerini (1-9) arasında değerler verilmesini sağlayan SAM ölçeği ile duygu analizi çalışmaları bugünkü şekline evrilmiştir [13]–[18]. Zaman içerisinde IAPS görsel veri setinin eş değerinde çeşitli görsel veri setleri türetilmiş olup, SAM ölçeği ve temelinde Russell'in ölçeğini içeren çalışmalar günümüze uygun hale geliştirilerek getirilmiştir [19]–[24].

Sayısal hale dönüştürülen görsellerin değerlendirilmesinde çeşitli sinyal işleme teknikleri kullanılmaktadır. İlgili tez kapsamında bulunan ve duygu durum tespiti çalışmalarında, sınıflandırma ve elde edilen öznelilikleri analiz etme çalışmalarında kullanılan EEG verisinin zaman, frekans ve zaman-frekans uzayındaki analizleri için önem arz etmektedir [25]–[30].

Naji ve ark. çalışmasında, incelenen duygu durum çalışmasını aktivasyon-uyarılma düzleminde gerçekleştirmişlerdir. Kafatası yüzeyinin ön ve yan taraflarına yerleştirilen elektrotlardan alınan sinyaller işitsel uyarılar ile oluşturulmuştur. Çalışmada elde edilen EEG veri seti ön işleme işleminden sonra elde ettikleri duyguları çeşitli sınıflandırıcılar ile değerlendirmişlerdir. K-NN ve SVM sınıflandırıcıları yardımı ile uyarılma düzlemindeki oranlarını en yüksek %93.66 değeri ile tespit etmişlerdir [31].

Liu ve ark. yaptıkları çalışmada, IAPS görsel sistemini kullanmış ve bireyler üzerindeki aktivasyon-uyarılma ölçeklerindeki duygulanım hakkında çalışmışlardır. EEG veri seti analizinde sinyalleri alt EEG frekans bandı aralıklarında incelemişler ve kernel fisher yöntemi ile çeşitli çıkarılan öznelilikler azaltılmıştır. Azaltılan çıkarılmış öznelilikler ile k-NN sınıflandırma işlemi yapılmış olup en yüksek uyarılma değeri için %79.19 değerini elde etmişlerdir [32].

Bajaj ve ark. çalışmalarında, EEG veri setini hem görsel hem de işitsel uyarıların eşliğinde oluşturmuşlardır. Elde ettikleri sinyalleri filtreden geçirerek duyguları temel birkaç tane duyguya indirgeyerek incelemişlerdir. İndirgedikleri duygular üzerinden özellikler çıkarıp SVM yöntemi ile analiz etmişlerdir. Çok sınıflı dalgacık dönüşümü uyguladıkları duygular üzerinden en yüksek %89.17 ile mutluluk duygulanımını elde etmişlerdir. Aynı grup çalışmalarını GKA kullanarak sağlıklı ve epilepsi hastası bireylerde de uygulamışlardır [33]–[36].

Lahane ve ark. tarafından yapılan çalışmada, görsel veri seti IAPS uyarıcılar olarak kullanılmıştır. Duygu durum tespiti yapılan bu çalışmada, elde edilen veri setine bağımsız bileşen analizi yöntemi uygulanıp öznelikleri çıkarılmıştır. Öznelikler kernel yoğunluk tahmini yöntemiyle bir aşamadan daha geçirilerek indirgenmiş ve indirgenen özneliklere yapay sinir ağları uygulanmıştır. Grafıksel incelemede bulunan bu çalışmada kernel yoğunluk tahmini yöntemiyle incelenen özneliklerin bu yöntem kullanılmadan incelenen özneliklere göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [37].

Xin ve ark. çalışmalarında, EEG veri setini hali hazırda bulunan hem görsel hem işitsel uyarıcıları içeren bir veri seti kullanmışlardır. Kullandıkları veri setinde aktivasyon ölçęęi üzerinde işlem yapmış olup, duygulanımın pozitif ve negatif yönde olup olmadığını incelemişlerdir. Duygu tahmini için kullanılan elektrot sadece arka merkez lob olup iki temel duyguyu tahmin etmeye çalışmışlardır. Veri setinden 16 tane öznelik çıkarılmış olup bu özellikler SVM ile analiz edilmiş ve başarı oranını %78.67 olarak elde edilmiştir [38].

Mehmood ve ark. görsel uyarıcılar ile EEG veri setini oluşturmuşlardır. Çalışmalarında aktivasyon eksenine üzerine yoğunlaşan grup kendileri oluşturdukları veri toplama seti ile 180 görselin değerlendirilmesini sağlamışlardır. Özellikleri hjort parametreleri kullanarak elde etmişler ve çeşitli yöntemlerde özneliklerde indirgeme yapmışlardır. SVM ile sınıflandırılma yapılan veri seti en yüksek %57.42 başarı oranı elde etmiştir [39].

Ackermann ve ark. tarafından yapılan çalışmada, üç değerlik boyutunu incelemiş olup halihazırda bulunan bir veri seti ile işlem yapmışlardır. Veri setini hilbert- huang dönüşümü, FD ile incelemiş olup çeşitli sınıflandırıcı sistemler ile duyguları kendi içerilerinde sınıflandırılmasını sağlamışlardır [40].

Jalilifard ve ark. yaptıkları çalışmada, kişisel veri setlerini görsel uyarıcılar kullanarak oluşturmuşlardır. Aktivasyon eksenini değerlendirip görselleri pozitif ve negatif olmak üzere değerlendirmişlerdir. Elde edilen veri setini KZFD ve EEG alt frekans bantları için tek tek değerlendirmişlerdir. Çıkardıkları öznelikler ile en yüksek sınıflandırma değerini %92 olarak bulmuşlardır [41].

Alhouseini ve ark. çalışmalarında, IAPS görselleri kullanılarak kişisel EEG veri seti oluşturmuşlardır. Elde edilen veri setinin aktivasyon ve uyarılma eksenlerindeki duygu durumlarını incelemiş olup yaptıkları ön sinyal işleme aşamasından geçirip KZFD ve kernel

yoğunluk tahmini ile incelemişlerdir. Devamında çeşitli katsayılar türeterek duygu durumunu analiz etmeye çalışmış olup en yüksek %83.9 oranıyla tahmin edebilmişlerdir [42].

Patil ve ark. çalışmasında, ayrık duygu modelini kullanarak EEG veri setini oluşturmuşlardır. İşitsel uyaran kullanılarak yapılan çalışmada bant geçiren filtre ile bir ön sinyal temizlemesi yapılmış ve devamında öznitelik çıkarımı gerçekleştirilmiştir. Hjorth parametresinin öznitelikleri ve yüksek değer geçişleri yöntemi ile sınıflandırma yapılmış olup ikinci uygulanan yöntemin daha yüksek bir sınıflandırma başarımlarına sahip olduğu görülmüştür [43].

Zhang ve ark. yaptıkları çalışmada, hali hazırda bulunan bir EEG veri seti kullanmış olup, duygulanım durumlarını aktivasyon ve uyarılma ölçeklerinde değerlendirmişlerdir. Beynin ön ve merkez bölgelerindeki iki bölgeye yoğunlaşan çalışmada, iki ölçeğin dört kombinasyonu da incelenmiştir ve görgül kip ayrışımı yöntemi uygulanmıştır. Elde edilen kiplere entropi uygulanıp özellik uzayı oluşturulmuştur ve devamında SVM ile yapılan sınıflandırma işleminde birden çok sınıf için %93.20 başarılı duygulanım sınıflandırması elde etmişlerdir [44].

Zhuang ve ark. tarafından yapılan çalışmada, duygu durumu içeren EEG verisine görgül kip ayrışımı yöntemi uygulanmış olup 5 tane öznitelik çıkarılmıştır. Özniteliklerin elde edilmesinin ardından kernel fisher yöntemi uygulanmış olup kanalların bir miktar indirgenmesi mümkün olmuştur. Sekiz tane elektrottan alınan verilerin incelendiği çalışmada SVM sınıflandırıcısı uygulanmıştır, SVM ile aktivasyon ve uyarılma ölçekleri için sırasıyla %69.10 ve %71.99 oranında doğru duygu tahmini elde etmişlerdir [45].

Kumar ve ark. çalışmalarında, hali hazırda bulunan duygu durumunu içeren EEG veri setini kullanmışlardır. EEG veri setinde aktivasyon ve uyarılma boyutlarını incelemişlerdir. Bispektral analiz yöntemini veri setine uygulamış olup devamında sınıflandırma işlemi yapmışlar ve aktivasyon ve uyarılma boyutları için sırasıyla %64.84 ve %61.17 doğruluk değerlerini elde etmişlerdir [46].

Kumar ve ark. tarafından yapılan çalışmada, kendileri oluşturdukları veri seti ile duygu durum analizi yapmışlardır. Elde ettikleri EEG veri seti ile dört temel duygunun analizini yapıp ön temizleme aşamasından geçirdikten sonra temizlenen veriye GYS uygulayıp belirledikleri duyguların durumlarının uygulanan yöntemin sonuçları ile frekans modelinin örtüşmesini incelemişlerdir [47].

Mohammadpour ve ark. tarafından yapılan çalışmada, çeşitli yapay sinir ağı yöntemlerini birbirleriyle kıyaslamışlardır. Görseller kullanılarak elde edilen EEG verisine öncelikle ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi uygulanmış olup, veri seti farklı dalgacıklara ayrıştırılmıştır. SVM, k-nn, sinir ağları ve bayesçi yaklaşım ile yapılan sınıflandırma aşamasında en yüksek başarımlar oranını %55.58 ile sinir ağları sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir [48].

Matlovic ve ark. çalışmalarında, hali hazırda bulunan duygu durum içerikli EEG veri seti kullanmış olup, veri setine ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi kullanmışlardır. Veri setinde aktivasyon ve uyarılma ölçeklerini incelemiş olup temel bazı duyguları irdelemişlerdir. Elde ettikleri en yüksek doğru duygu tahmini başarımlar oranı %53 olmuştur [49].

Roy ve ark. yaptıkları çalışmada, duygu durumu içeren EEG veri setine ortak uzamsal örüntü yöntemi uygulamışlardır. EEG veri seti işitsel ve görsel uyarıcılar ile oluşturulmuş olup, çıkarılan öznelikler ile kullanılan 32 kanallı EEG'nin kanal sayısı daha az bir miktara indirgenmiştir. İndirgenen kanallara SVM yöntemi uygulanmış olup uygulananın yaklaşık olarak % 74.55 oranında doğru tespit edildiği görülmüştür [50].

Ang ve ark. tarafından yapılan çalışmada, görsel uyaranlar yardımı ile oluşturulan EEG veri setine dalgacık dönüşümü yöntemi uygulanmıştır. İki temel dalgacık ile işlem yapılan çalışmada, Fp1 ve Fp2 elektrotları incelenirken elde edilen sonuçlara yapay sinir ağları uygulanarak iki temel duygunun doğru olarak tespit edilme oranı %81.8 olmuştur [51].

Mert ve ark. çalışmalarında, hali hazırda bulunan duygu durumu içeren EEG veri seti kullanılmış olup, GYS, ÇDGKA, korelasyon ve hjorth parametreleri uygulanarak doğru duygunun sınıflandırması yapılmaya çalışılmıştır. EEG veri setinde aktivasyon ve uyarılma ölçekleri incelenmiş olup, en yüksek duygu durumu tahmini yapay sinir ağları ile %75 oranında elde edilmiştir [52].

Bhatti ve ark. yaptıkları çalışmada, kendi oluşturdukları görsel ve işitsel içerikler ile oluşturulan EEG veri setinde dört temel duygu hakkında çalışmışlardır. EEG veri setini ön bir temizleme işleminden geçirdikten sonra zaman domeninde incelemiş, GYS ve dalgacık dönüşümü yöntemleri kullanmışlardır [53].

Lu ve ark. tarafından yapılan çalışmada, kendi oluşturdukları duygu durumu içerikli EEG veri setinde aktivasyon eksenini üzerinde inceleme yapmış olup duyguyu negatif, nötr ve pozitif

olarak incelemişlerdir. Elde edilen veri setine entropi, GYS ve fuzzy integral füzyon yöntemi uygulamış olup, duygulanım durumunu %87.59 doğruluk değeri ile elde etmişlerdir [54].

Pan ve ark. çalışmalarında, görsel uyarıcılar kullanılarak elde edilen veri setinde, 18 elektrotlu EEG ile ölçüm yapmış olup, ortak uzamsal örüntü yöntemi kullanmışlardır. Elde edilen veriyi alt frekans bantlarında incelemiş olup çıkarılan öznitelikleri SVM sınıflandırıcısı ile incelemişlerdir. Her frekans bandı için incelenen veri setinde uyarıcıyı pozitif ya da negatif olarak doğru tahmin etme oranı %74.17 olmuştur [55].

Katsigiannis ve ark. yaptıkları çalışmada, hali hazırda bulunan bir 14 elektrottan alınmış EEG veri seti kullanmışlardır. Duygu durumu içerikli olan bu veri setinde aktivasyon, uyarılma ve baskınlık olmak üzere üç boyutta incelemeler yapmışlardır. Veri setine ön bir temizleme işleminin ardından GYS uygulamış ardından sınıflandırma işlemi yapılmış olup en doğru duygu tahmini %62.49 ile baskınlık ölçeğinde bulunmuştur [56].

Ghare ve ark. tarafından yapılan çalışmada, duygu durumu içeren görsellerle oluşturulan veri seti ile ön işleme aşamasından sonra adaptif filtreler ve zaman frekans analizi yaparak öznitelikler çıkarmışlardır. Elde ettikleri veri setinde mutluluk, üzüntü ve ağlama duygularını incelemiş olup sınıflandırma işlemi için SVM kullanarak duygu durumu tahmininde bulunmuşlardır [57].

Candra ve ark. çalışmalarında, analizi yapılan EEG veri seti için önce ön işleme yapıp ardından EEG kanallarında indirgeme işlemi uygulamışlardır. Dalgacık entropisi ve ayrık dalgacık dönüşümü uygulayan bu yöntemde aktivasyon ve uyarılma ölçekleri göz önüne alınmıştır. Öznitelik sayısının azaltıp karmaşıklığı giderdikten sonra aktivasyon ölçeğine bağlı olan EEG kanallarının bölgeleri tespitinde bulunmuşlardır [58].

Petrantonakis ve ark. tarafından yapılan çalışmada, duygu durumunu içeren EEG veri setini dört tane elektrottan almış olup aktivasyon ve uyarılma ölçeklerini incelemişlerdir. Veri setini iki tane EEG alt bandında değerlendirip, GKA, hibrit adaptif filtre ve yüksek düzeyli geçişler yöntemiyle altı tane temel duyguyu irdelemişlerdir. Çalışmalarını beyin bilgisayar ara yüzü kısmına yöneltmek amacıyla yaptıkları sınıflandırma işleminde en yüksek %85.17 oranında doğru duyguyu tahmin edebilmişlerdir [59].

Petrantonakis ve ark. çalışmalarında, elde ettikleri duygu durumu içerikli EEG veri setine zaman ve frekans domeninde GKA uygulamışlardır. Elde ettikleri özniteliklere çapraz korelasyon ve yüksek düzeyli geçişler uygulayıp aktivasyon ve uyarılma ölçeklerinde incelemişlerdir. İlgili çalışmada en yüksek sınıflandırma oranı %82.91 olarak duyguyu doğru sınıflandırmışlardır [60].

Zahra ve ark. yaptıkları çalışmada, epileptik durumu içeren EEG verisi üzerinde çalışmışlardır. Veri setine ÇDGKA uygulanmış olup zaman, frekans ve genlik analizi yapılmıştır. Elde ettikleri ÖKİ'lere yapay sinir ağıları yöntemi uygulayarak %87.2 oranıyla doğru duygu durum tahmininde bulunmuşlardır [28].

Yi ve ark. çalışmalarında, işitsel uyarıcılar kullanarak EEG veri setini oluşturmuşlardır. Uyarıcıların duygusal geri dönüşümlerini inceleyen bu çalışmada, cinsiyet, yaş vb. faktörleri göz önünde bulundurulmuş olup, aktivasyon, uyarılma ve baskınlık olmak üzere üç ölçekte de ilgili faktörleri incelemişlerdir. Yaşlı nüfusun genç nüfustan ve erkekler ile kadınların birbirinden farklı olduğunu istatistiksel anlamlı olarak ortaya koymuşlardır [61].

Becker ve ark. tarafından yapılan çalışmada, görsel uyarıcılar kullanılarak elde edilen EEG veri setinden çeşitli miktarda öznitelik çıkarılmıştır. Elde edilen veri setinde sadece aktivasyon ölçeği incelenmiş olup pozitif ve negatif duygular değerlendirilmiş olup alt EEG frekans bantları incelenmiştir. Tüm alt frekanslarda yapılan sınıflandırmalar %70 ve %75 arasında değiştiği gözlemlenmiştir [62].

Alarcao ve ark. yaptıkları çalışmada, görsel uyarıcılar kullanılarak oluşturulan EEG veri seti bir ön işleme aşamasından geçirilmiştir. Dokuz tane temel duygunun incelendiği çalışmada, yerleştirilen elektrotların etki düzeyleri tek tek incelenmiştir. FD, OUÖ, entropi, yüksek düzeyli geçişler, dalgacık dönüşümü ve GYS uygulamış olup elde ettikleri özniteliklere SVM uygulayarak sınıflandırma başarımlarını değerlendirmişlerdir [63].

Soleymani ve ark. tarafından yapılan çalışmada, bireylere görsel, işitsel ve duygu durum içerikleri içeren video klipler izletilmiş ve EEG veri seti özgün olarak oluşturulmuştur. Duyguları analiz ederken aktivasyon, uyarılma ve baskınlık olmak üzere üç grup ölçekte incelenmiş olup, temel birkaç duygunun temel olarak sınıflandırma ve istatistiksel analiz çalışmaları altında değerlendirmişlerdir. SVM ile en yüksek doğru duyguyu tahmin etme oranı %76.4 ile aktivasyon ölçeğinde gerçekleştirmişlerdir [64].

Koelstra ve ark. çalışmalarında, işitsel uyaranlar kullanarak oluşturdukları duygusal veri setinde değerlik ve aktivasyon ölçeklerini incelemiştir. İlk önce veriye uyguladıkları temizleme ve ön işleme işlemlerinin ardından GSY uygulayarak EEG ve periferik psikolojik veriyi birlikte sınıflandırmışlardır. %58.9 doğru duyguyu sınıflandırma oranı ile periferik psikolojik olarak topladıkları veri sisteminin aktivasyon ölçeğinde en yüksek değeri elde etmişlerdir [65].

1.2 Tezin Amacı ve Katkıları

Çeşitli medikal cihazlar ile kayıt edilen biyolojik sinyaller, sağlıklı ve/veya hasta birey hakkında sağlık bilgilerine sahiptir ve ilgili verilerin doktor veya mühendislik tabanlı çalışmalar için hali hazırda işlenip verilmesi teşhis, tedavi ve endüstriyel alanda son derece önem arz etmektedir. Bir veya çok boyutlu biyomedikal işaretlerin işlenmesi, özelliklerinin çıkarılması ve sınıflandırmaya hazır hale getirilmesi tıp alanında birçok hastalık ile ilgili çalışmalarda, tıbbi cihaz geliştirme amacıyla yapılacak araştırmalarda ve geliştirilecek cihazların hızlı bir şekilde işlem yapılabilmesine olanak sağlamaktadır.

Tez kapsamında incelenen tüm yöntemlerin temel hedefi; beyin bilgisayar ara yüzü çalışmalarında geliştirilmekte olan otonom sistemlere medikal ve mühendislik alanını bir araya getirip daha hızlı, etkili ve doğru yanıtlar vermelerini sağlayacak duygusal uyarılmalara karşı yapılacak olan çalışmalar için önemli bir temel oluşturmaktır.

Çalışmanın temel içeriği kapsamında, kayıt edilen beyin dalgalarını kullanarak oluşturulmuş veri seti; güncel uyaranlara dayanması ve özgün bir şekilde oluşturulması açısından önem arz etmektedir. Seçilen görsellerin günümüze uyarlanmış olması, oluşturulmuş düzeneğin özgün olması ve değerlendirme ölçeklerinin de tez kapsamında tasarlanması önemli katkılar arasında yer almaktadır.

Diğer bir yandan; elde edilen biyomedikal sinyalin sınıflandırma yöntemlerinde kullanılması için veri hakkında önemli özniteliklerin ortaya çıkarılarak işlenmeye en uygun hale getirilmesi ve makine öğrenmesi ile performans parametrelerinin değerlendirmesinin çalışma kapsamında yapılması sağlanmaktadır.

İlk olarak kullanılmış olan welch spektrum yöntemi çalışmasında, literatürde sıkça rastlanmayan EEG alt bantlarının incelenmesi sağlanmış ve ardından yönteme ek olarak GYS, OUÖ yöntemleri de sisteme dahil edilmiştir. Elde edilen öznitelikler tüm EEG frekans alt

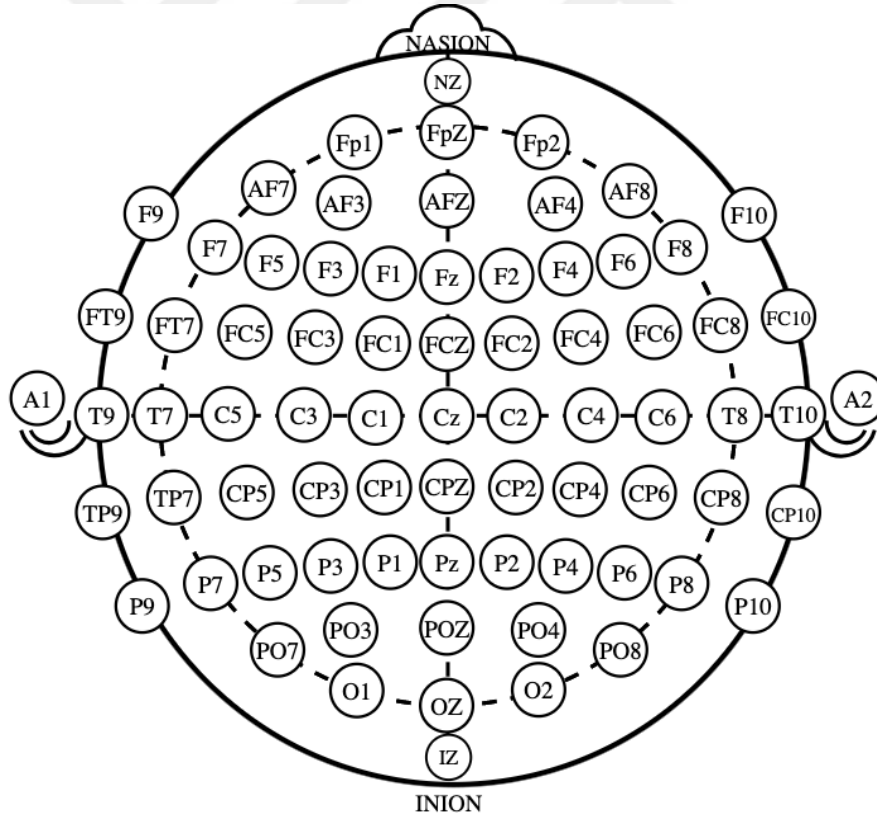
bantlarında incelenmiş olup, kullanılan kanal sayısı da tüm kanal sayısından daha az bir sayıya indirgenerek veri işleme sürecinin daha hızlı ve doğrudan yapılmasını sağlamıştır.

EEG sinyalleri kullanılarak ÖKİ'lerin ayrıştırıldığı GKA yöntemi ile verinin analizi yapılmış olup, ÖKİ'lerin birbirleri ile olan etkileşimleri incelenmiştir. ÖKİ'leri oluştururken başta şebeke gürültüsünden temizlenen sinyal ayrıştıktan sonra aynı sayıda olmayan ve gürültülü ÖKİ içeren kısımların çıkartılması sağlanmıştır. Tüm uyaran türleri ve kişiler için ÖKİ sayısı aynı sayıya indirgenmiş, devamında kıyaslamalarının birçok sınıflandırma ve istatistiksel analizi olarak yapılması sağlanmıştır. İlgili çalışmaların yapılması, çok kanallı EEG ile doğrudan ilgili olan ÇDGKA algoritması ile gerçekleşmiştir. İlgili yöntem için; GKA tek kanal için uygun koşullarda ÖKİ üretirken ÇDGKA çok kanallı EEG verisi için uyarlamalı yapısı sayesinde özellikler çıkartabilmektedir. Aynı zamanda tez kapsamında kullanılmakta olan görsel-duygusal uyaran seti ile literatür çalışmalarında GKA, ÇDGKA ve OUÖ yöntemlerine rastlanmamış olması sebebiyle çalışma özgünlüğünü korumaktadır. Sonuç olarak, aktivasyon ve uyarlama eksenleri için değerlik tespiti çalışmaları, birbirleri ile kıyaslamaları, analizlerinin istatistiksel, topografik ve sınıflandırma başarımları Welch, OUÖ ve ÇDGKA yöntemleri ile analiz edilip birçok analiz ile yorumlanmıştır.

2. GENEL KISIMLAR

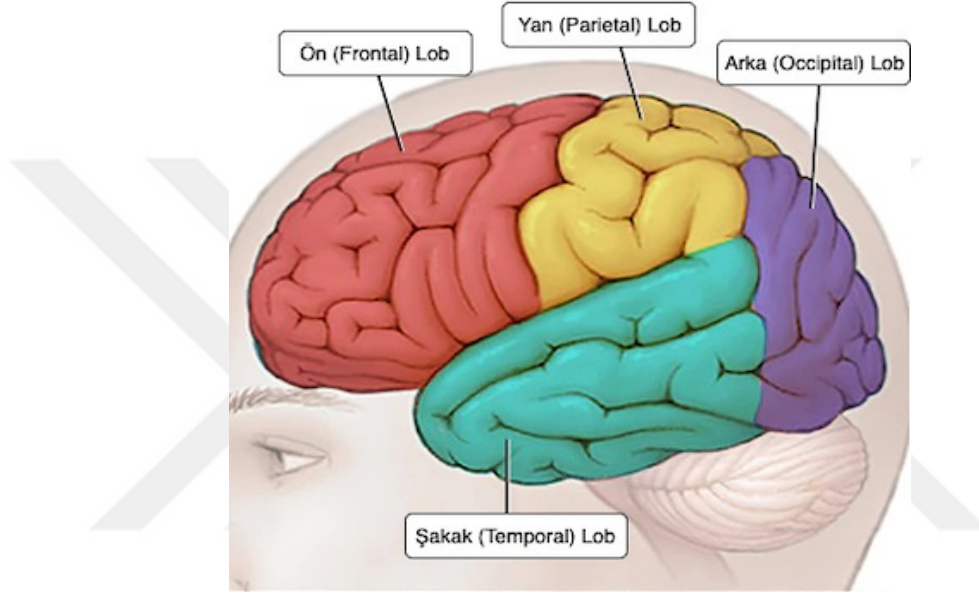
2.1 Elektroensefalografi ve Salınımları

Beyin, milyarlarca nöron ağı sayesinde bedenimizi kontrol eden ve tüm vücudumuzun kontrol merkezi olan vücudumuzun en kritik organlarından biridir. Beyindeki sinirsel hücre ağlarının elektriksel aktivitesini ve işlevlerini ölçmek için Elektroensefalografi (EEG) kullanılmaktadır. EEG, elektrotlar yardımıyla genellikle kafa derisi yüzeyinden jel sürülerek (invazif) yüzey elektrotları ile ya da içerisinden belirli bölgelere yerleştirilip daha net sonuçlar alınabilen (invazif olmayan) iğne elektrotları yardımıyla alınabilmektedir. Günlük kullanımda gündelik yaşamı etkilememesi ve kullanım kolaylığı sebebiyle yüzey elektrotları daha sıkça tercih edilmektedir. Cerrahi müdahale gerektiren ve daha ince detaylandırılması gereken durumlarda ise, kafatasının altına inebilen iğne elektrotlar tercih edilebilmektedir [66].



Şekil 1: 10-20 elektrot yerleşim düzeni.

Elektrotlar uluslararası standartlar çerçevesinde belirlenmiş pozisyonlarda kafa yüzeyine yerleştirilmektedir ve gümüş / gümüş-klorür (Ag/AgCl) malzemesinden üretilmektedir. Günümüzde, literatürde sıkça yer alan ve kabul görmüş yerleşim biçimi 10-20 elektrot yerleşim düzeyidir. İletkenliği arttırmak amacıyla jel sürülerek kullanılan 10-20 elektrot düzeni Şekil 1'deki gibi olmakta olup her bir elektrot bulunduğu Şekil 2'deki beyin bölgesine (F,P,O,T,C) ve yerine göre isimlendirilmektedir [67].



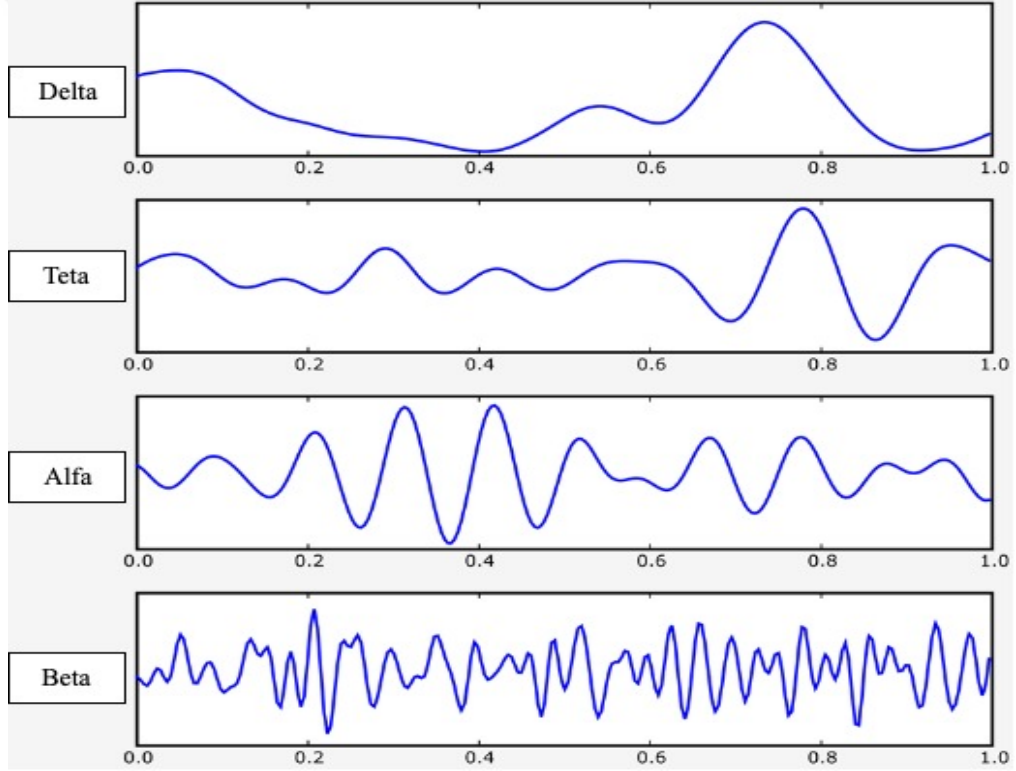
Şekil 2: Beyin lobları.

EEG beyin sinyalleri farklı frekans bölgelerinde incelenmektedir ve $\sim 0.5 - 70$ Hz, $5 - 400 \mu V$ aralığı medikal olarak anlamlı olarak değerlendirilmektedir. Elde edilen sinyallerin çevre koşulları ve alınan bireylerden kaynaklı olarak alınan sinyalin üzerine gürültü binmektedir, bu gürültüyü temizlemek için 50 Hz'lik (bant söndüren - çentik filtre) filtre uygulanıp, istenilen sinyalin üstüne binen gürültü temizlenmektedir [68].

Beş farklı EEG frekans bant dilimleri aşağıda belirtildiği gibidir:

- Delta Bandı (0.5-4 Hz $-(\delta)$): 4 Hz'in altındaki frekans bandı delta dalgaları olarak bilinmekte olup bireylerde derin uyku esnasında görülmektedir. Genliği $30-50 \mu V$ aralığında değişmektedir.

- Teta Bandı (4-8 Hz $-(\theta)$): Bireylerde yarı uyanıklık ve kestirme uyku halinde gözlemlenebilen frekans aralığıdır. Genliği $50\mu\text{V}$ üzerinde yer almaktadır.
- Alfa Bandı (8-13 Hz $-(\alpha)$): Genliği $50\mu\text{V}$ ve civarında değişmekte olan alfa dalgaları birey uyanık iken ve sakin bir ortamda iken gözlemlenmektedir.
- Beta Bandı (13-30 Hz $-(\beta)$): Düşük genliğe sahip beyin sinyallerini içeren bant aralığı aktif yaşantıda görülmektedir. Duyu organlarının kullanıldığı ve beynsel aktivitenin yüksek olduğu durumları içeren bir faaliyette bulunduğu anda gözlemlenir, genliği $30\mu\text{V}$ 'a kadar olan EEG bant aralığıdır.
- Gama Bandı (30 - ~ Hz $-(\gamma)$): 30 Hz ve üzerindeki frekanslarda aktif olan gama dalgaları aşırı beynsel aktivite sonucu gözlemlenebilmektedir.

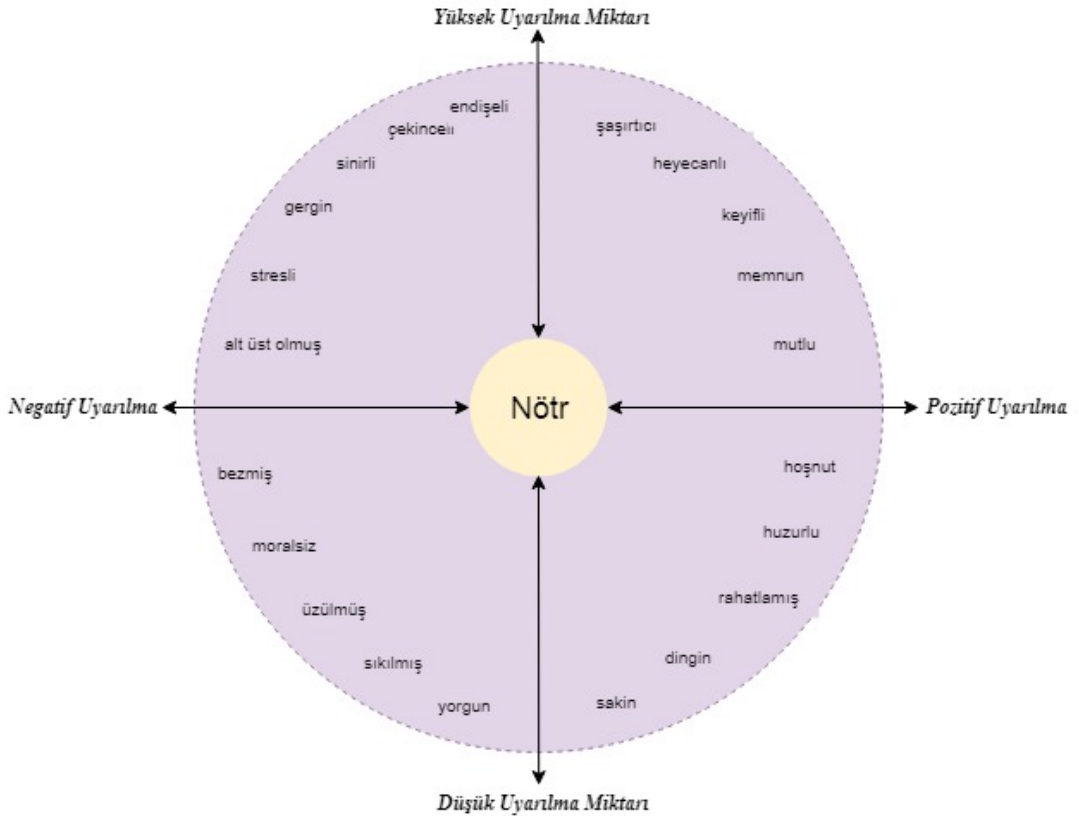


Şekil 3: EEG sinyalinde bulunan farklı frekans bantları.

Farklı frekans bantlarının birbiri üzerine binmesi ile temel EEG dalgası oluşmaktadır. İlgili frekans aralığını seçmek ve işlem yapmak için çeşitli filtreleme yöntemleri bulunmaktadır. Bireye bir uyarın uygulandığında ortaya çıkan potansiyele ‘Olaya ilişkin potansiyel (OİP)’ - (Event related potential (ERP)) olup bir uyarın sonrası ortaya çıkan salınımlara ‘Olaya ilişkin salınımlar (OİS)’ - (Event related oscillations (ERO)) adı verilmektedir [69], [70].

2.2 Temel Duygu Durumları

Duygunun nörobilimsel dünyadaki çalışmaları yüzyıllar öncesine dayanmaktadır. İlk olarak duygu-birey-beyin alanındaki çalışmaların Antik Yunan zamanına dayandığı ve çalışmaların matematikçiler tarafından yapıldığı öngörülmektedir. İlk çalışmalar daha çok felsefik ve psikofizyolojik olarak inceleniyor olsa da günümüzdeki nörolojik incelemelere temel olan bir kaynak oluşturmuşlardır. Duygunun tanımı geçmişten günümüze psikolojik olarak çok kez değişmiş olsa da genel olarak, dışarıdan gelen bir uyarana karşın hem bilinçsiz hem bilinçli hisleri yaratıp temel içgüdüleri oluşturan ve devamında bilinçli olarak iç ortamın değişerek hissel bir cevabın oluşmasıdır. Duygular, Darwin'e göre evrim teorisinin önemli bir parçası olarak kabul edilmektedir ve bu düşünceye katkıda bulunan çalışmalarda altı adet temel duygu (mutluluk, şaşkınlık, üzüme, iğrenme, korkma, sinirlenme) durumu belirtilmekte olup diğer ara duyguların bu temel duygulardan türetildiği üzerinde durulmaktadır [4].



Şekil 4: Aktivasyon-uyarılma eksenlerinin gösterimi.

Literatürde ve güncel çalışmalarda uyguyu tanımlarken çeşitli metrikler kullanılmaktadır. Nöropsikolojik yaklaşımda bilişsel duygu durumlarında Russell modeline göre duygulanım iki boyutlu ölçek olan aktivasyon-uyarılma (*ing.* valance - arousal) düzlemlerinde incelenmektedir. Aktivasyon eksenini pozitif, nötr ve negatif olmak üzere üç grupta incelenirken, uyarılma eksenini yüksek ve düşük uyarılma olmak üzere Şekil 4 ve Tablo 1’de görüldüğü gibi iki aşamada incelenmektedir. Russell’in modelinde duygu, temel duygulardan birisi, nötral seviyesi ya da ikili kombinasyonları şeklinde ifade edilebilmektedir. İki boyutlu eksenler üzerinde duygulanım ilişkisi yeterince etkili gösterilemediğinden gösterim şeması dairesel bir modele (*ing.* Russell’s circumplex model of affect) çevrilmiştir [12].

Tablo 1: Aktivasyon – uyarılma eksenindeki duygulanım tablosu.

Uyarılma Miktarı	Duyusal kelime karşılıkları
düşük uyarılma	sakin, nötral duygulanım
orta dereceli uyarılma	keyifli, eğlenceli
yüksek uyarılma	heyecanlı, korkmuş, sinirli, depresyon
Aktivasyon Miktarı	Duyusal kelime karşılıkları
pozitif aktivasyon	üzüntü, sinirli, iğrenme, mutsuz, depresyon
nötr aktivasyon	şaşırmış, nötral duygulanım
negatif aktivasyon	keyifli, heyecanlı, eğlenceli

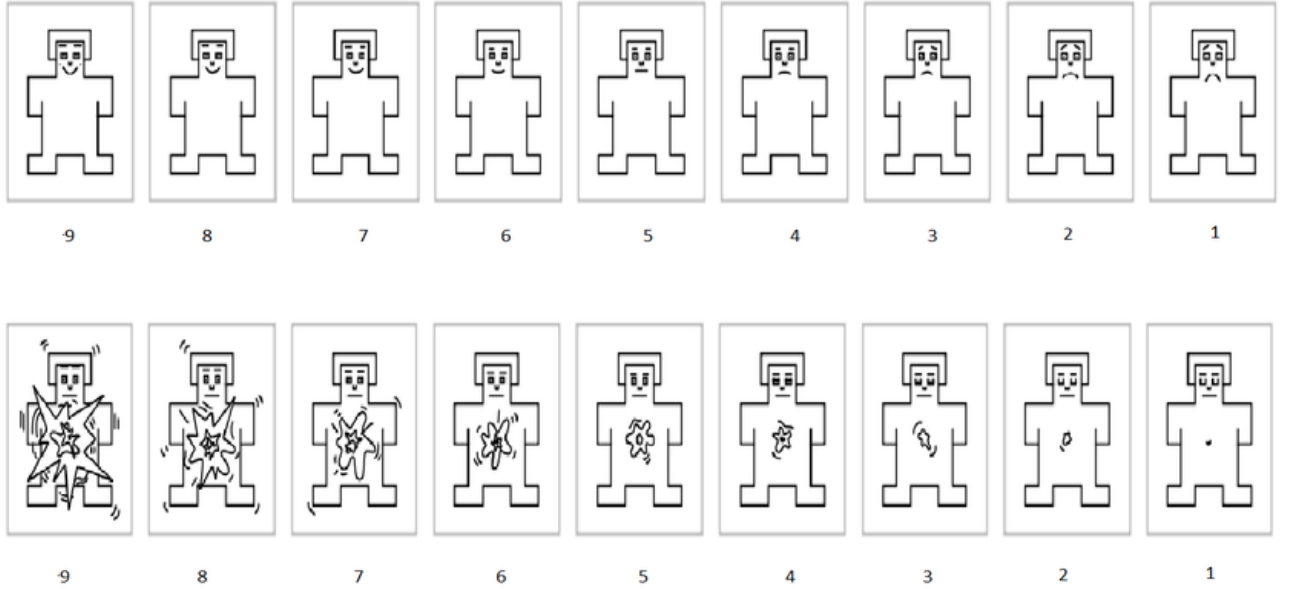
Uyarılma eksenini sakinlik ve aktivite hakkında bilgi verirken, aktivasyon eksenini duygulanımın pozitif ya da negatif yönde olmasını gözlemlemektedir. Sıkça kullanılan ve geçerliliği kabul edilen duygulanım haritasına dayanarak, farklı türdeki duyguların değerlendirilmesi ve aralarındaki etkileşimi hakkında yorum yapmak mümkün olmaktadır. Aktivasyon - uyarılma modeline dayanarak bireyin EEG sinyallerine dayanarak duygu durumunu tespit edebilmektedir. İncelenen EEG sinyallerinde duygulanımın uyarıcı türüne ve miktarına göre belirli beyin bölgelerinde daha yoğun olarak gözlemlendiği tespit edilmiştir.

2.3 Duygusal Uyarılma

Günümüzde literatürde bulunan güncel çalışmalar incelendiğinde, bireylerin ve canlıların çeşitli uyarıcıların etkisiyle beyinde duygulanım oluşmasına sebep olduğu gözlemlenmektedir. Bu uyarıcılar duyu organlarımızla algıladığımız herhangi biri ya da birkaçı olabilmektedir. Örneğin, bir müzik sesi, görsel bir resim, bir video kesiti, yemek kokusu, tadılan bir yemek veya birkaçının birleşimi olabilmektedir.

2.4 Görsel Verisetleri ve Kıyaslamaları

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde görsel uyarıcı kullanılarak yapılan çalışmaların birçoğunda ‘Uluslararası Duygusal Resim Sistemi – (International affective picture system (IAPS)(1999))’ kullanılmaktadır. Bunun yanında ‘The Geneva affective picture database (GAPED)(2011)’, ‘Karolinska directed emotional faces database (KDEF)(2008)’, ‘Pictures of facial affect (POFA)(1976)’, ‘Military affective picture system (MAPS)(2016)’ ve ‘Nencki affective picture system (NAPS)(2014)’ birçok veri seti IAPS veri setinden esinlenerek oluşturulmuştur [19],[21],[22],[71].



Şekil 5: SAM Ölçeği (uyarılma-aktivasyon) [17].

IAPS veri seti, 1994 yılında Lang ve arkadaşları tarafından belirlenen 1182 fotoğraftan oluşmaktadır. İlgili görseller, Şekil 5'teki 9 ölçekli SAM değerlendirme ölçeği (*ing.* Self assessment manikin scale) kullanılarak görselin uyarılma durumlarını (aktivasyon-uyarılma), standart sapmalarını 9 üzerinden puanlandırarak bilgi veren ve fotoğraflara ek olarak gönderilen bir rapor eşliğinde incelenebilmektedir. Her görsel kendi içerisindeki aktivasyon-uyarılma değerlerinin Tablo 2'de de türlere ait sayısal değişimi görüldüğü üzere, SAM ölçeği üzerinden ortalaması ve standart sapmaları hesaplanarak etki değerleri belirlenebilmektedir [17]. Fakat, günümüzde yakın geçmişteki çalışmalarda, IAPS görsellerinin kullanımının azaldığı görülmektedir. Bunun sebebi, fotoğraf kalitesinin düşük olması ve fotoğrafların zamanla birlikte bireylerin üzerinde bıraktıkları (aktivasyon-uyarılma) etki ortalamalarının değişmesidir. Örnek olarak; bir sigara içeriğindeki görselin 1999'da oluşturduğu rahatsız edicilik durumu '4.86' iken şimdi kullanılan görsel sistemlerinde aynı görsel içeriği yaklaşık olarak '3.65' olarak görülmektedir.

Tablo 2: SAM ölçeğinin sayısal olarak karşılıkları.

Uyarılma Miktarı	Aktivasyon	Uyarılma
Negatif içerikli görseller	1 - 4.5	< 6
Nötr içerikli görseller	4.5 - 5.5	< 3
Pozitif içerikli görseller	5.5 - 9	> 6

Bu duruma ek olarak, NAPS veri seti, 2014 yılında Marchewka'nın psikolog ve nörolog arkadaşları tarafından oluşturulmuştur [24]. Oluşturdukları veri grubu görsel, işitsel ve yazılı materyallerden oluşmaktadır. NAPS görsel sisteminde, 5 kategoride (insan, yüz, hayvan, obje, manzara), 1356 tane yüksek çözünürlüklü fotoğraf bulunmaktadır. Oluşturulan fotoğraf kümesi 6 yıl boyunca (2006-2012) Polonyalı bir grup gazeteci tarafından çekilmiş ve ilgili uyarılar 5000 fotoğrafın içerisinden seçilmiştir. Tüm fotoğrafların etki değerlerini SAM ölçeği üzerinden 85 erkek ve 119 kadın olmak üzere toplam 204 kişi tarafından değerlendirilmiştir. Fotoğrafları oluşturan 5 kategori sırasıyla: insan (yaşayan, yaralı, ölü ya da insan vücudunun bir parçası), yüz (en az yüz ve gözü barındıran yüz ifadeleri), hayvan (yaşayan, ölü), obje

(insandan bağımsız olarak verilen nesne, yiyecek ve araçlar), manzara (doğal ya da insan ürünü manzara, arazi, insan ve hayvandan bağımsız) olarak belirlenmiştir.

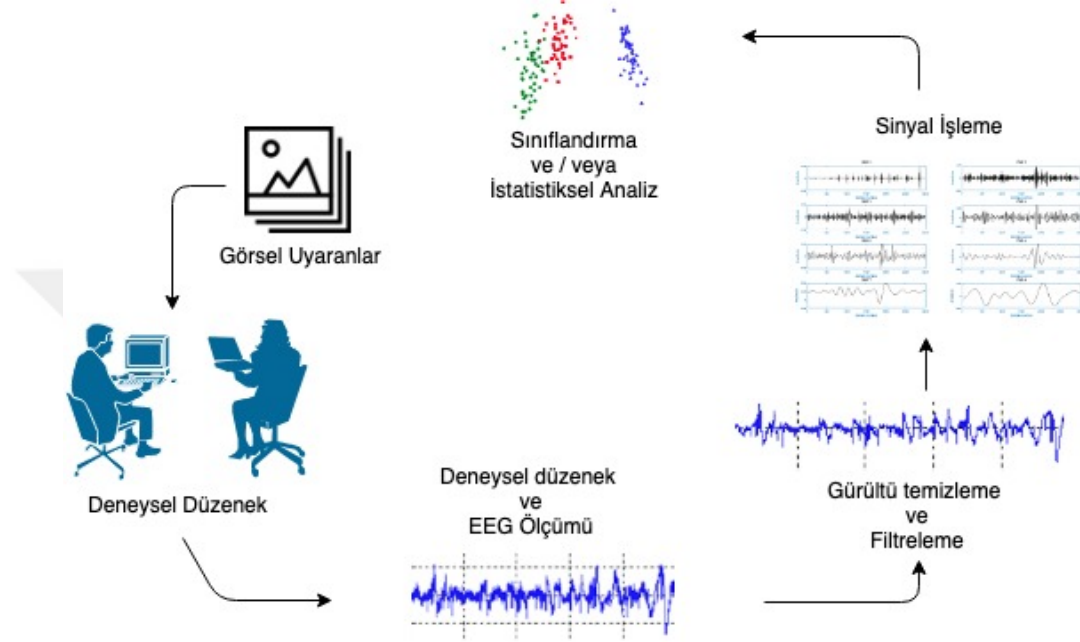


Şekil 6: Her kullanılan görsel tipine ait örnekler.

İlgili görseller bireylere tam ekran karşısında 3 saniye boyunca gösterilip oylamaya sunulmuştur. Oylama işlemi, IAPS sisteminde de kullanılan Şekil 5'teki 9 ölçekli SAM değerlendirme ölçeği ile yapılmıştır. Tüm oylamalar aktivasyon-uyarıma değerlerinin ortalamaları olarak raporlanmıştır ve görsel veri setiyle birlikte edinilebilmektedir. NAPS veri setindeki farklı türlere ait birkaç örnek görsel (sırasıyla hayvan, yüz, manzara, obje, insan) Şekil 6'da belirtildiği gibidir.

3. MALZEME VE YÖNTEM

Bu bölümde tezin içeriği için oluşturulan veri seti, EEG sinyallerinin analizinde kullanılan sinyal işleme ve analiz yöntemleri hakkında bilgi verilecektir. Tezin genel başlıklardaki işleyiş Şekil 7'deki gibidir.



Şekil 7: Tezde kullanılan malzeme ve yöntem içeriklerinin diyagramı.

3.1 Veri seti Oluşturulması

3.1.1 Fotoğrafların belirlenmesi

İlgili veri setleri incelendiğinde kullanılması planlanan fotoğraf kümesi daha güncel, renk dengeleri dikkate alınmış ve çözünürlüğü daha yüksek fotoğrafları içeren NAPS sistemi olarak belirlenmiştir.

Görsel seçimindeki aşamalar aşağıdaki maddelerde belirtildiği gibi yapılmıştır;

- NAPS veri setindeki görsellerin üzerinde ilk olarak pozitif ve negatif ağırlıklı fotoğraflar üzerinde işlem yapılmıştır.
- Veri setinden ortalama aktivasyon değerlerine göre ilk 300 ve son 300 fotoğraf seçilmiştir.

- Bu fotoğrafların ilk 24'ü düşük uyarılmış (*ing.* low arousal–(du)), son 24'ü yüksek uyarılmış (*ing.* high arousal–(yu)) olarak belirlenmiştir.
- Belirlenen gruplardan dikey–yatay düzeni aynı olmayan ve kalitesi daha düşük olan fotoğraflar listede sırasıyla aşağıya inilerek yatay ve kaliteli görüntüler ile değiştirilmiştir.
- Elde edilen gruplarda kategoriler arasında (insan, yüz, hayvan, obje, manzara) fazla sayıda olanlar listede sırasıyla aşağıya inilerek bir başka kategorideki fotoğrafla değiştirilerek kategoriler arasındaki eşitlik sağlanmıştır.
- Diğer bir aşamada ise nötr ağırlıklı fotoğraflar üzerinde işlem yapılmıştır. Listenin tam ortasındaki 678. görselin üstü ve altı (yu-du) grubu olarak alınmıştır (678. görsel dikey olduğu için işleme alınmamıştır).
- Pozitif ve negatif ağırlıklı fotoğraflar için uygulanan tüm adımlar aynı düzen ve sıra ile nötr fotoğraflar için de sırayla uygulanmıştır.

Seçilen görsellerin bilgileri NAPS veri setinde bulunmakta olup görseller SAM ölçeği ile oylanmıştır. Her üç görsel türünden 48'er tane olmak üzere toplamda 144 görsel seçilmiştir. Tablo 3'te görüldüğü üzere NAPS sistemindeki DNO ve YNO görsellerinin 1-9 ölçeğine göre 5 değeri ve yakınsak değerine sahip olması gerekirken, diğer görsellerdeki sayısal değişim DU ve YU durumlarına göre daha fazla miktarda değişim göstermektedir.

Tablo 3: Kullanılan görsellerin NAPS ortalama ve standart sapma değerleri.

Uyarılma Miktarı	Yüksek Uyarılma	Düşük Uyarılma
Düşük Negativite (<i>ing.</i> Negative – low (dne))	ort. 3.39 (ss. 1.26)	ort. 5.71 (ss. 1.33)
Yüksek Negativite (<i>ing.</i> Negative – high (yne))	ort. 2.31 (ss. 1.20)	ort. 7.31 (ss. 1.35)
Düşük Pozitivite (<i>ing.</i> Positive – low (dpo))	ort. 7.67 (ss. 1.21)	ort. 3.08 (ss. 1.95)
Yüksek Pozitivite (<i>ing.</i> Positive – high (ypo))	ort. 7.35 (ss. 1.32)	ort. 5.43 (ss. 2.09)
Düşük Nötral (<i>ing.</i> Neutral – low (dno))	ort. 5.52 (ss. 1.35)	ort. 4.63 (ss. 1.40)
Yüksek Nötral (<i>ing.</i> Neutral – high (yno))	ort. 5.80 (ss. 1.39)	ort. 4.48 (ss. 1.48)

İlgili görsellerin ortalama (ort.) ve standart sapma (ss) değerleri Tablo 3'te belirtildiği gibidir.

3.1.2 Denek ve deney düzeneğinin oluşturulması

Deney düzeneğinin bireye gösterilme aşamaları C# yazılımı ile oluşturulmuştur. 16 kanallı Brain Products actiCAP EEG cihazı beynin 16 farklı noktasından (F3, Fp1, P3, O1, C3, Fz, T7, Cz, Fp2, F4, C4, T8, Pz, P4, O2, Oz, EDF) alınan sinyaller kayıt edilmiştir. Yüzey elektrotların;

- Fp1, Fp2, F3, F4, Fz frontal lob;
- C3, C4, Cz central lob;
- T8, T7 temporal lob;
- P3, P4, Pz parietal lob ve
- O1, O2, Oz elektrotları oksipital lopta konumlanmaktadır.

Bireylerden ses yalıtımlı bir odada bir kişinin gözetimi eşliğinde sunulan görsellerin 3 adet değerlendirme skalasına (hoşluk, rahatsız edicilik, etkileycilik) göre değerlendirilmesi istenmiştir.

Tablo 4: Veri setini oluşturduktan sonra elde edilen 3 değerlendirme skalasından elde edilen ortalama değerler.

Uyarılma Türü	Hoşluk	Rahatsız Edicilik	Etkileycilik
YPO	ort. 4.02	ort. 0.90	ort. 3.77
DPO	ort. 3.66	ort. 1.06	ort. 2.94
YNE	ort. 0.91	ort. 3.55	ort. 2.12
DNE	ort. 0.78	ort. 3.41	ort. 1.52
YNO	ort. 2.45	ort. 1.79	ort. 2.02
DNO	ort. 2.82	ort. 1.60	ort. 2.48

Oluşturulan değerlendirme skalası deney düzeneğinin kurulduğu ve veri setinin oluşturulduğu Marmara Üniversitesi Sporda Sinirbilim Laboratuvarında psikolog bir grup eşliğinde tasarlanmıştır. Üç ana başlıkta incelenen değerlendirme skalasında herhangi bir sayısal değer bulunmaması, literatürden yola çıkılarak bireyin herhangi bir sayısal sınırlandırma olmadan daha objektif olarak değerlendirme yapması sağlanmıştır. Örnek olarak, hoşluk maddesini göze

alındığında skalanın sağ tarafına doğru gidildikçe daha hoş olan ve sol tarafına gidildikçe hiç hoş olmayan ibarelerin oluşması sağlanmıştır.

Bireylere gösterilen her bir fotoğrafın aşamaları sırasıyla:

- 1 saniye dinlenme süresi - 3 saniye görsel gösterimi - 1 saniye dinlenme süresi

ve devamında gelen hoşluk, rahatsız edicilik ve etkileycilik içerikli olan 3 değerlendirme skalası ile değer verme aşaması olmuştur. Seçilen her bir fotoğraf için fotoğraflar birey tarafından değerlendirme ölçeği bastığı anda diğer bir değerlendirme aşamasına geçmesi ile değer verilmesi sağlanmıştır. Değerlendirme ölçeği, arka planda SAM değerlendirme ölçeğine uyarlanarak bireylerden elde edilen veriler de 1-9 aralığına indirgenmiş olmaktadır. Veri setini oluşturan görsel gösterimi sonrasında elde edilen hoşluk, rahatsız edicilik, etkileycilik değerlendirme ölçeklerinin ortalama değerlendirme sonuçları Tablo 4'teki gibidir.

3.1.3 Deney düzenine yazılımsal olarak gerçekleştirilmesi

Görseller, 1024 x 768 LCD bilgisayar ekranı üzerinde, bireylere önceki Bölüm 3.1.2'deki belirtilen sıra ve süre ile sunulmuştur. Her bir görsel siyah ekran üzerinde gösterilmiştir. Bireyler tarafından değerlendirilen tüm veriler '.edf' uzantılı şekilde kaydedilmiştir ve her görsel gösterimi başına ve sonuna, her gösterim saniye aralığına, değerlendirme skalalarının çıkma anında ve ölçekleri değerlendirdikten sonraki aşamalarda veriye imleçler konulmuştur. Böylelikle ilgili verinin sinyal işleme uygulamalarındaki uygulamaları daha kolay hale getirilmiştir.

3.2 Filtreleme Yöntemleri

Alınan EEG sinyalinden gürültüyü temizleme ve istenilen frekans aralıklarını değerlendirebilmek için çeşitli filtreleme teknikleri uygulanabilmektedir. Filtreleme işlemlerinde genlik frekans analizi sayısal olarak değerlendirmede önemli yer almaktadır. İlk önce verilerden şebeke gürültüsünün ayrılması için 50 Hz'lik çentik filtre kullanılmıştır. Devamında alçak geçiren filtrelerde sabit kazanç, kesim frekansından (f_k) küçük frekanslarda görülmekte olup daha yüksek frekanslarda bant durdurma ve f_k 'dan küçük frekanslarda ise bant geçiren özelliklere sahip olmaktadır. Alçak geçiren filtrelere örnek olarak literatürde sıkça yer alan ve tezde de kullanılmakta olan Chebyshev ve Butterworth filtreleri kullanılmaktadır.

Chebyshev alçak geçiren filtrenin alt filtrelerinin (Kaiser, Hamming, Gauss) içerisinde tez kapsamında Chebyshev- Gauss filtre ikilisi ile EEG sinyalleri üzerinde işlem yapılmıştır.

3.3 Welch Kestirim Yöntemi

Tez kapsamında yapılan çalışmalarda filtrelenen veriye Welch Spektrum Kestirim yöntemi uygulanmıştır. Biyolojik sinyallerde güç yoğunluk spektrumu (GYS), işaretlerin içerdiği frekansların enerji içeriğini ifade etmektedir. Welch spektrumu kestirim yöntemi ile GYS kestirimine dayanan periyodogram yaklaşımı ile yapılmaktadır. Periyodogram yaklaşımı, bir zaman serisi biyolojik işaretinin 2 ve 2'nin katları (2n) olacak şekilde pencerelere bölünmesi ve her pencerenin Fourier dönüşümünün (FD) ortalamasının alınması ile oluşmaktadır. Pencereleme yapılırken üst üste çakışan pencereler ayrılır ve düzenlenmiş periyodogramları alınır, sonra elde edilen periyodogramlarının FD ortalaması alınır. Bu yöntemde, çakışan sinyaller gereksiz olarak alınmaması için dikdörtgen şeklinde olmayan pencereler kullanılmaktadır [18],[72].

Welch spektrum kestirim yönteminde elde edilen veri önce Denklem 1'deki gibi pencerelere ayrılır;

$$y_j(t) = y((j-1)K + t) \quad (1)$$

Denklem 1'de sinyalin 'j.' penceresi hesaplanmaktadır. $t = 1, \dots, M$ sinyalin uzunluğunu, $j = 1, \dots, S$ pencere sayısını, $(j-1)K$ 'j.' sinyalin başlangıç noktasını vermektedir. $K=M$ olduğu durumda ise pencerelenmiş sinyallerde herhangi bir çakışma olmamaktadır.

$y_j(t)$ sinyalinin pencerelere ayrılmış periyodogramı;

$$\hat{\phi}_j(\omega) = \frac{1}{MP} \left[\sum_{t=1}^M v(t) y_j(t) e^{-i\omega t} \right]^2 \quad (2)$$

$\{v(t)\}$ pencerelenmiş sinyalin güç izge kestiriminin elde edilmesi Denklem 3'teki gibidir:

$$P_{xx}(\omega) = F \left\{ \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M [v(t)]^2 \right\} \quad (3)$$

pencerelenmiş periyodogramların ortalaması alınması;

$$\hat{\phi}_w(\omega) = \frac{1}{S} \sum_{j=1}^S \hat{\phi}_j(\omega) \quad (4)$$

GYS'nin özel bir versiyonu olan Welch spektrum kestirim yöntemi, beyindeki aktivitenin etkinliğini ve EEG sinyallerinin analiz çalışmalarında, EEG bantlarındaki (Delta, Teta, Alfa, Beta, Gama) frekans tabanlı değişimlerin daha etkili görülebilmesi ve yorumlanabilmesi sağlanmaktadır.

3.4 Ortak Uzamsal Örüntüleme Yöntemi

Ortak Uzamsal Örüntü (OUÖ) yöntemi, beynin belirli bölgelerinin arasındaki aktivite değişimlerini incelemek, yüksek uzamsal çözünürlük elde edebilmek ve farklı sınıflara ait motor hareket sinyalleri arasında ayırım yapabilmek için kullanılan bir yöntemdir. Farklı sınıflara ait EEG sinyallerine OUÖ uygulanarak uzamsal filtreleme optimizasyonu için gerekli öznelik çıkarımı yapılabilmektedir [50], [55].

Özneliklerden yararlanılarak hangi tür ve hangi beyin bölgesindeki elektrottaki bilginin daha önemli olduğu belirlenebilmektedir. Bu yöntem, iki grup arasında tanımlama yapabilmekte olup, uzamsal filtre yardımıyla bir taraftaki sinyalin gücünü artırırken (maksimum seviyeye getirir) diğer taraftaki sınıfın gücünü azaltmaktadır (minimize eder). Böylelikle, iki grup arasındaki güç farkı ne kadar yüksek olursa analiz edilecek ayırım o kadar daha yüksek başarıma sahip olur. n kanallı ve t örnekli X matrisini içeren EEG sinyalinin kovaryans matrisi (C);

$$C = \frac{X X^t}{tr(X X^t)} \quad (5)$$

Denklemdaki $(.)^t$ matrisin transpozunu ifade etmektedir. Her ikili grup için çıkarılan uzamsal ayrılmış kovaryans matrisleri (\overline{C}_1) ve (\overline{C}_2) vektörlerinin uzamsal kovaryans ifadesi (C_c);

$$C_c = \overline{C}_1 + \overline{C}_2 \quad (6)$$

$$C_c = \Phi_c \Lambda_c \Phi_c^t \quad (7)$$

Φ_c ve Λ_c değerleri sırasıyla diyagonal matrisin öz vektörü ve öz değerleri ile C_c 'yi öz vektörlerine ayrıştırmasını ifade eder. (P) beyazlatma işlemi ise;

$$P = \sqrt{\Lambda_c^{-1}} \Phi_c^t . \quad (8)$$

Denklem $PP^t\overline{C_c}$ için tüm öz değerleri 1'e eşit olmaktadır. S_1 ve S_2 değerleri ise aynı öz vektörü paylaşırlar ve toplamları birim matrise eşittir. Eşitlikteki ilk değer büyük özdeğere karşılık gelirken diğer değer küçük değeri temsil etmektedir;

$$S_1 = P\overline{C_1}P^t \quad \text{ve} \quad S_2 = P\overline{C_2}P^t . \quad (9) \text{ ve } (10)$$

Böylelikle;

$$\Lambda_1 + \Lambda_2 = I , \quad (11)$$

$$S_1 = \Phi C_1 \Phi^t = \Lambda \quad \text{ve} \quad S_2 = \Phi C_2 \Phi^t = I - \Lambda . \quad (12) \text{ ve } (13)$$

I vektörü birim matrisi temsil etmektedir. Elde edilen projeksiyon matrisi ve oluşturduğu uzamsal filtrenin izdüşüm matrisi;

$$W = \Phi^t P . \quad (14)$$

P ile beyazlatılan giriş sinyali Φ 'yi oluşturan vektörlerle izdüşürülürse bir gruptaki değişim azalırken diğer gruptaki değişim daha yüksek olmaktadır. Bu durumu sağlayan durum sinyaller için Denklem 15'teki gibi filtrelenmektedir;

$$Z = W X . \quad (15)$$

W matrisinin transpozu ortak uzamsal örüntüleri vermektedir. Denklem 11 ve Denklem 13'te de görüldüğü gibi öz değerlerin toplamı daima birim matrise eşittir. Tez kapsamında da kullanılmakta olan çok kanallı EEG sinyallerinde uzamsal izdüşüm matrisleri ile öznelik çıkartılması sağlanmıştır.

3.5 Görgül Kip Ayrışımı

Duygu durum analizinde, en iyi sonuçlar veren yöntemler arasında yöntem sinyal işleme yöntemleri arasında Görgül Kip Ayrışımı (GKA) tabanlı Hilbert Huang Dönüşümü öne çıkmaktadır. GKA, sinyali özgül kip işlevlerine göre (ÖKİ) göre analiz edilebilmektedir. Bu nedenle GKA, elde edilen sinyali genlik ve frekans modülasyonlu bileşenlere dönüştürerek sinyali parçalara ayırabilmektedir ve ÖKİ'lerin elde edilmesiyle anlık faz bilgisinin elde

edilmesi mümkündür. Bu sebeple duygu durumu analiz çalışmalarında EEG sinyallerinin araştırılması için GKA yöntemi ideal bir seçimdir. GKA'da sinyal ayrışımı yöntemi Denklem 16'daki gibi ifade edilebilir:

$$x(t) = m(t) + \sum_{k=1}^{K-1} d_k t. \quad (16)$$

$x(t)$: analiz edilen sinyal,

k : ölçek sayısı,

$d_k(t)$: k . ölçekteki ÖKİ (detay salınımları),

$m(t)$: yinelemeler sonunda geriye kalan artık sinyal (yaklaşıklık salınımları).

GKA'da sinyal; analiz edilen sinyal = yavaş salınımlar + yavaş salınımlar

üzerine binmiş hızlı salınımlar şeklinde düşünülür ve amaç bu salınımların birbirinden ayrıştırılmasıdır.

Zaman-frekans gösteriminde yerel bakıldığında, her bir ÖKİ bir önceki ÖKİ'den daha düşük bir frekans bandında bulunmaktadır. GKA geniş bantlı gürültülerin analizlerinde, sinyal uyarlamalı süzgeçlerden oluşmuş ikinci bir süzgeç topluluğu gibi davranmaktadır.

GKA yönteminde analiz edilen sinyalin içeriği hakkında herhangi bir ön kabul yapılmamakla birlikte süzgeç özelliklerinin (bant genişliği, orta frekans vs.) önceden belirlenmesi zorunluluğu bulunmamaktadır.

GKA, özellikle içerisinde periyodik bileşenler içeren gürültü sinyallerinin ayrışımı ve modellenmesinde etkin olarak kullanılmaktadır. GKA'da ilk durumdaki ÖKİ yüksek geçiren frekans bölgesini kapsarken, diğer ÖKİ bant geçiren yapıda bulunmaktadır.

Ayrıştırılmış sinyal için GKA yönteminde ÖKİ'ler aşağıdaki maddeler sırasıyla elde edilmektedir;

- Analiz edilen sinyalindeki tüm yerel en uç (en büyük ve en küçük) noktalar bulunarak belirlenir,

- Bulunan üst ve alt en uç noktaları ara değerlendirme işlemi uygulanır ve bir üst zarf ve alt zarf elde edilir,
- Alt ve üst zarfların ortalaması alınarak Denklem 17'deki ortalama sinyali elde edilir:

$$m(t) = (e_{\max}(t) + e_{\min}(t))/2 . \quad (17)$$

- Elde edilen ortalama sinyal asıl sinyalden çıkartılarak detay Denklem 18'deki elde edilir:

$$d(t) = x(t) - m(t) . \quad (18)$$

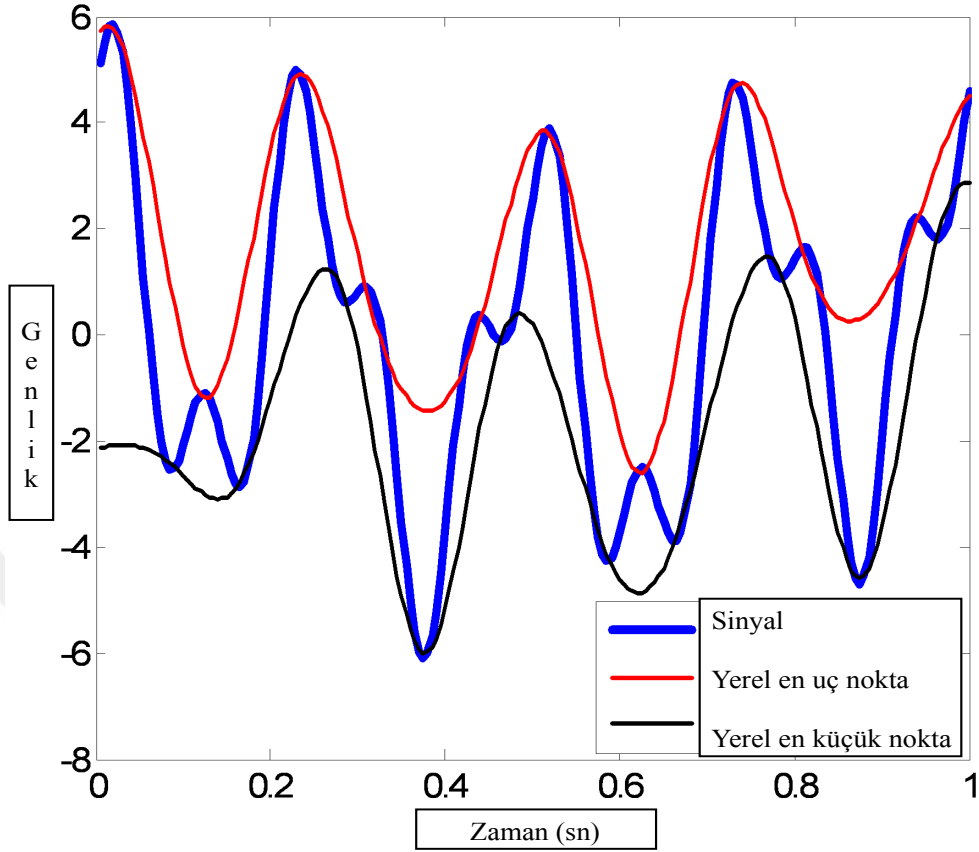
- Elde edilen sinyali ÖKİ özelliklerini sağlayana kadar tekrarlanarak hesaplanmaya devam edilir ve yapılan bu işlem '*elme işlemi*' olarak adlandırılmaktadır. ÖKİ özelliğini sağlayan ait olması gereken kipe ÖKİ olarak atanır ve Şekil 8'de de görüldüğü üzere temel sinyalden çıkarılarak artık sinyal üzerinde eleme işlemine devam edilir.

En son yineleme işleminde geriye kalan $m(t)$ sinyali '*artık sinyal*' olarak adlandırılır. Genellikle, K yineleme sonunda elde edilen artık sinyalin gücü belirli bir eşğin altında olunca yinelemeler durmaktadır, bu durumda N sinyal boyu olmak üzere $K \simeq \log_2 N$ tane ÖKİ çıkarılır.

Aynı uzunluğa sahip ÖKİ'lerin ve asıl sinyalin iki önemli özelliği bulunmaktadır:

- En uç noktalarının sayısı ile sıfır geçiş noktalarının sayısı ya birbirine eşittir veya en fazla 1 birim kadar farklı olmaktadır.
- Ortalamaları sıfır olmaktadır.

Sinyaldeki yerel frekans karakteristiklerinin kestirilmesinde ÖKİ'ler kullanılabilir ve değişik frekans bantlarına karşılık gelirler. GKA analizinde farklı frekanslara sahip periyodik sinyaller de bileşenlerine ayrıştırılabilmektedir. Analiz edilen sinyal içerisindeki bileşenlerin frekansları ve genlikleri arasındaki ilişki önemli yer almaktadır, sinyal ayrıştırma işleminin GKA ile yapılabilmesi için bileşenlerin genliklerinin belirli oranlarda ve frekanslarının birbirinden yeterince uzak olması şartı aranmaktadır [73],[74].



Şekil 8: GKA yöntemiyle eleme işleminin grafiksel gösterimi.

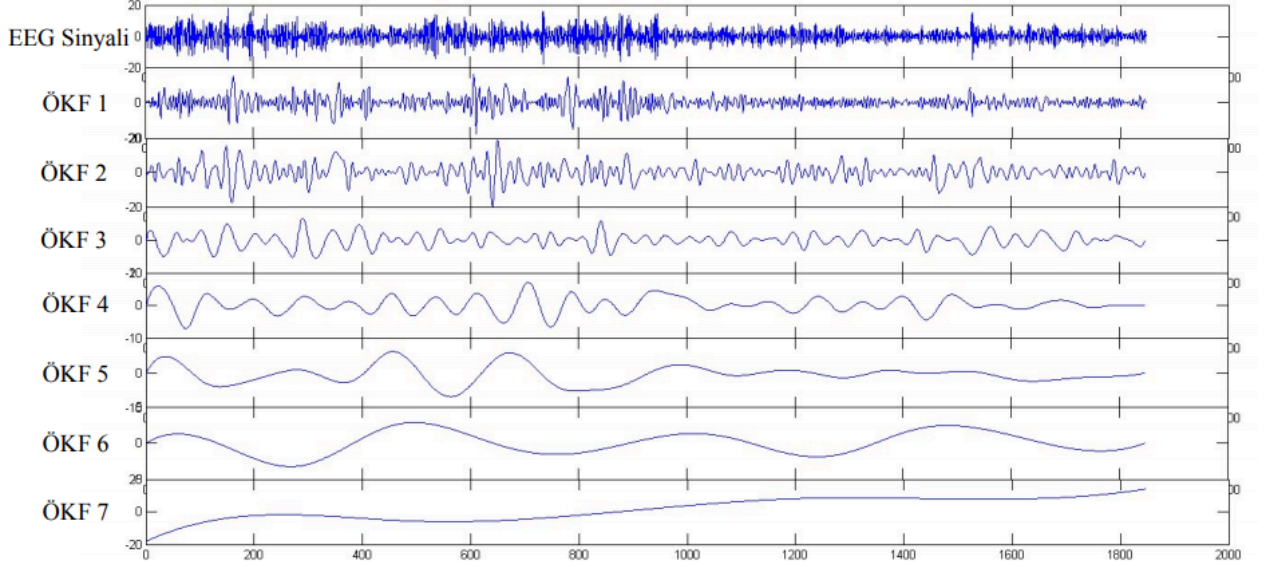
Sonuç olarak, genlik oranlarının uygunluğu ve frekans uzaklığı sağlandığında GKA doğrusal süzgeç misali toplamsal sinüzoidleri ayrıştırabilmektedir.

3.6 Çok Değişkenli Görgül Kip Ayrışımı

Çok Değişkenli Görgül Kip Ayrışımı (ÇDGKA) çok kanallı EEG sinyalleri gibi çok değişkenli sinyalleri analiz etmek için kullanılmaktadır. İlk başta GKA çalışmalarından türetilen çalışmalar iki ve üç değişken üzerine yoğunlaşmış iken ilerleyen çalışmalar ile tüm değişkenleri kapsayabilen ÇDGKA yöntemi türetilmiştir. Bu yöntem temel olarak en küçük ve en büyük uç zarfların ortalamasını çok boyutlu düzlemde elde edilmesine dayanmaktadır.

EEG sinyalleri için sadece GKA ile kıyaslandığında ÇDGKA, her bir kanaldaki sinyal için ayrı ayrı GKA uygulayıp ÖKİ'ler elde eder ve her kanalın ÖKİ değeri birbirinden farklı olabilmektedir. Aynı zamanda ÖKİ'lerin eşleşmelerinin frekans ve sayısal içeriği de birbirinden farklı olabilmektedir. Bu durumda ÇDGKA ile elde edilen ortalama zarflar ile bütün kanallar

için aynı sayıda GKA elde edilir ve birbirleri ile kıyaslanabilirlik açısından uygunluk göstermektedir [27]. Şekil 9’da ÇDGKA ile ÖKİ’lerine ayrılan bir EEG sinyali sunulmaktadır;



Şekil 9: Örnek EEG sinyali ve çıkarılmış ÖKİ’leri.

ÇDGKA yönteminin basamakları sırası ile;

- $(n-1)$ boyutlu n değişkenli sinyaller örnekleme yapılı,
- $P_{\theta_n}(k)_{i=1}^K$ projeksiyonlu $v(k)_{i=1}^K$ giriş sinyalleri x^{θ_n} yön vektörlerince incelenir,
- $P^{\theta_n}(k)_{i=1}^N$ projeksiyonu üzerine lokal minimum $\{k_j^{\theta_n}\}$ noktalar bulunur,
- $e^{\theta_n}(k)_{i=1}^N$ eğrisi $[\{k_j^{\theta_n}\}, v(k)_{i=1}^K]$ interpolasyonu ile elde edilir,
- K tane yön vektörü için, $m(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\theta_n}(k)$ zarf ortalaması bulunur,
- Toplanan ‘ayrıntı’ $d(k)$ ile ifade edilir ve $d(k) = x(k) - m(k)$ denklemi ile gösterilmektedir. $d(k)$ yı temsil eden ‘ayrıntı’ çok değişkenli ÖKİ için sağlanıyorsa ÖKİ yukarıdaki sıralama uygulanır.

3.7 Sınıflandırma ve Yapay Öğrenme

Yapay öğrenme, temel olarak öğrenme durumları açısından gözetimli, gözetimsiz ve takviyeli öğrenme başlıkları altında incelenmektedir. Bu iki algoritmadan gözetimsiz öğrenme; elde bulunan bir grup örneğin aralarındaki ilişki durumuna bakarak ve benzer özelliklerini

ilişkilendirerek etiketlenmemiş örnekleri kümeleyebilmektedir. Kümelendirme yöntemi altında hiyerarşik ve hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri incelenmektedir. Tez kapsamında ilk olarak kullanılan k-NN kümelendirme yöntemi hiyerarşik olmayan kümelendirme sistemi olup [75], aynı zamanda, lojistik ilkelleme, karar ağacı öğrenmesi, doğrusal ayrımcılık analizi, naive bayes ve destek vektör makinaları sınıflandırıcıları kullanılmış olup performans parametreleri incelenmiştir.

3.7.1 K-NN öğrenmesi

K-NN (En yakın k. komşu – (*ing.* k-Nearest Neighbours)) öğrenme yöntemi, parametrik olmayan bir regresyon yöntemidir. Analiz edilmek istenen örneği içerisinde bulunduğu öğrenme kümesinin içerisindeki en yakınında bulunan k adet komşusunun bulunduğu sınıfa bakılarak belirlenmektedir.

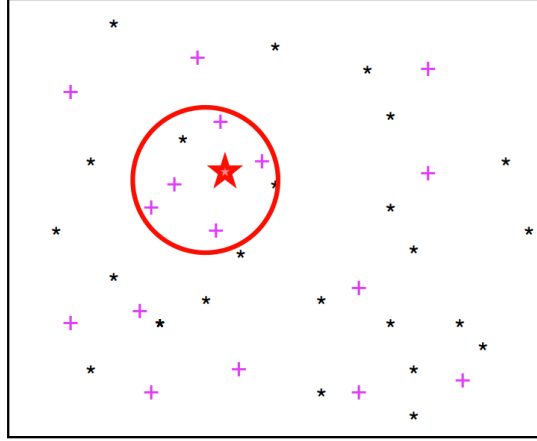
Şekil 10’da verildiği örnek üzere, seçilen ve sınıflandırılacak örneğin k=7 için 7 tane en yakın komşusuna bakılırsa ve yıldız örneği ‘+’ örneklerinin çoğunlukta olduğu ‘+’ sınıfına dahil edilmelidir [41].

N boyutlu uzayda $N(x,y)$ sınıflandırma işlemi yaparken çeşitli uzaklık fonksiyonları kullanılmaktadır. Euclid uzaklık fonksiyonu Denklem 19’da belirtildiği gibidir;

$$l_{euclid}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad , \quad (19)$$

aynı zamanda literatürdeki çalışmalarda sıkça kullanılan diğer bir uzaklık fonksiyonu olan Minkowski uzaklık fonksiyonu Denklem 20’deki gibi olmaktadır;

$$l_{minkowski}(x, y) = (\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p)^{\frac{1}{p}} \quad . \quad (20)$$



Şekil 10: K-NN sınıflandırmasının gösterimi.

Denklem 21 eşitsizliğinde $p=1$ olduğu durumunda ise türeyen Manhattan uzaklık fonksiyonu ise;

$$l_{manhattan}(x, y) = \sum_{i=1}^N (|x_i - y_i|) \quad (21)$$

şeklinde olmaktadır. Günümüz çalışmalarında da sıkça tercih edilen ve tez kapsamında yapılan çalışmalar eşliğinde 'Euclid uzaklık fonksiyonu' kullanılmıştır.

3.7.2 Lojistik ilkelleme

LR (Lojistik İlkelleme – (ing. Logistic Regression)) sınıflandırma yöntemi bir ya da birden fazla bağımsız değişkenini bir veri seti içerisinde analiz etmek için kullanılmaktadır. Elde edilecek sonuç evet-hayır (1-0 arası) ilişkisine dayanan iki olası sonuca dayanmaktadır. İlgili yöntemde amaç, çıkması öngörülen sonucun bağımsız değişkenler ile ilişkiyi tanımlamak için en uygun modellemeyi yapmaktır. Tahmini olasılık hesabı için Denklem 22 ve Denklem 24'teki logit dönüşümünden yararlanılmaktadır;

$$\text{logit}(o) = c_0 + c_1X_1 + c_2X_2 + \dots + c_kX_k . \quad (22)$$

Denklem 22'de belirtilen 'o' ilgili özelliğin olması olasılığıdır ve

$$\text{ihtimal} = \frac{o}{1-o} = \frac{\text{ilgili özelliğin bulunma ihtimali}}{\text{ilgili özelliğin bulunmama ihtimali}} \quad (23)$$

ve

$$\text{logit}(o) = \ln \left(\frac{o}{1-o} \right). \quad (24)$$

Logit değeri sayesinde bağımsız değişkenlerin katsayıları değerlendirilerek denklemlerdeki istenen ilgili özelliğin olma olasılığına bağlı fonksiyonlar ile ilgili değerler kestirilmektedir. Medikal olarak LR ile yapılan değerlendirmelerde incelenmek istenen bağımlı değişkenlerin veya çok sayıdaki bağımsız değişkenlerin ayrık ve sürekli verilerinin ait olduğu gruba doğru bir şekilde atamak ve bulunan risk grupları olasılıklarını belirleyebilecek bir yöntem oluşturmaktır [76].

3.7.3 Karar ağacı öğrenmesi

DT (Karar ağacı öğrenmesi – (*ing.* Decision Tree)), belirlenen bir fonksiyona bağlı olarak incelenen veri setinin sürekli olarak bölünmesidir. Karar ağacı, karar düğümleri ve yapraklardan oluşmakta olup, ağacın düğümleri veri setinin bölündüğü fonksiyonu ve yaprakları sonuçları ifade etmektedir. DT öğrenmesi gözetimli ve yinelemeli bir öğrenme çeşidi olup tek bir düğümlerle başlamaktadır. Veri setindeki alt veriler aynı içerikte olduklarında düğüm yaprak olarak sonuçlanır, aksi takdirde alt veriler kendilerini en düzgün bir şekilde bölen fonksiyonu seçer ve işlemin sona ermesini engelleyen durumlar olur ise dallarda azaltma işlemi (*ing.* pruning) gerçekleştirilmek durumunda kalınır, böylelikle, tekrar sınıflandırmanın sağlanması mümkün olmaktadır [77].

3.7.4 Doğrusal ayrımcılık analizi

LDA (Doğrusal ayrımcılık analizi – (*ing.* Linear Discriminant Analysis)) sınıflandırıcısı, iki sınıf ya da daha fazla sayıdaki verinin ayrıştırılması için eğitim veri setinden ayrımcılık fonksiyonları oluşturarak yapılan sınıflandırma yöntemidir. Ayrımcılık fonksiyonları, eğitim veri seti ile ilgili sınıfların arasındaki ilişkiyi belirleyen doğrusal fonksiyon analizidir. Medikal uygulamalarda sıklıkla kullanılmasının sebebi, verinin eğitiminin hızlı ve doğrulanmasının kolay anlaşılabilir olmasıdır. Sınıf sayısı iki olan bir veri seti için;

$$g(x) = w^T x + s. \quad (25)$$

Denklem 25'te ' $g(x)$ ' ayrımcılık fonksiyonu, ' x ' girdi vektörünü, ' w ' model parametresi ve ' s ' sapma miktarını ifade etmektedir. ' $g(x) \geq 0$ ' olduğu durumda ' x ' birinci sınıfa dahil olurken aksi durumda ise ikinci sınıfa dahil olmaktadır [78].

3.7.5 Naive Bayes sınıflandırıcısı

NB (*ing.* Naive Bayes Algorithm) sınıflandırıcısının temeli Bayes teoremine dayanan ve belirli oranda eğitilmiş veri verildiğinde sınıflandırma işlemi yapan bir algoritmadır. Eğitilmiş veriler ile yapılan olasılıksal işlemlere ek verilen test verilerinin hangi sınıfa ait olduğu tespit edilmektedir. Burada eğitilmiş veri seti ne kadar büyükse test veri setinin sınıflandırılması o kadar yüksek doğruluk değeri ile gerçekleştirilebilmektedir [79].

3.7.6 Destek vektör makinaları sınıflandırıcısı

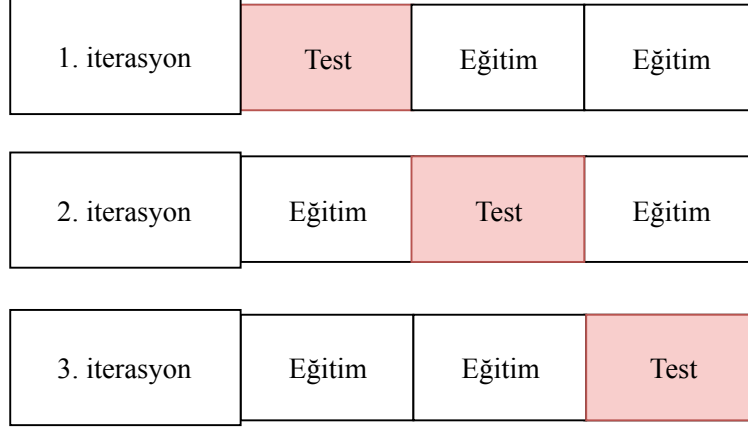
SVM (Destek vektör makinaları – (*ing.* Support Vector Machine)) sınıflandırıcısı, istatistiksel bir temele sahip olup doğrusal olan ya da olmayan verileri birbirinden ayırmaktadır. Temelde iki sınıfa ait verinin en uygun hiper düzlem ile tanımlanması sağlanır ve eğitim verisi olarak kullanılmakta olan karar parametrelerini tahmin eder. Veri setini optimal karar doğrusu ile ayırır ve sınır eksenlerinin iki sınıf için de çizgiye en yakın mesafede olmasına dikkat edilir. Bu eksenlere en yakın mesafelere destek bölgesi adı verilmektedir. Böylelikle veri seti SVM ile uygun sınıflara ayrılabilir [80].

3.7.7 Veri kümesi değerlendirme ve performans ölçütleri

Elde edilen veriler değerlendirilirken birbirinden bağımsız aşamalar olan eğitim ve test aşamalarında değerlendirilmektedir. Eğitim aşamasında eldeki sinyal ile ilgili durumunun çözümünün içerildiği kısım olup test aşamasında kullanılan sistemin öğrenmiş olduğu sistem ve/veya yöntem test edilmektedir.

Sinyal verileri için eğitim ve test grupları verinin içerisinde rassal seçilerek oluşturulmaktadır. Eğitim ve test aşaması çeşitli sınıflandırıcılarda yüzdesel olarak (%70 ve %30, %88 ve %12 gibi..) seçilmektedir. Yüksek sayıda küme içeren bir veri setinde benzer kümeler ile sıkça karşılaşmak mümkündür, bu sebeple bir küme sayısı belirlemek benzerlik oranını düşürme açısından uygun olacaktır.

Ek olarak, küme sayısı tüm veri setleri için kolaylıkla belirlenmemektedir, fakat k-katlı çapraz doğrulama (*ing.* k-fold cross validation) algoritmasında kullanılması istenilen veri seti için bir kümeleme sayısı belirtilerek bu sorunu ortadan kaldırabilmektedir [81].



Şekil 11: 3 katlı çapraz doğrulama algoritmasının test ve eğitim kümeleri.

K-katlı çapraz doğrulama yöntemi veri setini ' k ' adet parçaya rassal bir şekilde böler ve bu bölünmede ' $k-1$ ' parça eğitim için kullanılırken 1 parça ise test için kullanılmaktadır. Bu durum her k kez iterasyonda tekrar edilir ve en sonunda tüm durumlar toplanıp ortalaması alınarak performans parametreleri değerlendirilmektedir ve önerilmekte olan sınıflandırıcının başarı ölçütleri incelenmektedir. Şekil 11'deki örnekte veri 3 parçaya bölünmüş, 1 parça test ve kalan 2 parça ise eğitim seti olarak ayrılmış olup 3 iterasyonun ortalaması performans parametreleri için kullanılmak üzere değerlendirilecektir.

Tablo 5: Karışıklık matrisi.

		Gerçek Veriler	
		POZİTİF	NEGATİF
Tahmin Edilen Veriler	POZİTİF	Gerçek Pozitif (<i>ing.</i> True Positive (TP))	Sahte Pozitif (<i>ing.</i> False Positive (FP))
	NEGATİF	Sahte Negatif (<i>ing.</i> False Negative (FN))	Gerçek Negatif (<i>ing.</i> True Negative (TN))

Sınıflandırıcıların başarı parametreleri en sık olarak Tablo 5'teki gibi karışıklık matrisi ile değerlendirilmektedir [82]. Tablodaki değerler ile elde edilen çeşitli parametreler ise Denklem

26, 27, 28, 29 ve 30'da belirtildiği gibi sırasıyla; doğruluk (*ing.* accuracy), duyarlılık (*ing.* sensitivity), belirleyicilik (*ing.* specificity), kesinlik (*ing.* recall), f-ölçütü (*ing.* f-score);

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad , \quad (26)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad , \quad (27)$$

$$\text{Belirleyicilik} = \frac{TN}{FP+TN} \quad , \quad (28)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad , \quad (29)$$

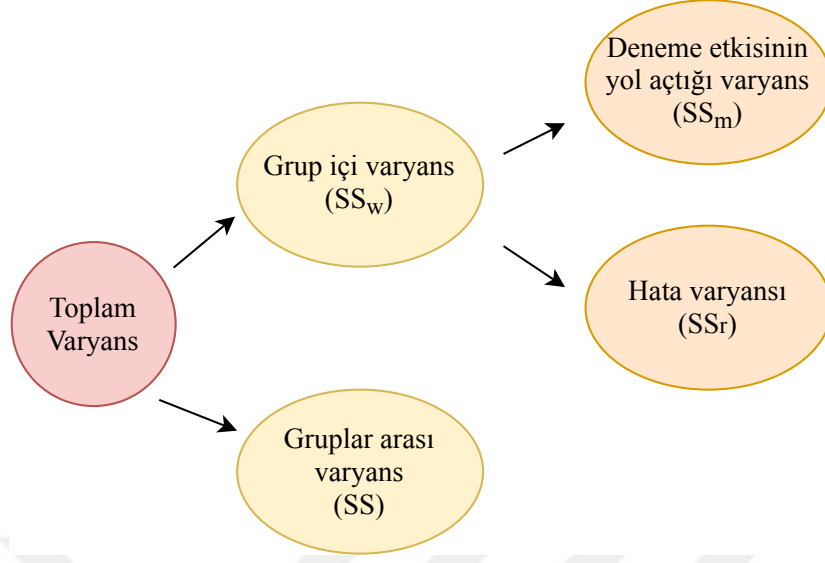
$$f - \text{ölçütü} = \frac{2 \times \text{duyarlılık} \times \text{kesinlik}}{\text{duyarlılık} + \text{kesinlik}} \quad . \quad (30)$$

İlgili parametreler, tez kapsamında EEG sinyalinin sınıflandırma aşamasında kullanılmış olup bulgular kısmında detaylı olarak irdelenecektir.

3.8 İstatistiksel Analiz

İstatistiksel analiz aşamasına geçilmeden önce kullanılması gereken ‘Güç Analizi (*ing.* G-Power Analysis)’ programı, çalışma kapsamında kullanılması gereken minimum denek sayısını belirlemektedir. Bir çalışma için öncesinden gerekli ve yeterli veri miktarı tespit edilebilmektedir. Ayrıca veri miktarının istatistiksel anlamlı çıkabilmesi için maksimum denek sayısını da kısıtlamaya gidilebileceğinin ölçütleri de program içeriğinde bulunmaktadır. İlgili test ile bu tez kapsamındaki minimum denek sayısı 10 ila 18 arasında çıkmış olup, kullanılan gönüllü birey sayısı bu doğrultuda düzenlenmiştir.

Tez kapsamında yapılan istatistiksel analizler SPSS (Version 14.0, Chicago, IL, USA) programı ile gerçekleştirilmiştir. Veri setinden elde edilen öznelilikler ve sonuçlar çeşitli analizler ile incelenmiş olup ‘Tekrarlı Ölçümler ANOVA (*ing.* Repeated Measure ANOVA)’ testi çalışma kapsamında sıkça kullanılmıştır.



Şekil 12: Tek faktörlü tekrarlı ölçüm ANOVA testinin diyagramı.

Tekrarlı Ölçümler ANOVA testi, verinin aynı ya da veri ile ilişkili olan örneklerin tekrarlı ölçüm ortalamalarının aynı olup olmadığını incelemektedir. Testin doğru bir şekilde değerlendirme yapabilmesi için karşılaştırma yapılacak grup sayısının en az üç ve üzeri sayılarda olması, kullanılacak veri setinin bağımsızlık özelliğini sağlaması, sürekli olması, en az 2 bağımsız değişken içermesi ve grup içi dağılımının normal olması gerekmektedir. Şekil 12'deki gösterimde yer almakta olan grup içi varyans, deneme etkisinin yol açtığı varyans ve hata varyansı formülasyonları sırasıyla Denklem 31, 31 ve 33'deki gibidir;

$$SS_w = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (X_{ij} - X_i)^2 \quad , \quad (31)$$

$$SS_m = n \sum_{j=1}^k (X_j - X_*)^2 \quad , \quad (32)$$

$$SS_e = SS_w - SS_m \quad . \quad (33)$$

İki veri seti arasındaki varyans değerleri f-değeri ile ilişkilendirilmektedir ve denklemde geçen 'n' grup miktarını, 'k' değişken sayısını, 'X_{ij}' 'i' grubundaki 'j' değişkenlerini, 'X_j' değişkenlerin ortalamasını, 'X_i' deneklerin ortalamasını ve 'X*' en büyük ortalamayı belirtmektedir [83].

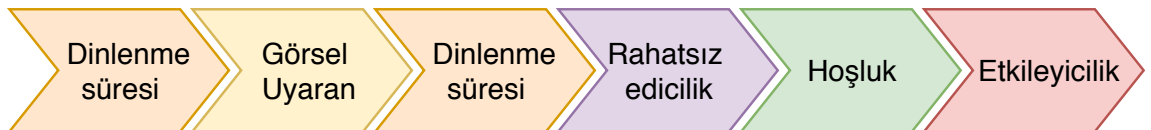
4. BULGULAR

Tez çalışmaları kapsamında yapılan tüm arařtırmalar ayrı bir bölüm altında sunulacaktır. Bu çalışmalarda görsel uyarılar eşliğinde kayıt edilen EEG sinyallerinin incelenmesi ve farklı sinyal işleme tekniklerinin uygulanması sonucunda aşağıdaki çalışmalar yapılmıştır.

- i) *İndirgenmiş EEG Kanallarının Duygusal Uyarılara Bağlı Olarak Analizi*
- ii) *EEG Temelli Duygusal Durum Ayırımının Ortak Uzamsal Örüntüleme Yöntemine Bağlı Olarak İncelenmesi*
- iii) *Görsel Uyarılara Bağlı Olarak EEG Sinyalleri İle GKA Yöntemi Temelli Duygu Durumu Tanıma*
- iv) *Elektrofizyolojik Beyin Dalgaları Kullanılarak Özgül Kip İşlevi İle Duygu Durumu Sınıflandırması*
- v) *Görgül Kip Ayırımı Yöntemi ile Duygu Temelli EEG Sınıflandırma Analizi*

4.1 İndirgenmiş EEG Kanallarının Duygusal Uyarılara Bağlı Olarak Analizi

Çalışma kapsamında ilk önce uyarıcı sistemde kullanılmak üzere belirlenen görsel uyarıcıların tespiti işlemi yapılmıştır [84]. Görsel uyarılar NAPS görsel sistemi içerisinde seçilmiştir ve seçme işlemi Bölüm 3.1.1’de belirtildiği sistem ve kriterlere uygun bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Deneye katılan bireyler sesten yalıtılmış odada bir kişinin gözetimi altında deneyin aşamaları ve yapılması gerekenler hakkında bilgi verilmiş olup oryantasyon süreci her bir bireye ayrı ayrı düzenlenmiştir. Yüzey elektrotlarından oluşan 16 kanallı EEG düzeneği bireyin kafasına yerleştirilmiş ve süreç başlatılmıştır.



Şekil 13: Deney düzeneğinin akış şeması.

İlk önce 1sn'lik dinlenme süresi ile siyah bir ekran üzerinde başlayan düzenekte önceden belirlenen görsel uyaranlar içerisinde rastgele seçilmiş görseller Şekil 13'teki sıra ile gelmeye başlamış olup her görsel sonunda üç maddelik değerlendirme ölçütlerini bireyler tarafından toplam 144 tane görsel için işaretlemeleri istenmiştir.

Tablo 6: Deney düzeneğindeki işaretleyiciler ve karşılıkları.

1	2	3	4	5	6	7	8	9
ngh	ngl	ph	pl	nh	nl	ho	et	re

Elde edilen veri içerisinde daha önce düzenek oluşturulurken yazılan yazılım sayesinde rastgele gelen görsellerin öncesinde işaretleyicilerin görselin türüne ve değerlendirme ölçeğine konulması sağlanmıştır.

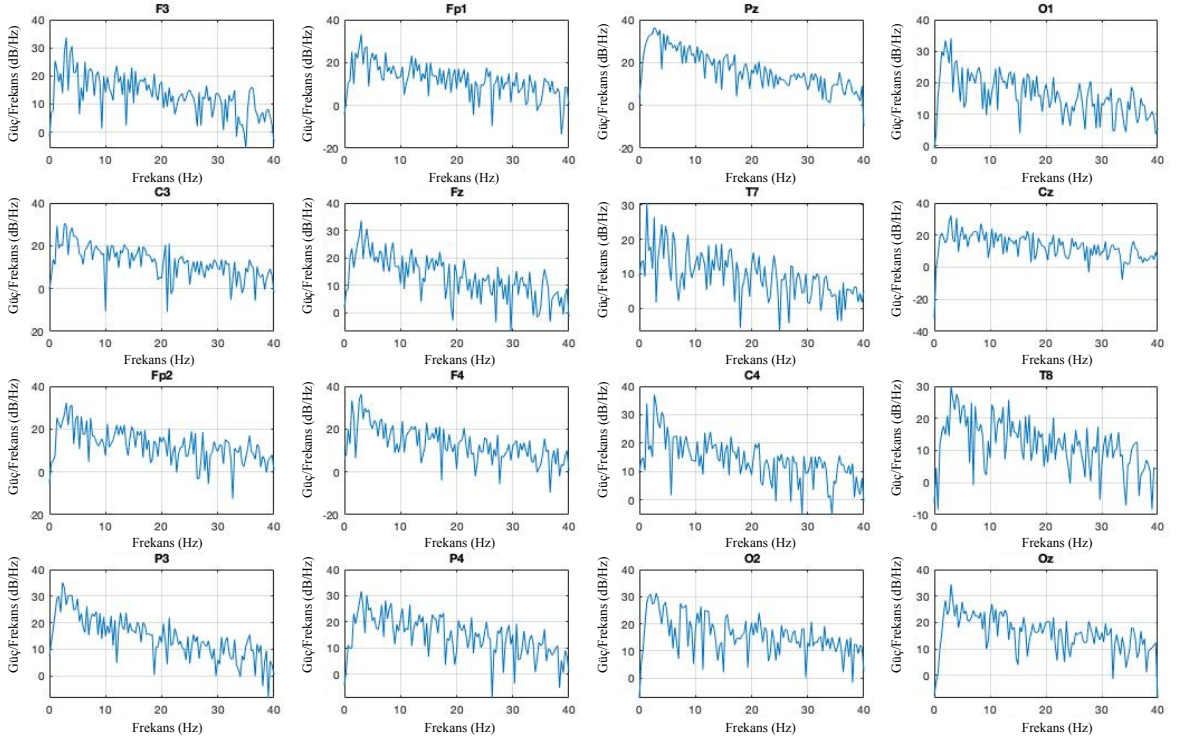
Tablo 6'da verilen işaretleyicilerden 1.si yüksek uyarılı negatif görselleri, 2.si düşük uyarılı negatif görselleri, 3.sü yüksek uyarılı pozitif görselleri, 4.sü düşük uyarılı pozitif görselleri, 5.si daha yüksek uyarılı nötr görselleri, 6.sı daha yüksek uyarılı nötr görselleri, 7., 8. ve 9. işaretleyiciler sırasıyla hoşluk, etkileycilik ve rahatsız edicilik ölçeklerini temsil etmektedir ve bireylerden veri alınması sırasında verinin içerisine ilgili kısaltmalarla işaretlemeler konulması sağlanmıştır.

Veri toplama sürecinde ortaya çıkan çalışma için 15 kişiden veri toplanmış olup, saç, elektrotların iletişimsizliği sebebiyle 10 kişinin verisi sağlıklı bir şekilde işlenebilir olarak elde edilmiştir. Elde edilen EEG veri setinin '.edf' ve '.vmrk' uzantılı dosyaları bir arada işlenmiş ve bu çalışma için öncelikle ortam gürültüsü temizleme işlemi yapıp veri bir ön işleme işlemine dahil edilmiştir. Veri içerisinde gelen anlamsız ve bozuk veri parçaları maskelenmiş olup görsellerin gösterildiği 3 sn boyunca tüm aralıklar işleme alınmıştır. Devamında EEG alt frekans bantlarının incelenmesi planlandığı için 4 frekans alt bandı (δ , θ , α , β) '*Chebyshev filtre*' yardımı ile ayarlanabilir olarak üretilmiştir.

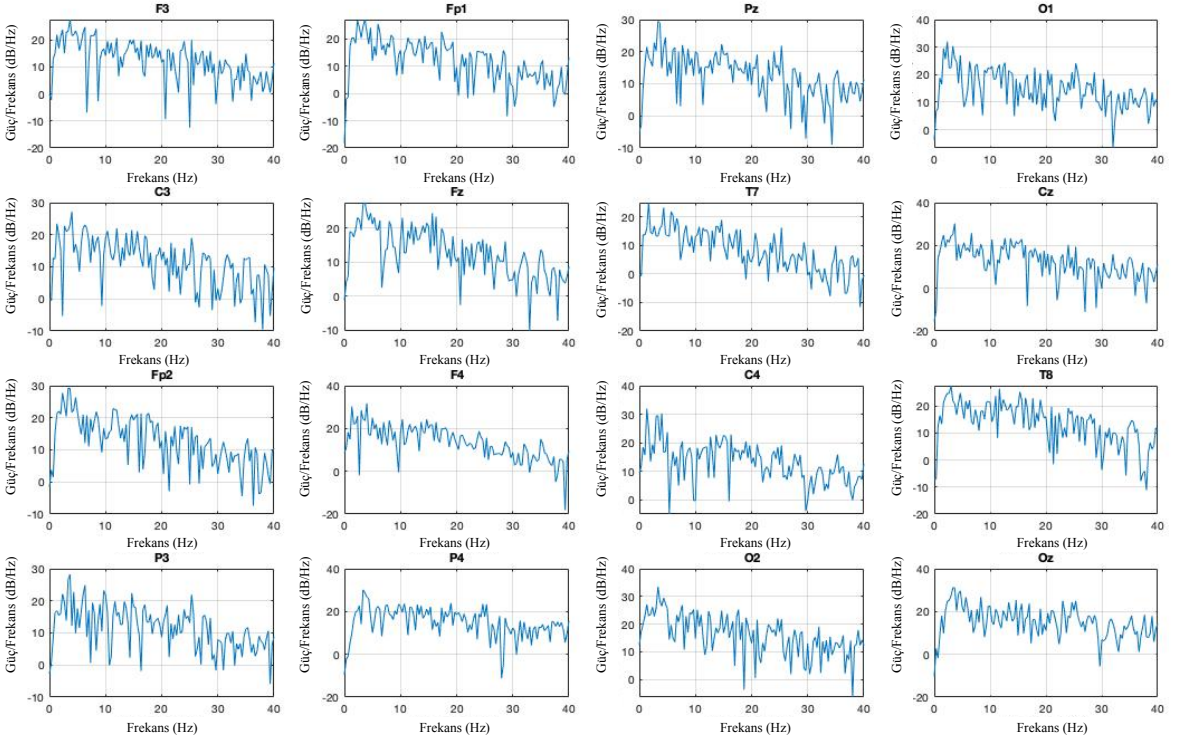
Filtrelenen EEG verisi Bölüm 3.3'te detaylı anlatılmış olan welch spektrum kestirimi yöntemi ile incelenmiştir. Bu yöntemde amaç, elde ettiğimiz işaretin GYS kestirimini periyodogramlar

ile yapmak ve analiz etmektir. Periyodogramlar ile EEG işaretinin GYS'sini belirlemek amacıyla veri iki ve katlarındaki çerçeveler ile FD ortalaması alınıp, devamında GYS'leri hesaplanmaktadır.

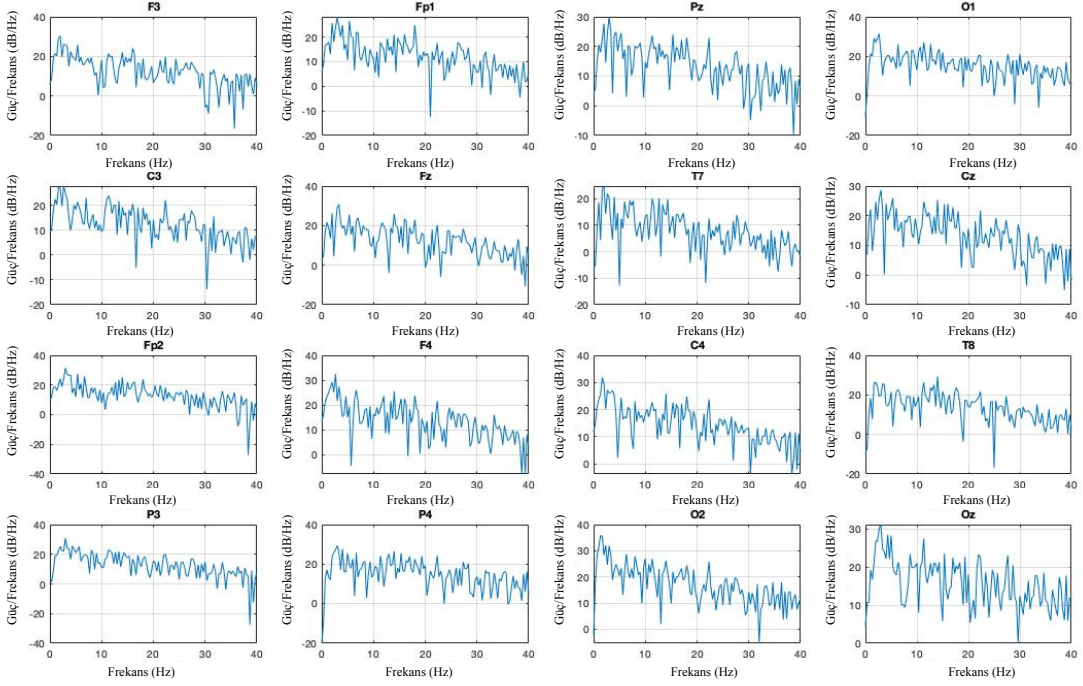
Öncelikle tüm EEG kanalları için periyodogramlar ayrı ayrı hiçbir işlem yaptırılmadan her görsel türü ve ilgili türde incelenen 16 kanal ile tek tek çizdirilmiş olup devamında periyodogramlardan çıkan öznitelikler grafiksel olarak incelenmiştir (Şekil 14, Şekil 15, Şekil 16). Ardından periyodogramlardan alınan ortalama GYS değerleri alt frekans bandı ve görsel türüne bağlı olarak ortalama güçleri hesaplanmış ve güç değerleri incelenmiştir. Böylelikle periyodogramlardan elde edilen özniteliklerin sayısı ve karmaşıklığı indirgenmiş olup grafik altında kalan alan ve güç hesaplarında kıyaslama yapılmasına uygun bir altyapı oluşturulmuştur (Şekil 17, Şekil 18, Şekil 19).



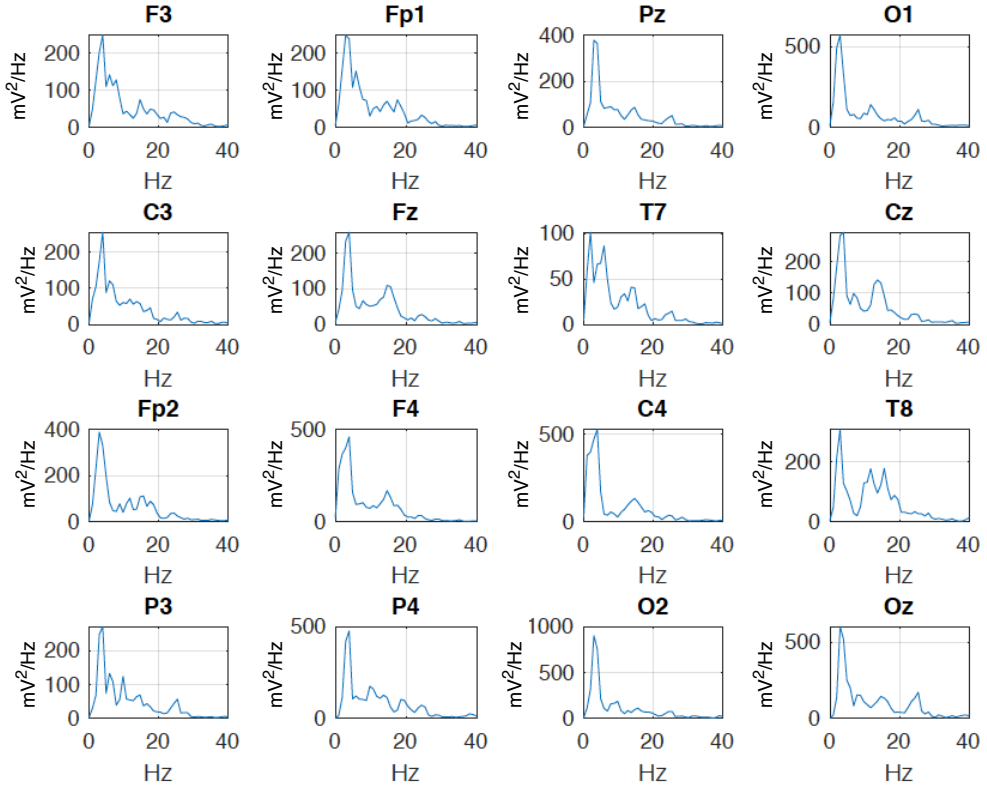
Şekil 14: Negatif uyaran gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.



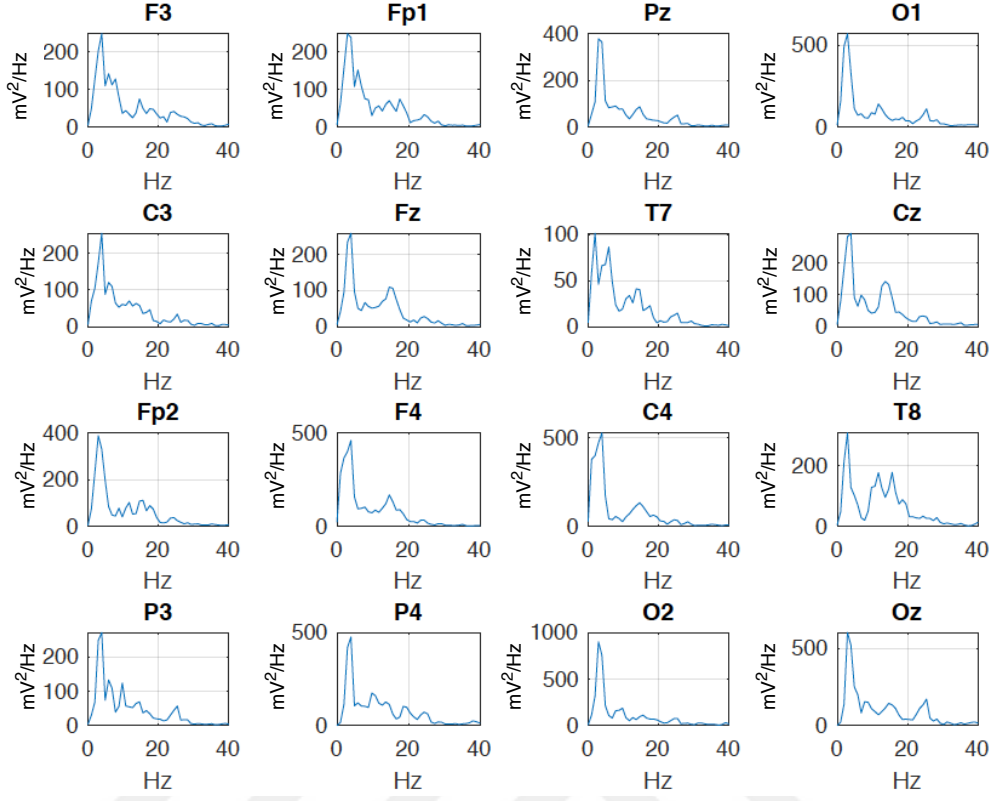
Şekil 15: Nötr uyaran gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.



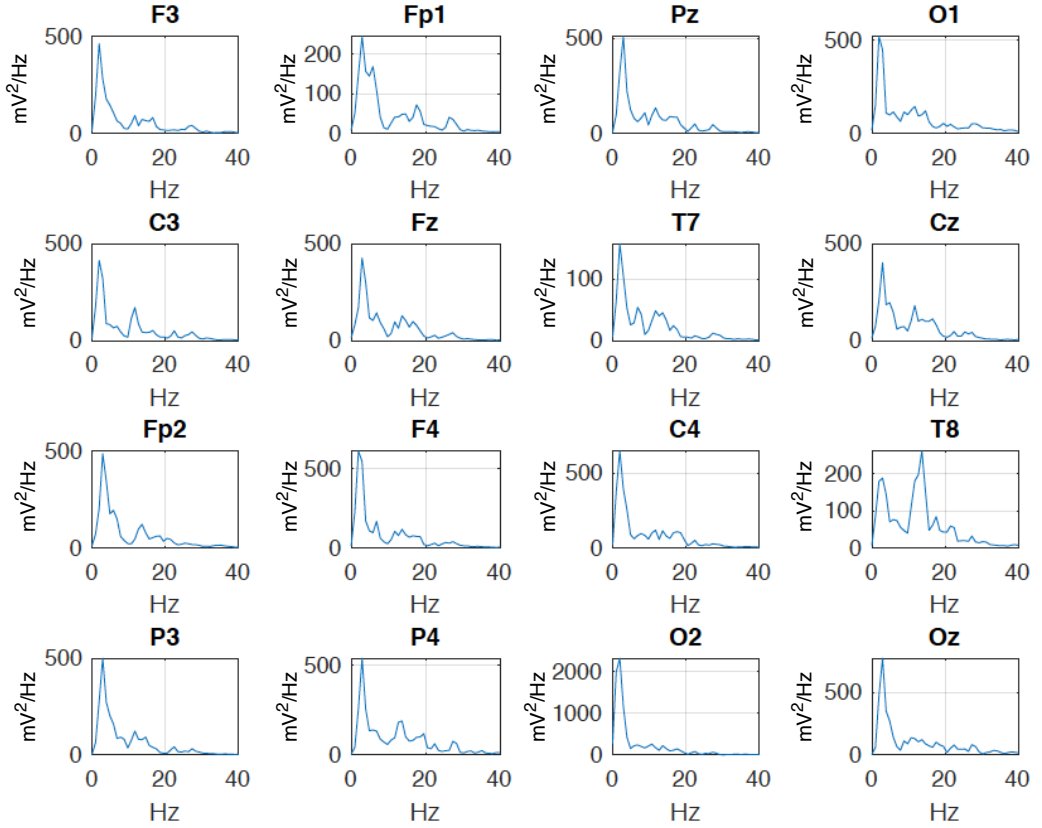
Şekil 16: Pozitif uyarın gösterimi süresince kanallarda görülen periyodogram grafikleri.



Şekil 17: Negatif uyarın gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.



Şekil 18: Nötr uyaran gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.



Şekil 19: Pozitif uyaran gösterimi süresince kanallardaki ortalama güç miktarları.

Üç farklı uyarıcı türüne sahip görseller ilk önce 16 kanalda incelenmiştir. Ardından tüm kanalları kullanmanın aksine kanal indirgeme yapıp yapılamayacağı düşünülmüş ve indirgenen kanal sayıları tek tek incelenerek en uygun öznelik sayısı ile en etkili beyin bölgesindeki konumlandırmalar OÜO ile incelenmiştir. Yapılan inceleme ve istatistiksel analizler sonucunda çalışmanın devamında hem görsel türlerine hem de EEG alt frekanslarına bağlı olarak istatistiksel analizi yapılması için üç temel beyin bölgesi olan; frontal, parieto-oksipital ve central loblar olarak düzenlenmiştir. Literatürde OÜO ile yapılan farklı kanallar ile farklı sayıda kanallara indirgeme işlemi yapılmış olup [50],[85], çalışmanın bu aşamasında 16 kanal 12 kanala ortak uzamsal örüntü yöntemi ile indirgenerek öznelik sayısı 12 olarak düzenlenmiştir.

Tablo 7: Duygusal görsel türleri x EEG bantları grafik analizi.

Duygusal İçerikli Görsel Türlerinin Altında Kalan Güç Miktarı (AU)			
	Pozitif	Nötr	Negatif
Frontal Lob	0,474	0,487	0,451
Ölçümler			
Pariteto- Occipital Lob	0,248	0,254	0,295
Central Lob	0,108	0,116	0,116

İncelenen ve indirgenmiş öznelikleri içeren kanallar üç grupta incelenmekte olup, Grup 1 (frontal kanallar grubu); Fp1, Fp2, F3, F4 ve Fz kanalları, Grup 2 (parieto-oksipital kanallar grubu); Pz, Oz, O1 ve O2 kanalları, Grup 3 (central kanallar grubu); C3, C4 ve Cz olmak üzere adlandırılmakta olan üç grup ile ifade edilmektedir.

Grafiksel ve sayısal analiz yapılan ve elde edilen öznelikler ile elde edilen toplam güç miktarlarını indirgenen üç kanal grubuna göre incelenen EEG verisi ile ilgili bilgiler Tablo 7’de analiz edilmektedir. Tablo 7’den çıkarılacak sonuçlar eşliğinde tüm görsel uyaran türlerinin gruplara göre güç ortalaması en yüksekte en düşüğe doğru sırasıyla önce Grup 1, Grup 2 ve Grup 3 olarak değerlendirilebilmektedir. Grup 1 incelendiğinde nötr duyguların içerikli olduğu görsel uyarıcılar her tür görsel için en yüksek miktara sahip olurken, Grup 2’de nötr duyguların

içerikli olduğu görsel uyarıcılar en fazla negatif duyguların içerikli olduğu görsel ağırlıklı, Grup 3'te nötr ve negatif duyguların içerikli olduğu görsel uyarıcılar ile aynı miktardaki değere sahiptirler.

Tablo 7'de elde edilen ve incelenen güç miktarlarının, üç duygu tipi içerikli görsellere bağlı olarak RMA istatistiksel analizi yapılmış olup gruplar arasındaki elde edilen anlamlı farklar ($p < .05$) Tablo 8'de belirtildiği gibidir.

Çalışmanın ikinci aşamasında 12 öznitelik ile 3 grup ve EEG frekans alt bantları arasındaki RMA istatistiksel bağıntı incelenmiştir. OÜO yönteminden gelen ikili karşılaştırma ile incelendiğinde ilk yapılan ölçüm grubunda, 3 grubun frontal ve central loblar arasındaki uzamsal örüntüleme bağlantısallık durumu için dört EEG alt frekans bandı (δ , θ , α , β) ile de istatistiksel olarak anlamlı olduğu ($p < .05$) 0.004, 0.007, 0.013 ve 0.015 sırasıyla görülmektedir. Aynı durum için ikinci ölçüm grubu incelendiğinde, parieto-okcipital ve central loblar arasındaki bağlantısallık durumu δ bandı haricindeki diğer alt frekans bandında (θ , α , β) 0.045, 0.011 ve 0.008 sıralı değerlerinde istatistiksel anlamlı farklar vermiştir.

Tablo 8: EEG kanalları arası istatistik bağımlı değişkenlerin EEG bantlarına göre anlamlılık miktarı.

Beyin Bölgeleri		EEG Frekans Bantları				
		Delta	Teta	Alfa	Beta	
Ölçümler	Frontal Lob	Pariteto - Occipital Lob	,254	,313	,426	,449
		Central Lob	<u>,004</u>	<u>,007</u>	<u>,013</u>	<u>,015</u>
	Pariteto - Occipital Lob	Frontal Lob	,254	,313	,426	,440
		Central Lob	,065	<u>,045</u>	<u>,011</u>	<u>,008</u>

* Çoklu karşılaştırma için düzeltme: Bonferroni

* Ortalama fark 0,05 seviyesinde anlamlıdır.

İlgili çalışmada, EEG veri setinin görsel uyarıcılar ile kanallar ve EEG bantlarının istatistiksel anlamlılık miktarı incelenmiştir. Sinyallerin frekanslarının ortalamaları alındıktan sonra

grafiksel olarak incelenmiştir. Devamında EEG kanalları 16 kanaldan 12 kanala indirgenmiş ve buldukları loblara göre üç grupta değerlendirilmiştir.

3 elektrot grubu ve dört alt frekans bantları RMA bağımlı değişken analizi ile istatistiksel olarak incelenip anlamlı farklar bulunmuştur. Frontal ve central loblar ile parieto-okspital ve central loblar için θ , α , β bantları istatistiksel olarak iki ikili grupta da anlamlı görülüp frontal ve parieto-okspital loblarının birbirleri arasında herhangi bir istatistiksel anlamlılık görülmemiştir.

Devamında gelen diğer çalışmalar bağımlı değişkenlerin görsel uyarıcılar üzerindeki etkisini daha detaylı olarak incelemektedir.

4.2 EEG Temelli Duygusal Durum Ayırımının Ortak Uzamsal Örüntüleme Yöntemine Bağlı Olarak İncelenmesi

İlgili çalışma kapsamında önceki çalışmadaki veri toplama sürecine ek olarak 28 kişiden veri toplanmış olup, saç, elektrotların iletişimsizliği sebebiyle 13 kişinin verisi sağlıklı bir şekilde işlenebilir olarak elde edilmiştir. Tablo 9'daki verilere temel olarak dayanarak işaretleme yapan bireylerden elde edilen EEG sinyalleri 1000 Hz örnekleme frekansı ile kaydedilmiş olup, '.edf' ve '.vmrk' uzantılı dosyaları bir arada işlenmiş ve ortam gürültüsü temizleme işlemi ve 'Butterworth filtre' ile ön işleme işlemi uygulanmış olup veri sinyal işlemeye uygun hale getirilmiştir.

Veri içerisinde gelen anlamsız ve bozuk veri parçaları maskelenmiş olup görsellerin gösterildiği 3 sn boyunca tüm aralıklar ($F_s=1000 \text{ Hz} \times 3 \text{ sn}$) işleme alınmıştır. Devamında EEG alt frekans bantlarının incelenmesi planlandığı için 4 frekans alt bandı (δ , θ , α , β) 'istenilen frekans ayarındaki işlem için düzenlenebilir olarak üretilmiştir.

Tablo 9: Bireylerin oylamaları sonucunda elde edilen.

		Aktivasyon	
		YA	DA
Uyarılma	YU	Mutlu	Sinirli
	DU	Rahatlamış	Üzgün

Çalışmanın devamında elde edilen frekans bantlarına önce welch PSD, OÜO uygulanıp öznitelikler çıkarılmış olup devamında bantların kendi aralarındaki ilişkileri ve topografik olarak incelenmesi sağlanmıştır. İlk aşamada bantların kendi aralarında ve bantlar ile duygu içeren görsel uyarılar ile RMA analizi yapıp elde edilen sonuçlar Tablo 10 üzerine işlenmiştir.

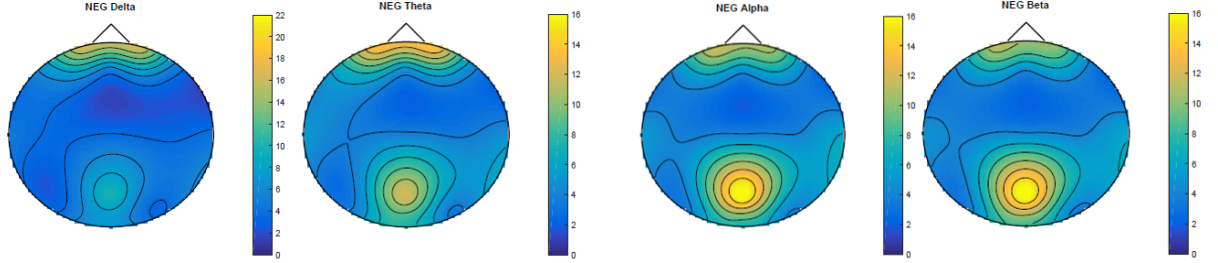
Tablo 10: EEG frekans bantları ve bant-görsel uyarın türleri arasında incelenen RMA istatistiksel analiz sonuçları.

	Bantlar arası ilişki			Bant ve görsel uyarın tipleri arasındaki ilişki		
	Ort	SD	Anl.	Ort	SD	Anl.
Delta - Teta	,767	,088		Neg - Delta	2,464	,076
Delta - Alfa	1,546	,110		Neg - Teta	1,804	,028
Delta - Beta	1,622	,109		Neg - Alfa	1,030	,037
				Neg - Beta	,953	,037
Teta - Alfa	,779	,038		Nötr - Delta	2,451	,092
			<.001	Nötr - Teta	1,781	,030
Teta - Beta	,855	,040		Nötr - Alfa	1,046	,044
				Nötr - Beta	,972	,045
				Poz - Delta	2,724	,122
Alfa - Beta	,075	,004		Poz - Teta	1,753	,039
				Poz - Alfa	,924	,044
				Poz - Beta	,848	,048

* Çoklu karşılaştırma için düzeltme: Bonferroni

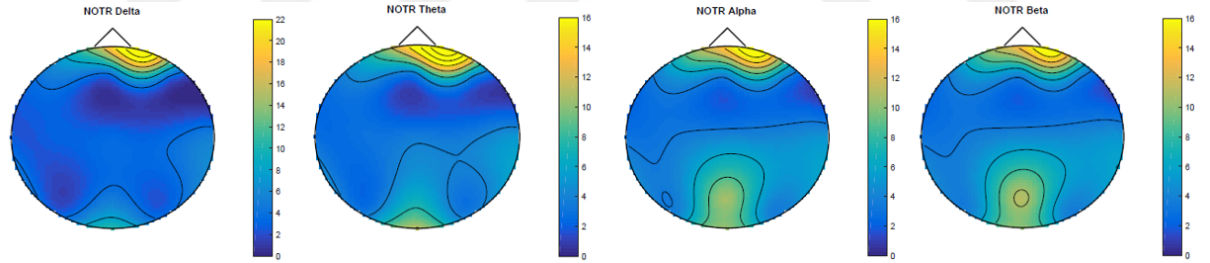
* Ortalama fark 0,05 seviyesinde anlamlıdır.

Tablo 10 incelendiğinde; bantlar kendi aralarında ve bantlar ile duygu içeren görsel uyarılar arasındaki bağımlılık istatistiksel olarak $p < .001$ ve $p < .038$ değerleri ile sırasıyla anlamlı bulunmuştur.



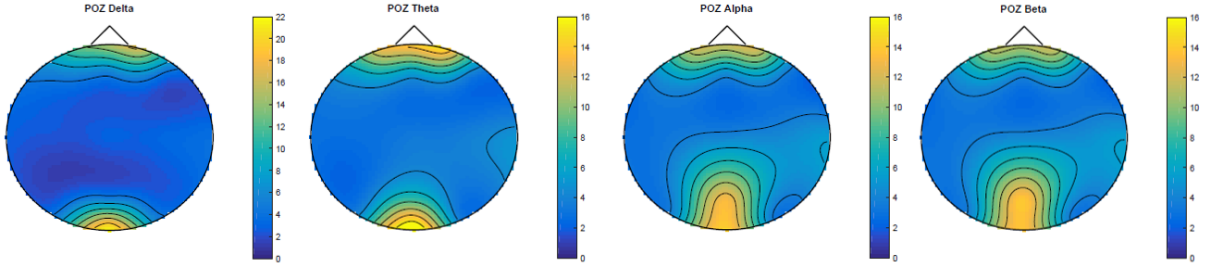
Şekil 20: Negatif görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.

Negatif türdeki uyarıların gösterildiği ortalama PSD tabanlı GYS periyodogramlarının ortalaması ile Şekil 20’de çizdirilen kafa topografyası incelendiğinde δ ve θ bandında frontal bölgelerde görülen aktivasyon, α ve β bantlarında daha çok parieto-oksipital bölgelerinde yoğunlaşmıştır.



Şekil 21: Nötr görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.

Şekil 21’deki nötr türdeki görsel uyarıcıların gösterildiği ortalama PSD tabanlı GYS periyodogramlarının ortalaması ile çizdirilen kafa topografyası incelendiğinde tüm alt frekans bantlarında frontal bölgelerde (özellikle Fp2 bölgesi) aktivasyon görülmüş olup α ve β bantlarında parieto-oksipital bölgelerinde aktivasyon başlangıcı izlenmektedir.



Şekil 22: Pozitif görsel uyarıcıların oluşturduğu topografik beyin haritası.

Pozitif türdeki uyarıların gösterildiği ortalama PSD tabanlı GYS periyodogramlarının ortalamasını içeren Şekil 22’de çizdirilen kafa topografyası incelendiğinde görülen aktivasyon α ve β bantlarında daha çok oksipital bölgelerinde yoğunlaşmaya başlamıştır.

Çalışmanın ikinci aşamasında periyodogramlardan elde edilen EEG sinyallerine OUÖ yöntemi uygulanmış ve sonuçlar önceki aşamadaki gibi istatistiksel ve periyodik olarak incelenmiştir. OÜO yönteminin dayandığı ikili kıyaslama yöntemi gereği çalışma kapsamında incelenen 3 görsel türü Tablo 11’deki gibi ikili gruplar halinde 3 grupta analiz edilmişlerdir.

Tablo 11: Görsel türlerinin ikili kombinasyonları.

Görsel Uyarın Türleri	Kısaltması
Negatif + Nötr	= NENO
Negatif + Pozitif	= NEPO
Nötr + Pozitif	= NOPO

Tablo 12 incelendiğinde her ikili grup görsel türünün analizinde tüm EEG alt frekans bantları arasındaki istatistiksel inceleme sonucunda tüm ikili kombinasyonlardan (NENO, NEPO, NOPO) elde edilen tüm alt frekansların arasındaki istatistiksel olarak bağımlılık $p < .001$ ($df=1.006$, $F=36.67$) ile anlamlı bulunmuştur.

Kafatası yüzeyinden alınan 16 yüzey elektrotundan her birinin ikili görsel uyarın türleri ile analizinin yapıldığı çalışma da istatistiksel olarak değerlendirilmiş ve $p < .001$ değeri ile anlamlı bulunmuştur. Ek olarak her bir EEG alt frekans bandı tek tek 16 elektrot ile ilişkilendirilmiş olup istatistiksel olarak $p < .038$ ($df=1.606$, $F=8.959$) değeri ile anlamlı bulunmuştur.

Bir önceki Bölüm 4.1’de incelenen çalışmada aynı yöntemler kullanılarak yapılmış olup, indirgenmiş EEG kanalları ile yapılan beyin bölgeleri-EEG frekans bantları incelemesinde elde edilen sonuçlar bu çalışmadaki kadar anlamlı sonuçlar vermemiş ve beyin bölgelerinin kendi aralarındaki bazı ikili kombinasyonlarda delta bandında istatistiksel olarak bir anlamlılık incelenememiştir.

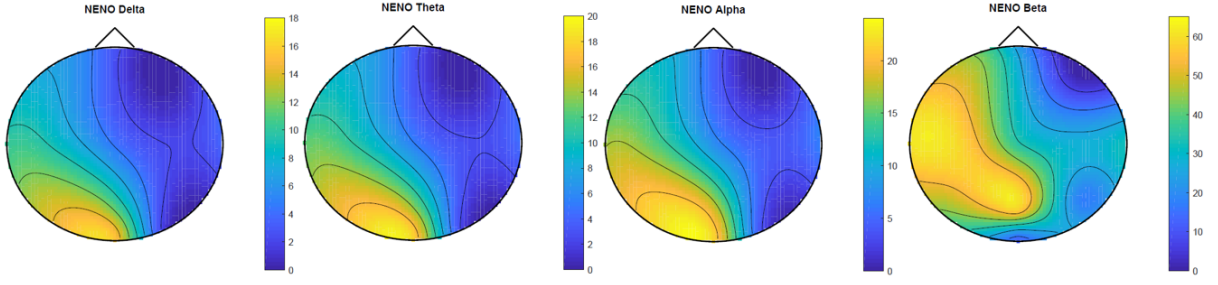
Tablo 12: EEG frekans bantları ve tüm ikili gruplardan oluşan görsel uyaran türleri arasında incelenen RMA istatistiksel analiz sonuçları.

Bantlar arası ilişki	Ort	SD	Anl.
Delta - Teta	-1,493	,257	
Delta - Alfa	-4,283	,723	
Delta - Beta	-28,868	4,746	
Teta - Alfa	-2,790	,467	<.001
Teta - Beta	-27,374	4,516	
Alfa - Beta	-25,584	4,085	
Kanallar			<.001
Bant ve kanallar arası ilişki			<.038

* Çoklu karşılaştırma için düzeltme: Bonferroni

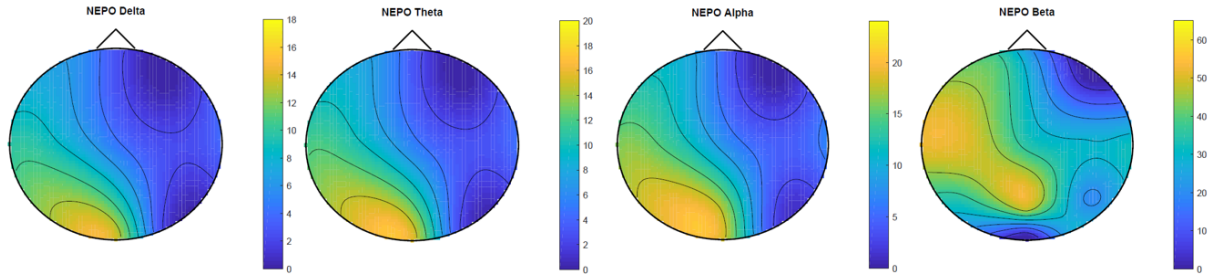
* Ortalama fark 0,05 seviyesinde anlamlıdır.

Çalışmanın devamında yapılan topografik incelemelerde ilk önce NENO ikili uyaranların bağlantısı incelenmiş ve Şekil 23’ten elde edilen sonuçlar incelendiğinde δ , θ ve α bantlarında sol oksipital lobta görülen aktivasyon β bandında sol parietal-central bölgelerde yoğunlaşmış olup frontal bölgelerde herhangi bir aktivasyon gözlemlenmemiştir.



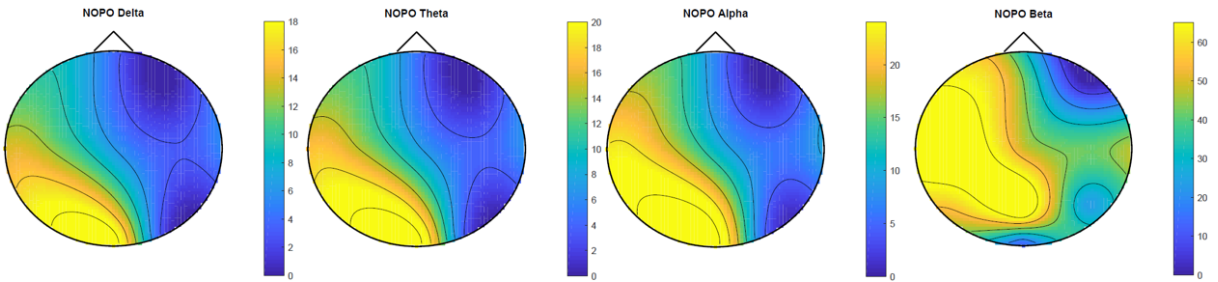
Şekil 23: NENO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.

NEPO ikili uyarıların bağlantısı Şekil 24’te incelendiğinde; δ , θ ve α bantlarında sol oksipital lobta görülen aktivasyon β bandında sol parietal-central bölgelerde yoğunlaşmış olup NENO ile benzer sonuçlar elde edilmiş fakat şiddet miktarı farklı olmaktadır.



Şekil 24: NEPO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.

Şekil 25’te NOPO ikili uyarıların bağlantısı incelendiğinde; δ , θ ve α bantlarında sol oksipital lobta görülen aktivasyon β bandında sol oksipital lob harici bölgelerde yoğunlaşmış olup diğer ikili kombinasyonlar ile benzer sonuçlar elde edilmiş fakat şiddet miktarı ve β bandındaki frontal bölge aktivasyonu ile fark göstermektedir.



Şekil 25: NOPO görsel uyarıcı ikilisinin oluşturduğu topografik beyin haritası.

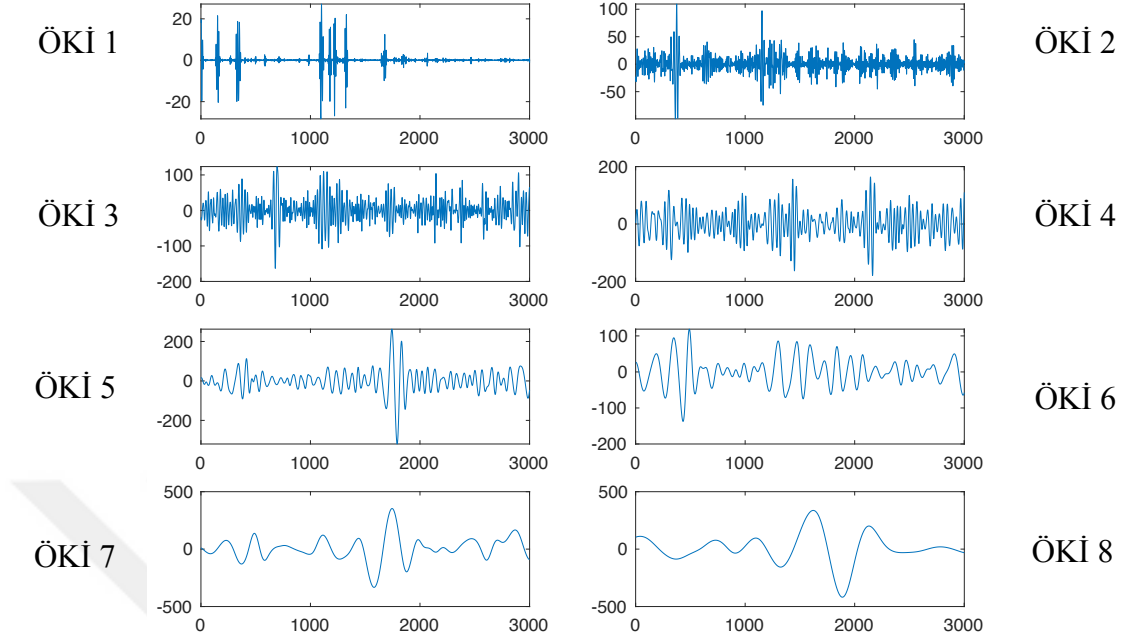
İlgili çalışmada, EEG sinyallerinin; sadece alt frekans bantlarının birbirleri ile, görsel uyarılar ve alt frekans bantları ile, görsel uyarılar ve kanallar ile, alt frekans bantlarının kanallar ile OÜO yöntemi yardımıyla çıkarılan öznitelikler eşliğinde elde edilen istatistiksel anlamlılık miktarı incelenmiştir. Sinyallerin frekanslarının ortalamaları ek olarak topografik olarak da incelenmiştir.

3 görsel grubu, 16 kanal ve 4 alt frekans bandı, RMA bağımlı değişken analizi ile istatistiksel olarak incelenip anlamlı farklar bulunmuştur. Topografik incelemelerde çoğunlukla sol yarım küre üzerinde aktivasyon yoğunluğu izlenmiş genel olarak θ , α , β bantları aynı alt beyin loblarında aktive olmuşlardır.

4.3 Görsel Uyarılara Bağlı Olarak EEG Sinyalleri İle GKA Yöntemi Temelli Duygu Durumu Tanıma

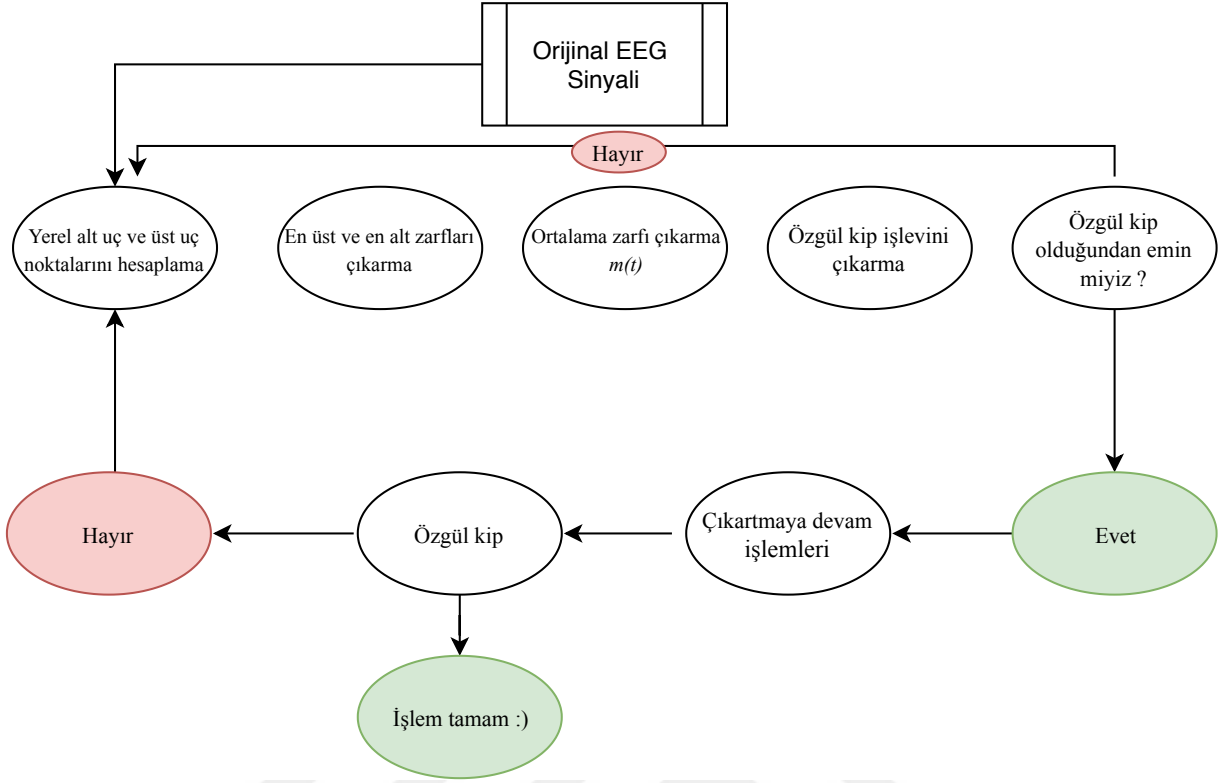
Çalışma kapsamında elde edilen EEG veri seti bir ön temizleme ve ön işleme işlemlerinin ardından elde edilen veriye ÇDGKA yöntemi uygulanmıştır. 144 görsel, 16 kanal ve 3001 ($F_s=1000 \text{ Hz} \times 3 \text{ sn}$) uzunluklu olarak üç boyut ile sisteme verilen veri üzerinden her bir kişi için ÖKİ'ler elde edilmiştir. Bu çalışma için EEG alt frekans bantları ayrıca incelenmemiş olup 0.5-30 Hz frekans bandı aralığı dikkate alınmıştır.

Bölüm 3.6'da detaylı anlatılmış olan çok değişkenli görgül kip ayrışımı yöntemi, sisteme verilen ham sinyal ile elde edilen ÖKİ'lerin analizleriyle frekans ve zaman bölgesinden çıkarılan çeşitli öznitelikler ile incelenebilmektedir. Bu çalışmada veri frekans bölgesindeki öznitelikleri çıkararak ÖKİ'lerin ÇDGKA tarafından süzülerek alt enerji dağılımları incelenmiştir. ÖKİ çıkarımı ve önceki tüm sinyal işleme ile ilgili aşamalar Matlab® ortamında gerçekleştirilmiş olup sınıflandırma aşaması SPSS yazılımı ile gerçekleştirilmiştir.



Şekil 26: EEG'den elde edilen sinyallerinin genel ortalamasından çıkarılan indirgenmiş 8 ÖKİ'nin grafiksel gösterimi.

Her bir bireyin ÖKİ çıktısı birbirleri ile aynı olduğu gibi farklı miktarda ÖKİ sayısı da verilmiştir. ÇDGKA yönteminin içeriği sebebiyle oluşan bu farklılık, verinin özgül kip işlevlerinin orijinal sinyale göre farklı sayıda anlamlı bilgi içermesinden kaynaklanmaktadır. Sinyalin içerisinde kimi zaman daha çok anlamlı parçalar bulunurken kimi zaman da daha çok gürültü bulunabilmektedir. Bu sebeple ÖKİ seçimi uygun kurallara göre seçilmelidir, aksi takdirde, sonuçların olumsuz yönde etkilenmesi, vakit kaybı ve daha büyük çalışmalar için maliyet kaybı dahi söz konusu olabilmektedir. ÖKİ seçme çoğunlukla görsel ve deneysel olarak seçilmekte olup ÖKİ seçme için literatürde önerilen çeşitli çalışmalar da yer almaktadır [86]. Bu çalışmada literatürde incelenen ÖKİ seçme ile ilgili çalışmalar incelenmiş olup aynı zamanda ÖKİ sayısı az miktarda olduğundan elle seçilen ÖKİ'ler ile çalışmaların birebir örtüştüğü gözlemlenmiştir.



Şekil 27: ÖKİ seçim aşamaları.

ÇDGKA ile EEG verisi üzerinde her bir birey için yapılan ÖKİ çıkarımında, bireylerden elde edilen ÖKİ sayısı 10 ile 13 arasında çıkmış olup çalışma için seçilen ÖKİ sayısı gözleme ve ilgili çalışmalara dayanarak Şekil 26'daki sıraya dayanarak 8 olarak kabul edilmiştir. Böylece veri uzunluğu;

$$144 \text{ görsel} \times 16 \text{ EEG kanalı} \times 3001 (F_s=1000 \text{ Hz} \times 3 \text{ sn}) \text{ veri uzunluğu} \times 8 \text{ ÖKİ} \times 13 \text{ kişi}$$

olarak çalışmanın ilerleyen aşamalarında incelenmiştir.

Her bir birey için öznitelik olarak seçilen 8 ÖKİ'nin görsel uyaran türleri arasında yapılan RMA istatistiksel analizi Tablo 13'te verildiği gibidir. İlgili tablodan da yorumlanabileceği gibi, ÖKİ'ler tüm görsel uyaran türlerinde istatistiksel olarak anlamlı değerler vermiş olup nötr uyaranlar diğer iki türe göre $p < .001$ değeri ile en anlamlı sonucu vermektedir.

Tablo 13: Seçili özniteliklerin RMA istatistiksel analiz sonuçları.

		Performans Ölçütleri		
		anlamlılık	F-değeri	ortalama değer
Görsel Uyaran türleri	pozitif	0.007	3.03	0.001
	nötr	0.001	3.20	0.002
	negatif	0.005	5.87	0.003

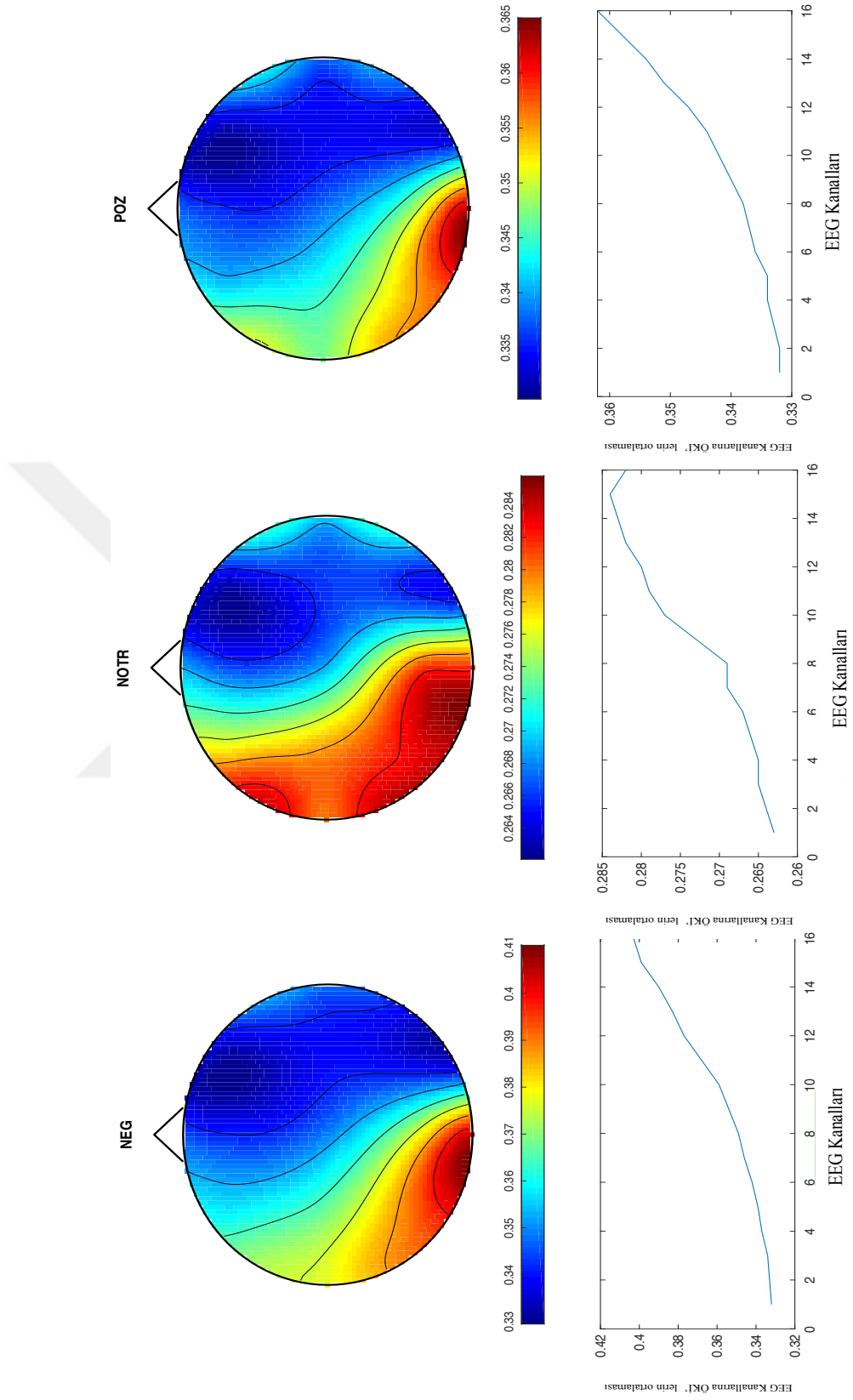
* Çoklu karşılaştırma için düzeltme: Bonferroni

* Ortalama fark 0,05 seviyesinde anlamlıdır.

Şekil 28'deki topografik haritalanma incelendiğinde, beynin iki yarım küresinden sol yarım kürede aktivasyonun olduğu görülmektedir. Pozitif uyaranların oluşturduğu aktivasyon daha çok sol oksipital lobta iken negatif uyaranların oluşturduğu aktivasyon da pozitif uyaranlarla benzer olarak sol yarım kürenin oksipital ve bir miktar da P3 bölgesinde yoğunluk göstermektedir. Nötr görseller ise sol yarım küreye biraz daha genel bir dağılım göstermiş olup sol parietal, temporal ve oksipital loblarda etkinliğini sürdürmüştür.

Bu çalışmada, görsel uyaranlar gösterilerek bireylerden toplanan EEG sinyaline ÇDGKA yöntemi uygulanmış olup devamında ÖKİ'ler çıkarılmıştır. ÖKİ'ler tüm kişiler için aynı sayıya indirgenerek 8 adet öznitelik elde edilmiştir ve sonucunda 5 boyutlu bir matris oluşmuştur. Elde edilen öznitelikler içerisinde istatistiksel ve topografik beyin haritalaması analizi yapılmış olup uyaran görsel uyaran türlerince incelenmiştir.

Yapılan istatistiksel analizler sonucunda üç görsel türün de istatistiksel olarak anlamlı değerler verdiği ve nötr uyaranların anlamlılık derecesinin daha yüksek olduğu, aynı doğrultuda, yapılan topografik incelemede de nötr uyaran türünün daha yoğun bir aktivasyon verdiği gözlemlenmiştir.



Şekil 28: Tüm ÖKİ ortalamalarının tüm görsel uyaran türlerinde oluşturduğu beyin topografyası.

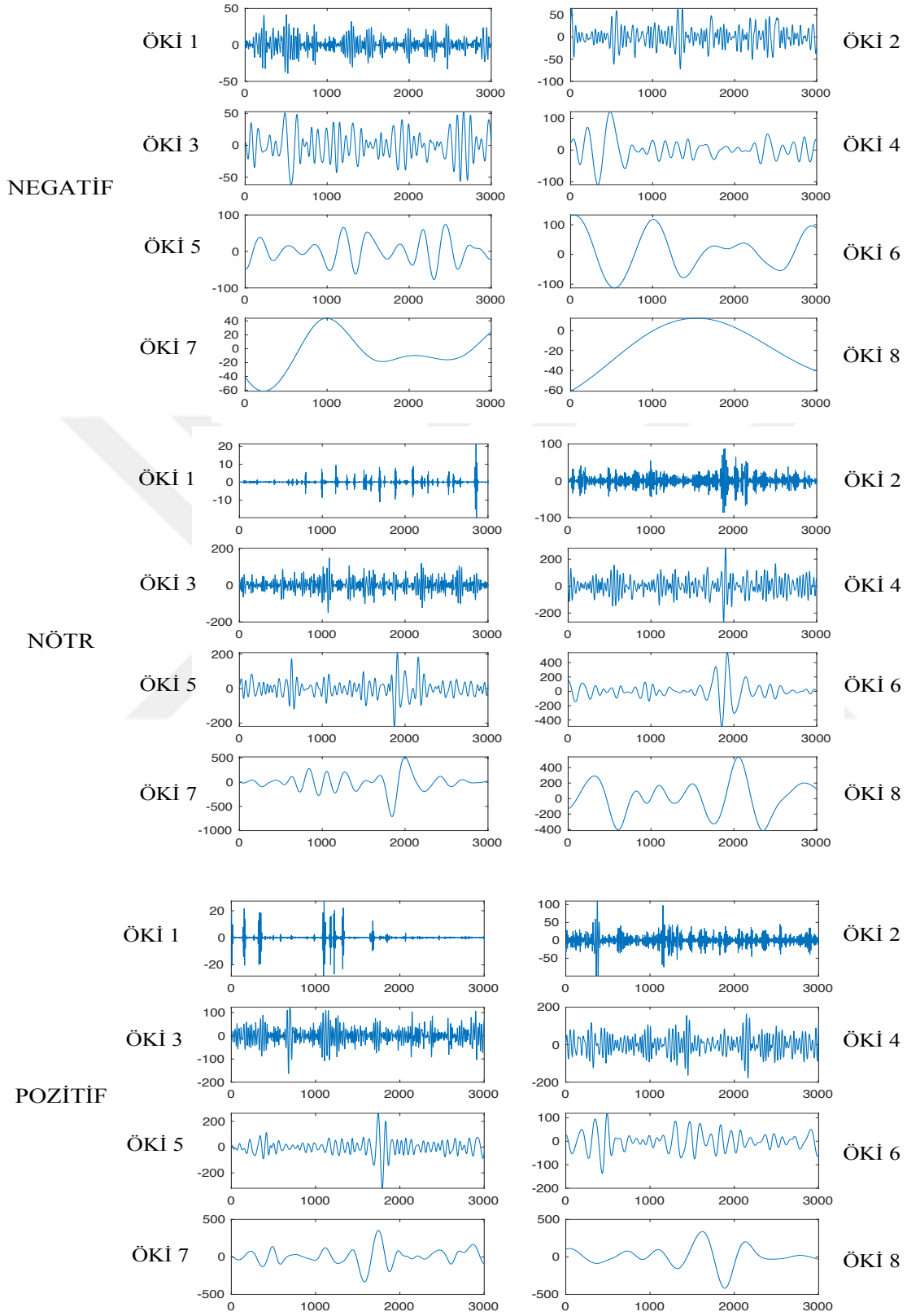
4.4 Elektrofizyolojik Beyin Dalgaları Kullanılarak Özgül Kip İşlevi İle Duygu Durumu Sınıflandırması

İlgili çalışma kapsamında elde edilen EEG veri seti bir kaynaklardan gelen ve şebeke gürültülerinin ön temizleme ve ön işleme işlemlerinin ardından elde edilen veriye ÇDGKA yöntemi uygulanmıştır. Önceki çalışmada elde edilen matris üzerinden çalışmalar yapılmış olup sınıflandırma üç boyut ile sisteme verilen veri üzerinden her bir kişi için 8 seçilmiş ÖKİ elde edilmiştir. İlgili çalışmada detaylı incelenen EEG sinyali frekans bandı 0.5-30 Hz aralığı ile 4 frekans bandını kapsayacak şekilde dikkate alınmıştır.

Bölüm 3.6 ve Bölüm 3.7’de detaylıca anlatılan yöntemler veri üzerine uygulanarak ÖKİ çıkartma, seçme ve seçilen öz nitelikleri sınıflandırma işlemi sırasıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında çıkartılan her bir özniteliğin kendi içerisindeki görsel uyaran tipleri ile bağlantısı da incelenmiştir.

Şekil 29’da her bir görsel uyaran türünün ÖKİ’lerinin ortalamaları alınarak grafiksel olarak gösterimi sunulmuştur. Bu karşılaştırma grafiklerinin birebir olabilmesi için üç türde de içerdikleri özellik sayılarının aynı olan kısımları kullanılmıştır. Literatürdeki pek çok çalışmada gürültü olarak kabul edilen ilk ÖKİ’ler çalışma kapsamında alınmamış olup, 2. ve devamında gelen diğer ÖKİ’ler içerisinden seçim yapılmıştır. ÖKİ çıkarımı ve önceki tüm sinyal işleme ile ilgili aşamalar Matlab® ortamında gerçekleştirilmiş olup sınıflandırma aşaması Phyton yazılımı ile gerçekleştirilmiştir.

Veri kümesindeki EKG sinyallerinin 3 gruba ayrılmış toplam 141 görselden oluşmaktadır ve her bir 47 fotoğraflık grubun ÖKİ’leri alınarak türler için k-NN sınıflandırıcısı ile sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Elde edilen veriler Tablo 14’e performans parametreleri ile işlenmiştir.



Şekil 29: Görsel uyarılara göre çizdirilen 8 seçilmiş ÖKİ.

Tablo 14: ÖKİ'lerin her birinin görsel uyarın türlerine bağlı olarak yapılan sınıflandırılması.

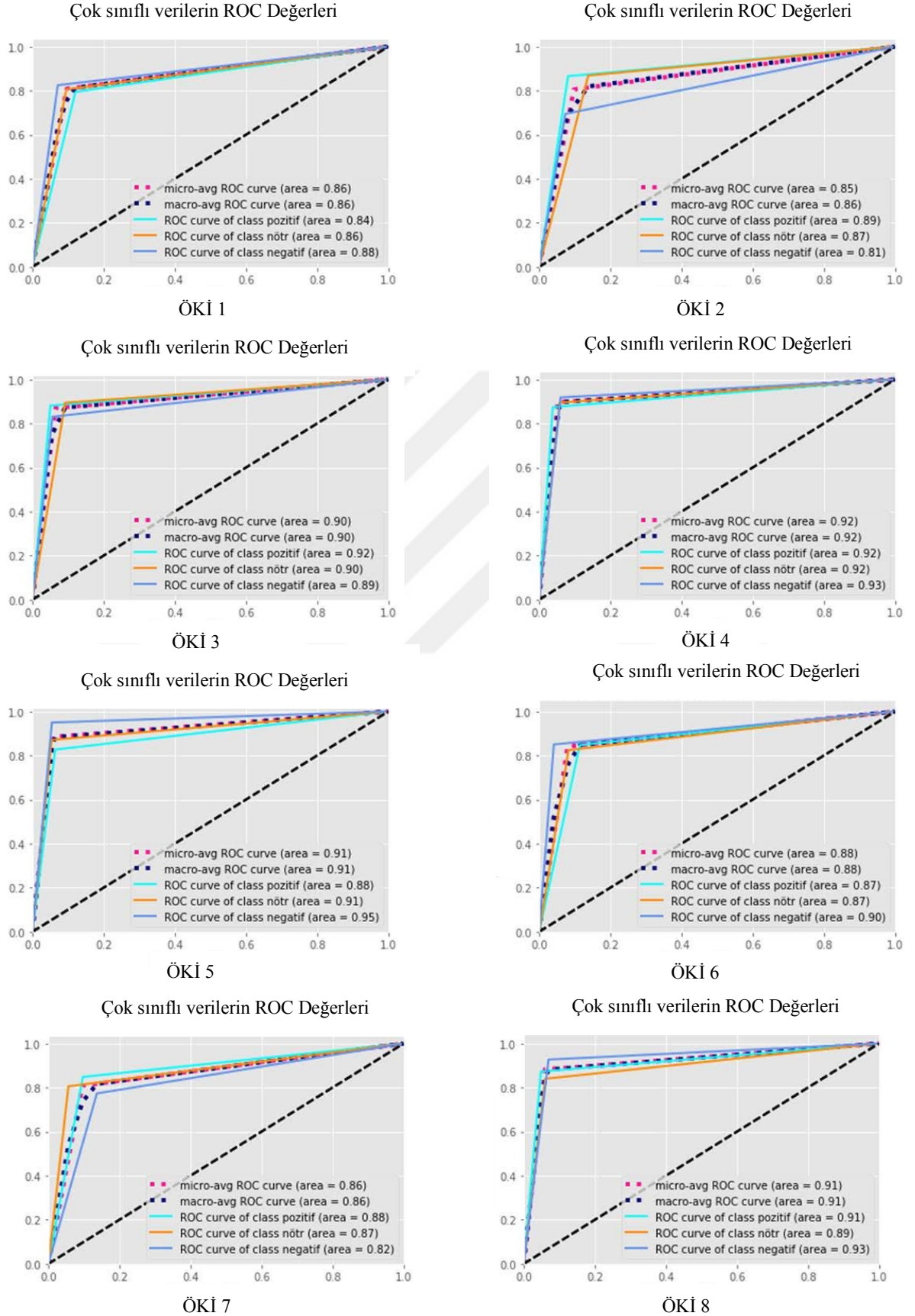
ÖKİ 1					ÖKİ 2				
	doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek		doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek
Negatif	0,79	0,75	0,77	113	Negatif	0,87	0,83	0,85	109
Nötr	0,81	0,82	0,81	116	Nötr	0,87	0,76	0,81	130
Pozitif	0,82	0,85	0,84	110	Pozitif	0,69	0,84	0,76	100
Ortalama	0,81	0,81	0,81	339	Ortalama	0,82	0,82	0,81	339
ÖKİ 3					ÖKİ 4				
	doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek		doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek
Negatif	0,88	0,88	0,88	101	Negatif	0,91	0,91	0,89	99
Nötr	0,89	0,86	0,88	137	Nötr	0,89	0,89	0,89	115
Pozitif	0,83	0,87	0,85	101	Pozitif	0,90	0,90	0,91	125
Ortalama	0,87	0,87	0,87	339	Ortalama	0,90	0,90	0,90	339
ÖKİ 5					ÖKİ 6				
	doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek		doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek
Negatif	0,83	0,85	0,84	101	Negatif	0,85	0,78	0,81	120
Nötr	0,87	0,89	0,88	113	Nötr	0,82	0,82	0,82	108
Pozitif	0,95	0,90	0,93	125	Pozitif	0,85	0,92	0,88	111
Ortalama	0,89	0,88	0,89	339	Ortalama	0,84	0,84	0,84	339
ÖKİ 7					ÖKİ 8				
	doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek		doğruluk	kesinlik	f1-ölçütü	destek
Negatif	0,85	0,81	0,83	117	Negatif	0,87	0,90	0,88	107
Nötr	0,81	0,87	0,84	100	Nötr	0,84	0,86	0,85	103
Pozitif	0,77	0,75	0,76	122	Pozitif	0,93	0,88	0,90	129
Ortalama	0,81	0,81	0,81	339	Ortalama	0,88	0,88	0,88	339

Tablo 14'te görüldüğü gibi tüm ÖKİ ve görsel uyaran türleri doğruluk, kesinlik, f1 ölçütü ve veriyi doğru analiz etme parametresi olan destek değerleri ile incelenmiştir.

1. ÖKİ detaylı olarak incelendiğinde, k-NN sınıflandırıcısı ile yapılan incelemede pozitif uyaranlı görsellerin %82 oranıyla en yüksek doğrulukla sonuç verdiği görülmüştür. 2. ÖKİ analizinde, negatif ve nötr uyaranların %87 doğruluk oranıyla eşit olarak en iyi sonuç verdiği ve diğer hiçbir ÖKİ'de bu ikili uyaranlar için bu şekilde bir eşitlik olmadığı gözlemlenmektedir. 3. ÖKİ'de ise nötr uyaranların %89 doğruluk oranıyla diğer türlere göre en yüksek sonucu vermiş olup 4. ÖKİ incelendiğinde aynı yüzde ile nötr uyaranların en düşük sonuca sahip olduğu ve %91 oranıyla en yüksek negatif görsel uyaranların orana sahip olduğu görülmektedir. 5. ÖKİ analizinde %95 oranıyla pozitif görsellerin daha yüksek bir doğruluk oranına sahip oldukları görülmektedir. 6. ÖKİ incelendiğinde 2. ÖKİ'de negatif-nötr uyaranlar için geçerli olan eşitlik durumu burada ise negatif-pozitif uyaranlar arasında etkili olmuş ve %85 oranında doğruluk oranı vermiştir. 7. ÖKİ'de negatif uyaranlar %85 ile en yüksek oranı vermekte iken bu durum 8. ÖKİ'de %93 oranıyla pozitif görsel uyaranlar için görülmektedir.

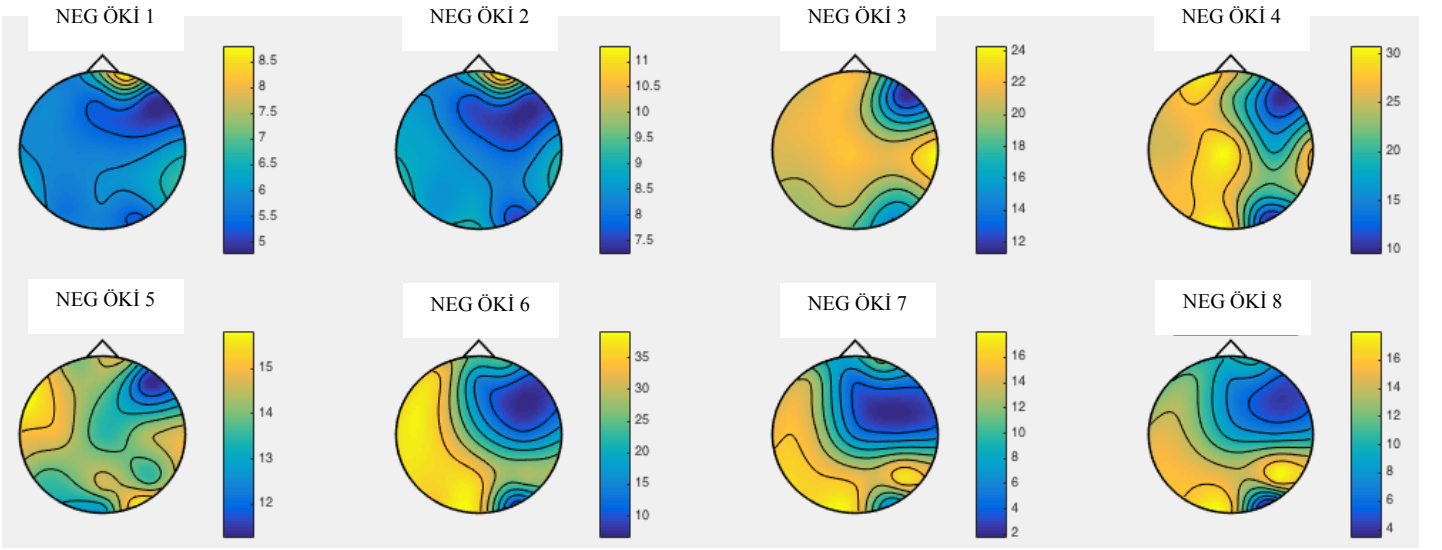
Doğruluk değerlerinin ortalamalarının en yüksek olduğu 3., 4., 5. ve 8. ÖKİ'ler günümüzde yapılan çalışmalardan ve incelemelerden yola çıkılarak beklenen bir durumu göz önüne getirmektedir. ÖKİ'lerin seçilen ve çıkarılan ilk alt frekanslara göre ilerleyen frekansları öznitelik olarak kullanıldığında o veriye ait daha fazla öz ayrıntı verdiği öngörülmekte olup bu çalışma kapsamında da göz önüne konmuştur. 4. ÖKİ çıkarıldıktan sonra görsel olarak da daha yüksek değerli ve detaylı sonuçları vereceği çizdirilen grafiklerden ve grafiklerin sayısala dökülmüş versiyonlarından anlaşılmıştır.

Ek olarak pozitif içerikli görsellerin en yüksek doğruluk oranını %95 ile 5. ÖKİ, nötr içerikli görsellerin en yüksek %89 doğruluk oranını aynı oranda paylaşan fakat 115 sayısı ile veriyi doğru analiz etme parametresine bakılarak 4. ÖKİ ve %91 oranı ile negatif içerikli görsellerin en yüksek miktarları ile elde edilmiştir. Kendimiz oluşturduğumuz bu veri setinden elde ettiğimiz sonuç ile görsel türlerinin doğruluk oranlarının en yüksek olduğu 3., 4., 5. ÖKİ'ler ve doğruluk ortalamalarının en yüksek olduğu 3., 4., 5. ve 8. ÖKİ'ler üzerinde yoğunlaşmış olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca, pozitif duygu durum içerikli görsellerin en yüksek orana sahip olduğu görülmekteyken genel olarak ÖKİ'ler için en yüksek doğruluk değerine negatif uyaranlara sahip uyaranlar olmaktadır.



Şekil 30: ÖKİ'lerin her birinin görsel uyarın türlerine bağlı olarak çizdirilen ROC eğrileri.

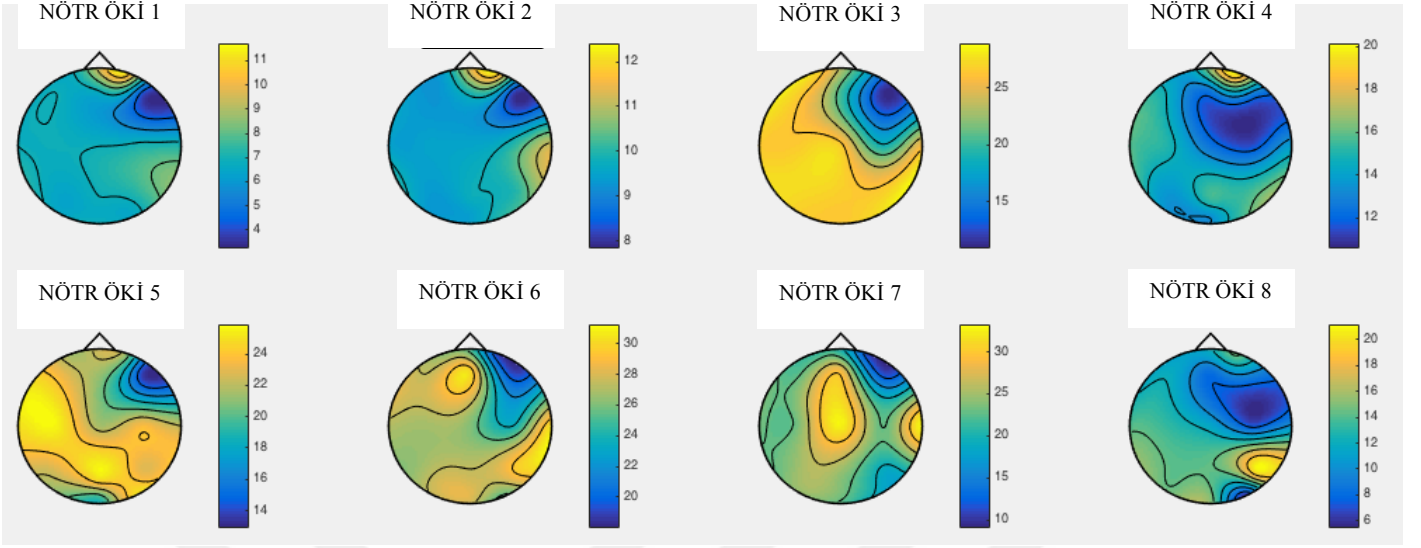
Şekil 30’da grafiksel olarak çizdirilmiş ROC eğrileri grafiklerinde x eksenini FP, y eksenini TP değerleri temsil etmekte olup AUC değerleri her bir uyarın türü ve ÖKİ’ye bağılı olarak değerlendirilmiştir. ÖKİ’ler tek tek incelendiğinde AUC değerleri sırasıyla; 1. ÖKİ: 0.88 (negatif), 2. ÖKİ: 0.89 (pozitif), 3. ÖKİ: 0.92 (pozitif), 4. ÖKİ: 0.93 (negatif), 5. ÖKİ: 0.95 (negatif), 6. ÖKİ: 0.90 (negatif), 7. ÖKİ: 0.88 (pozitif) ve 8. ÖKİ:0.93 (negatif) değerlerini almışlardır. AUC değerleri de k-NN sınıflandırıcısından elde edilen değerler ile örtüşerek en çok aktivasyon gösteren ve en büyük alan veren görsel uyarın türünü negatif olduğunu gerçeklemiştir.



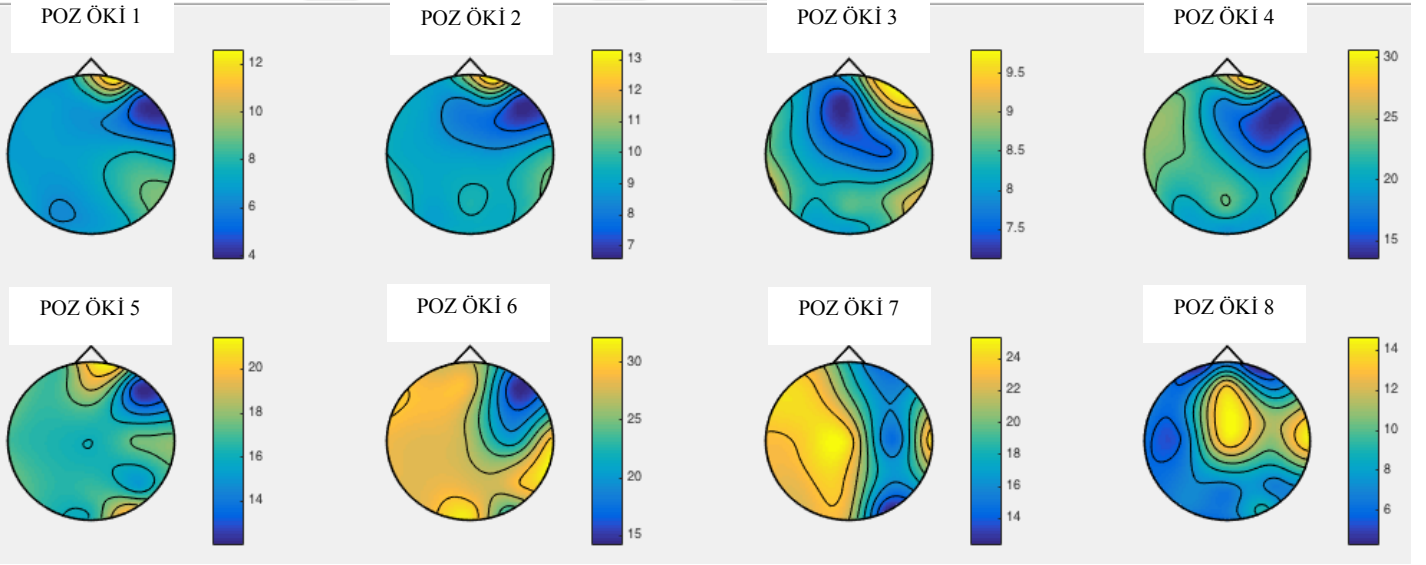
Şekil 31: Negatif uyarınların topografik haritalanması.

Şekil 31’deki topografik haritalanma incelendiğinde, beyin çeşitli bölgelerinde aktivasyonun oluştuğu görülmektedir. Negatif uyarınların oluşturduğu aktivasyon incelendiğinde, 1. ve 2. ÖKİ’de sadece sağ frontal lobun Fp2 bölgelerinde oluşmaya başlayan aktivasyon diğer ÖKİ’lerde sağ frontal lob hariç tüm bölgelere baskın bir şekilde dağılmış olup diğer iki türdeki uyarınlara göre en aktif uyarın olmuştur.

Nötr uyarınların topografyasının incelendiği Şekil 32’de de görüldüğü üzere aktivasyon daha çok 3., 5., 6., ve 7. ÖKİ’ler üzerinde yoğunlaşmış olup pozitif uyarınların oluşturduğu aktivasyon ise 6. ve 7. ÖKİ için daha aktif bir yoğunluk göstermektedir. Genel olarak tüm görsel uyarın türlerinden çıkarılan ÖKİ’lerin topografyalarında sol yarım küreye biraz daha genel bir aktivasyon dağılımı gösterilmiştir.



Şekil 32: Nötr uyarıların topografik haritalanması.



Şekil 33: Pozitif uyarıların topografik haritalanması.

İlgili çalışma kapsamında 3 tür görsel uyarılar gösterilerek bireylerden toplanan EEG sinyaline ÇDGKA yöntemi uygulanmış olup devamında ÖKİ'ler çıkarılmıştır. Seçilen 8 adet ÖKİ ile oluşturulan çok boyutlu bir matris ile sınıflandırma ve topografik beyin haritalaması analizi yapılmış olup ROC eğrileri uyarı görsel uyarı türlerince incelenmiştir. Genel olarak üç tür değerlendirmede de negatif görsellerin daha doğru ve yüksek değerler verdiği gözlemlenmiştir.

İlgili çalışma kapsamında 3 tür görsel uyarılar gösterilerek bireylerden toplanan EEG sinyaline ÇDGKA yöntemi uygulanmış olup devamında ÖKİ'ler çıkarılmıştır. Seçilen 8 adet ÖKİ ile oluşturulan çok boyutlu bir matris ile sınıflandırma ve topografik beyin haritalaması analizi yapılmış olup ROC eğrileri uyarı görsel uyarı türlerince incelenmiştir. Genel olarak üç tür değerlendirmede de negatif görsellerin daha doğru ve yüksek değerler verdiği gözlemlenmiştir.

4.5 Görgül Kip Ayırışımı Yöntemi ile Duygu Temelli EEG Sınıflandırma Analizi

Tez kapsamında oluşturulan 1000 Hz ile örneklenmiş EEG veri seti gürültüden temizlenme ve ön işleme işlemlerinin ardından tüm veriye ÇDGKA yöntemi uygulanmıştır. ÇDGKA yöntemi ile önceki bölümde anlatılan yöntemler veri üzerine uygulanarak ÖKİ çıkartma, seçme ve seçilen öz nitelikleri sınıflandırma işlemi sırasıyla gerçekleştirilmiştir.

Çıkartılan her bir öz niteliğin kendi içerisindeki görsel uyarı tipleri ile bağlantısı sınıflandırma yöntemi ile incelenmiştir. ÖKİ çıkarımı ve önceki tüm sinyal işleme ile ilgili aşamalar Matlab® ortamında gerçekleştirilmiş olup sınıflandırma aşaması Phyton yazılımı ile gerçekleştirilmiştir.

İlgili çalışma için oluşturulan 3 boyutlu matris üzerinden çalışmalar yapılmıştır ve çeşitli sınıflandırıcılar ile sisteme verilen üç boyutlu veri üzerinden ÖKİ ve görsel ilişkileri incelenmiştir. İlgili çalışmada detaylı incelenen EEG sinyali frekans bandı 0.5-30 Hz aralığı ile 4 frekans bandını kapsayacak şekilde dikkate alınmış olup 3 farklı duygu durumuna (pozitif, nötr, negatif) ayrılmış olan toplam 144 görselden oluşmaktadır ve her bir 48 fotoğraflık grubun ÖKİ'leri alınarak türler için sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Sınıflandırıcılar ile elde edilen veriler Tablo 15'e performans parametreleri ile işlenmiştir.

Doğruluk oranları incelenen veri setinde Bölüm 3.7'de detaylıca incelenen k-NN, LR, DT, LDA, NB ve SVM sınıflandırıcıları doğruluk parametresi ile incelenmektedir. Bölüm 4.4'teki çalışmadan farklı olarak k-NN sınıflandırıcısındaki ' k ' değeri bu çalışma için 3 olarak incelenmiştir.

Tablo 15: ÖKİ-görsel-sınıflandırıcı ilişkilerinin doğruluk değerlerinin incelenmesi.

ÖKİ'lerin görsel uyaran türlerine göre sınıflandırıcılardan elde edilen doğruluk değerleri

		ÖKİ 1	ÖKİ 2	ÖKİ 3	ÖKİ 4	ÖKİ 5	ÖKİ 6	ÖKİ 7	ÖKİ 8	Görseller vs Sınıflandır.
Sınıflandırıcılar	k- N N	neg: 0.66 nötr: 0.60 poz: 0.88	neg: 0.84 nötr: 0.68 poz: 0.90	neg: 0.95 nötr: 0.93 poz: 0.85	neg: 0.84 nötr: 0.89 poz: 0.92	neg: 0.78 nötr: 0.92 poz: 0.98	neg: 0.77 nötr: 0.80 poz: 0.93	neg: 0.86 nötr: 0.89 poz: 0.81	neg: 0.83 nötr: 0.84 poz: 0.83	neg: 8 nötr: 8 poz: 8
	L R	neg: 0.69 poz: 0.63	-	neg: 0.58 nötr: 0.53 poz: 0.51	poz: 0.72	nötr: 0.65 poz: 0.66	neg: 0.60 nötr: 0.59 poz: 0.65	nötr: 0.64 poz: 0.52	nötr: 0.63	neg: 4 nötr: 4 poz: 6
	D T	neg: 0.77 nötr: 0.83 poz: 0.84	neg: 0.92 nötr: 0.73 poz: 0.81	neg: 0.92 nötr: 0.91 poz: 0.89	neg: 0.88 nötr: 0.80 poz: 0.89	neg: 0.76 nötr: 0.90 poz: 0.94	neg: 0.86 nötr: 0.78 poz: 0.86	neg: 0.86 nötr: 0.86 poz: 0.84	neg: 0.84 nötr: 0.84 poz: 0.83	neg: 8 nötr: 8 poz: 8
	L D A	neg: 0.59 poz: 0.62	nötr: 0.59 poz: 0.70	neg: 0.57 nötr: 0.66 poz: 0.59	nötr: 0.55 poz: 0.78	neg: 0.52 nötr: 0.72 poz: 0.66	neg: 0.59 nötr: 0.54 poz: 0.68	nötr: 0.76 poz: 0.50	neg: 0.54 nötr: 0.68	neg: 5 nötr: 7 poz: 7
	N B	-	poz: 0.99	nötr: 0.66	nötr: 0.58 poz: 0.60	nötr: 0.60 poz: 0.53	poz: 0.71	nötr: 0.72 poz: 0.95	nötr: 0.70	neg: - nötr: 5 poz: 5
	S V M	poz: 0.63	nötr: 0.60 poz: 0.87	neg: 0.59 nötr: 0.97 poz: 0.64	neg: 0.56 poz: 0.86	neg: 0.59 nötr: 0.82 poz: 0.81	neg: 0.60 poz: 0.46	neg: 0.81 poz: 0.51	nötr: 0.78	neg: 5 nötr: 4 poz: 7
	Görsel	neg: 4	neg: 2	neg: 5	neg: 3	neg: 4	neg: 5	neg: 3	neg: 3	
	vs	nötr: 2	nötr: 4	nötr: 6	nötr: 4	nötr: 6	nötr: 4	nötr: 5	nötr: 6	
	ÖKİ	poz: 5	poz: 5	poz: 5	poz: 6	poz: 6	poz: 6	poz: 6	poz: 2	

Tablo 15 incelendiğinde, öncelikle görsel türleri ve sınıflandırıcılar arasındaki ilişki göz önüne alınır, pozitif uyaran içerikli görsellerin diğer görsel uyaran türleri ile karşılaştırıldığında daha yüksek ve daha fazla sayıdaki ÖKİ’de doğruluk değerine sahip olmuştur. NB sınıflandırıcısında negatif görsel uyaran türünün doğruluk değerleri %50’nin üzerine dahi çıkamamış olup, pozitif ve nötr içerikli görsel türüne kıyasla değerler çok düşük seviyede yer almıştır. K-NN ve DT sınıflandırıcılarında üç görsel uyaran türü de yüksek doğruluk değerlerini vermiş olup pozitif görsel uyaran türlerini, negatif ve nötr uyaranlar takip etmişlerdir.

ÖKİ ve görsel uyaran türleri arasındaki ilişki detaylıca incelendiğinde, pozitif duygu durum içerikli görseller yine en fazla ve genel olarak en yüksek doğruluk değeri veren görsel türleri olmuş olup nötr ve negatif görsel uyaran türleri sırasıyla pozitif türü takip etmişlerdir. Doğruluk değeri %50 ve üzerinde olan görsel uyaran türleri incelendiğinde en fazla 3. ve 5. ÖKİ’ler ilgili değerleri vermiş olup, 6., 7. ve 4. ÖKİ’ler sırasıyla değer sıralamasını takip etmişlerdir. 3. ÖKİ içerisinde nötr uyarana sahip olan görseller genel olarak en yüksek değere sahip olmaktadır ve aynı durum 5. ÖKİ için de geçerli olmaktadır. Bu durum ÖKİ’lerin sınıflandırıcılardaki doğruluk miktarının en fazla olduğu ÖKİ ile nötr uyarana sahip olan görsel türü arasındaki bir ilişkiyi göstermektedir. Aynı zamanda, genel olarak 1. ÖKİ tüm sınıflandırıcı türlerinde diğer ÖKİ’lere göre en düşük ve en az sayıdaki doğruluk değerlerini vermektedir.

Negatif duygu durumu içerikli görseller için en yüksek doğruluk değeri %92 ile DT sınıflandırıcısı olup, 2. ve 3. ÖKİ’lerde aynı değeri vermektedirler. Pozitif duygu içerikli görsel uyaranlar için %99 doğruluk değeri ile diğer görsel uyaran türlerinde neredeyse tüm sınıflandırıcılar içerisinde en düşük değere sahip olan NB sınıflandırıcısı 2.ÖKİ için vermektedir. Nötr duygusal durum içerikli uyaranlar incelendiğinde, SVM yöntemi %97 doğruluk oranı ile 2. ÖKİ için en yüksek doğruluk değerine sahip olmaktadır. Genel olarak LDA ve LR sınıflandırıcısı tüm ÖKİ’ler için en düşük sınıflandırma performansına sahip olmuştur.

Tablo 15 detaylıca incelendiğinde tüm görsel türleri, sınıflandırıcı ve ÖKİ’ler göz önüne alındığında k-NN sınıflandırıcısının, 3. ÖKİ’si tüm görsel türleri için tablodaki diğer tüm parametreler içerisinde en yüksek değerleri verdiği görülmektedir.

Yapılan analiz çalışmalarında, görsel-sınıflandırıcı-ÖKİ için farklı görsel uyaran türüne farklı sınıflandırma yöntemi daha etkin bir şekilde sonuçlar vermiştir ve ilgilenilmesi istenen görselin türü için farklı yöntem ve sınıflandırıcıların kullanılması mümkün olabilmektedir.



5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Beynin çok yönlü bir mekanizmaya sahip olması nedeniyle oluşan ve farklı loblardaki sinyallerin farklı görevleri ve amaçları olması sebebiyle EEG sinyallerinin değerlendirilmesi, sinyallerin işlenmesi ve analizi çeşitli sinyal işleme yöntemlerinin önemini ortaya çıkarmaktadır. Beynin aynı zamanda etkilemekte olduğu birçok organı da göz önüne alırsak duyu organları ve / veya başka birçok kas ve sinirsel işaretlerin de bir arada incelenmesi ve değerlendirilmesi gerekmektedir. İlgili tez kapsamında beynin görsel etkileşiminden oluşan sinirsel faaliyetleri incelenmiş olup, ilgili etkileşimin değerlendirilip analiz edilmesi için çeşitli sinyal işleme yöntemleri kullanılmıştır.

Beyin sinyallerinin analiz çalışmalarında, özellikle yüzey elektrotları kullanılan çalışmalarda, bireyden ve çevresel kaynaklardan EEG sinyaline karışan gürültüden arındırılması incelenecek sinyallerin analizi ve beyin bilgisayar ara yüzü çalışmaları için önem arz etmekle beraber bu uygulamalarda EEG sinyali ile yapılan analizler zaman-frekans, zaman ve frekans boyutlarında incelenmektedir. Yapılan analizler bireylerde bulunan hastalık, duyu durumu vb. gibi durumlara bağlı olarak değişmekte olup uygulanan yöntemin başarısı da uygulanan yöntem ile değişmektedir.

İlgili tez kapsamında kafatası üzerinden 16 elektrotlu Brain Products actiCAP ile 1000 Hz örnekleme frekansında EEG verisi elde edilmiştir. Bireylerden toplanan EEG sinyallerinde, bireylere gösterilen duygusal durum içerikli görsel uyaranlar bulunmakta olup ilgili görseller NAPS sisteminden edinilmiştir. Daha önceden çalışmanın içeriğinde bulunan ve aktivasyon – uyarılma ilişkileri (DU, YU, DA, YA) belirlenmiş olan görsellerin içerisinde 1356 tane görselin içerisinde, 3 ayrı duyu durumunu veren (negatif, nötr, pozitif) uyaranların her bir türünden 48 adet olmak üzere toplam 144 tane görsel seçilmiştir. Görsellerin aktivasyon – uyarılma değerleri SAM ölçeğine göre sıralanmış olup en yüksek ve en düşük miktarları, boyutları, renk ve görüntü kaliteleri de göz önünde bulundurulmuştur. Bu aşamada oluşturulan veri seti için görsel seçim aşamaları ve devamında uygulanan ölçekler, zamanlama ve değerlendirme aşamaları özgün olup devamında yapılacak sinyal işleme ve analizi çalışmalarında yapılan çalışmalara özgünlük katmıştır.

Tez kapsamında ilk olarak yapılan ‘İndirgenmiş EEG Kanallarının Duygusal Uyarılara Bağlı

Olarak Analizi' çalışmasında, elde edilen EEG sinyali için şebeke gürültüsü giderildikten sonra GYS kestirimine dayanan periyodogram yöntemi ile analiz edilmiştir. Welch spektrumlarını inceleyen yöntem için öncelikle veri alt frekans bantlarına indirgenmiş ve güç analizleri yapılmış olup ilgili sonuçlar beyin bölgeleri ve görsel uyaran türleri arasında gerçekleştirilmiştir. Burada frontal lobta görülen miktar en yüksek olup nötr uyaranlar grup içi analizde yine en yüksek (mV^2) değere sahip olduğu görülmüştür. Devamında 16 kanaldan alınan sinyaller için kanal indirgeme yapıp 12 kanal değerlendirilmiş olup bu kanallardan alınan veriler üzerine OÜO yöntemi uygulanmıştır. Bu uygulama sonucunda frontal-central loblar arasında ve parieto-okspital - central loblar arasında teta, alfa, beta değerleri için istatistiksel olarak anlamlılık elde edilmiş olup delta bandında sadece frontal-central grubu anlamlılık göstermiştir. Aynı zamanda parieto-okspital – central lobların ilişkisindeki beta bandında en anlamlı değer ($p < .008$) elde edilmiştir.

İkinci bir çalışma olan 'EEG Temelli Duygusal Durum Ayırımının Ortak Uzamsal Örüntüleme Yöntemine Bağlı Olarak İncelenmesi' kapsamında, toplanan EEG verisi, sadece 4 alt EEG frekans bantlarının birbirleri ile analizi, 3 görsel uyaran türünün ve 4 alt EEG frekans bantlarının birbirleri ile analizi yapılmış iki durumda da sonuçlar istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Devamında 3 görsel uyaran türü ve 16 kanal ve 4 alt EEG frekans bantlarının 16 kanal ile OÜO yöntemi yardımıyla çıkarılan öznitelikler incelenmiş olup RMA bağımlı değişken analizi ile istatistiksel olarak anlamlı oldukları görülmüştür. Ayrıca elde edilen verilerin beyin topografyaları incelenmiş çoğunlukla sol yarım küre üzerinde aktivasyon yoğunluğu izlenmiş genel olarak θ , α , β bantları aynı alt beyin loblarında aktive olmuşlardır. Ek olarak frontal loblarda aktivasyon tüm görsel türü ve EEG bantlarında izlenmiştir.

Diğer bir çalışma olan 'Görsel Uyarılara Bağlı Olarak EEG Sinyalleri İle GKA Yöntemi Temelli Duygu Durumu Tanıma' kapsamında veriye ÇDGKA yöntemi uygulanmış olup çıkarılan öznitelikler ile görsel uyaran türleri, 16 EEG kanalı, 3001 uzunluklu veri, kişi sayısı incelenmiştir. Oluşan bu çok boyutlu matris içerisinde görsel uyaran türleri için ÖKİ'ler farklı sayılardan sabit bir sayıya indirgenmiş ve uyaran türlerinin birbirleri ile anlamlılıkları incelenmiştir. RMA bağımlı değişken analizi ile incelenen uyaran türlerinin istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve en anlamlı değeri nötr uyaran türünün ($p < .001$) verdiği gözlemlenmiştir. Elde edilen ÖKİ'lere topografik haritalama yöntemi uygulandığında, sol yarım küredeki

aktivasyonun daha yüksek olduğu ve özellikle nötr duygu durum içerikli görsellerin gösterildiği durumdaki aktive bölgenin daha geniş ve yoğun olduğu sonucuna varılabilmektedir.

Tez kapsamında gerçekleştirilen diğer bir çalışma olan ‘Elektrofizyolojik Beyin Dalgaları Kullanılarak Özgül Kip İşlevi İle Duygu Durumu Sınıflandırması’ ise, 8 adet belirlenen ÖKİ’nin tüm görsel uyaran türleri ile birlikte sınıflandırıcı yardımıyla analizi yapılmıştır. K-NN sınıflandırılması yapılan bu çalışma kapsamında, görsel türlerinin doğruluk değerleri 3., 4., 5. ÖKİ’lerde en yüksek miktara sahip olmuş ve doğruluk ortalamalarının tür ayrımı yapılmaksızın incelendiğinde 3., 4., 5. ve 8. ÖKİ’ler üzerinde en yüksek doğruluk değerleri ile yoğunlaşmış olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca, pozitif uyarıların oluşturduğu etkinin diğer türler içerisinde en yüksek orana sahip olduğu görülmekteyken genel olarak ÖKİ’ler için en yüksek doğruluk değerine negatif uyarılara sahip uyarılar olmaktadır. ROC eğrileri çizdirilip AUC değerleriyle yapılan değerlendirmede de k-NN sınıflandırıcısından elde edilen değerler ile örtüşerek en çok aktivasyon gösteren ve en büyük alana sahip negatif uyaran olmuştur. Devamında topografyası çizdirilen ve görsel uyaran türü-ÖKİ’ler arasındaki ilişki incelendiğinde negatif uyarıların oluşturduğu aktivasyon incelendiğinde, ÖKİ’lerin çoğunda negatif uyarıların aktivasyonunun yüksek olduğu görülmüştür. Genel olarak üç tür değerlendirmede de negatif görsellerin daha doğru ve yüksek aktivasyon ve bağlantısallık değerleri verdiği gözlemlenmiştir.

Bir önceki çalışmanın devamında gerçekleştirilen diğer bir çalışma ‘Görgül Kip Ayrışımı Yöntemi İle Duygu Temelli EEG Sınıflandırma Analizi’ ise, tek bir sınıflandırıcı eşliğinde incelenmekte olan görsel türleri ve ÖKİ’ler farklı altı adet sınıflandırıcı eşliğinde incelenmiştir. Detaylıca incelenen doğruluk performans parametresi analiz çalışmalarında, görsel-sınıflandırıcı-ÖKİ için farklı görsel uyaran türüne değişik sınıflandırma çeşitleri daha yüksek doğruluk değerli bir şekilde sonuçlar vermiştir ve aynı durum farklı seçilmiş ÖKİ için de farklı sayıda yüzdelerle değerleri görülmüştür. Sonuç olarak, ilgilenilmesi istenen görselin türünün ve/veya ÖKİ için belirli bir sınıflandırıcının kullanılması mümkün olabilmektedir.

Tablo 16: Duygu durumu bağlantısallık analizi kapsamında yapılan çalışma örnekleri.

Yazarlar	Kullanılan Veri Setleri	Duygu Durumu	Değerlendirme Yüzdeleri	Yöntem	Sınıflandırıcılar
Liu ve ark. [14]	Görsel	Aktivasyon-uyarılma	en yüksek %81.93	GYS - Kernel fisher	k-NN
Bajaj ve ark. [33, 36]	Görsel-işitsel	Pozitif-negatif	en yüksek %84.79	Çoklu DD-Entropi	En Küçük Kareler SVM
Zhang ve ark. [44]	Görsel-işitsel	Aktivasyon-uyarılma	en yüksek %94.98	GKA	SVM
Zhuang ve ark. [45]	Görsel-işitsel	Aktivasyon-uyarılma	en yüksek %71.99	GKA – Fisher uzaklığı	SVM
Soleymani ve ark. [64]	Görsel-işitsel	Aktivasyon-uyarılma - baskınlık	en yüksek %76.4	Single value decomposition	SVM
Zahra ve ark. [28]	Epileptik veri	-	en yüksek %87.2	ÇDGKA	YSA
Mert ve ark. [52]	DEAP veri seti	Aktivasyon-uyarılma	en yüksek %75	GYS ÇDGKA Korelasyon	YSA

Tez kapsamını oluşturan duygu durumlarının bağlantısallığı ile ilgili olarak incelenen çalışmalarda, veri setleri çoğu zaman hazır kullanılmış olup çalışma kapsamında oluşturulan veri setleri için görsel uyaran türleri IAPS olarak kullanılmaktadır. IAPS görsel uyaran türleri için zaman geçtikçe aktivasyon-uyarılma-baskınlık durumlarının değişimi göz önüne alındığında tez kapsamında da kullanılan güncel görsel uyaran seti önem arz etmektedir. İlgili tezde oluşturulan güncel veri seti ile yapılan çeşitli sinyal işleme uygulamaları ve devamında elde edilen sınıflandırıcı doğruluk sonuçları Bölüm 1.1’de ve Tablo 16’da detaylıca incelenmiş olup, tezi oluşturan çalışmalardaki doğruluk sonuçlarının daha yüksek doğruluk değerleri

verdiği görülmektedir. Sinyal işleme yöntemlerinin aynı olduğu çeşitli çalışmalarda ise de doğruluk sonuçları eş değer veya daha yüksek doğruluklu olarak elde edilmiştir.

İlgili tezin sinyal işleme aşamalarından da görüldüğü gibi, değişik yöntemlerin aktivasyon bölgeleri üzerinde değişik düzeyde duygu durum tayini yapabildikleri gözlemlenmiştir. Beynin çalışma prensibi olarak farklı bölgelerdeki farklı salınımlarının incelenmesi seçilen yöntem ve analizler ile değişebilmektedir. Duygu durumu tanıma çalışmasında değişik geri bildirimler alınabilmıştır, fakat, her uygulama ve analiz yöntemlerinde ortak olarak görsel uyaran türlerinin birbirleri ile genel bir anlamlılık gösterdiği görülmüş olup, topografik analizlerde de aktivasyonun daha çok beynin sol yarımküresinde gözlemlenmesi sağlanmıştır. Beynin sol unilateral olarak aktive olma durumunun görsel uyaranlar ile incelenen çalışmalar incelendiğinde aynı bölgelerde aktivasyonun yüksek olduğu durumlar da literatürde mevcut olarak görülmektedir [87,88].

Sonuç olarak, tez kapsamında gerçekleştirilen duygu durumlarının farklı uyaran türlerine bağlı olarak değişimi incelenmiş olup, literatürde güncel görsel veri seti oluşum aşamasındaki sinyal işleme öncesi çalışmalar için ve devamında EEG sinyal işleme alanında yapılan analiz ve değerlendirmeler ile bu alanda ileride yapılacak çalışmalar için yol gösterici olması ön görülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] H. Berger, "Über das Elektrenkephalogramm des Menschen," *Dtsch. Medizinische Wochenschrift*, vol. 51, no. 60, pp. 1947–1949, 1934.
- [2] P. J. Lang, M. M. Bradley, and B. N. Cuthbert, "Emotion, motivation, and anxiety: Brain mechanisms and psychophysiology," *Biol. Psychiatry*, 1998.
- [3] M. M. Bradley, M. Codispoti, D. Sabatinelli, and P. J. Lang, "Emotion and Motivation II: Sex Differences in Picture Processing," *Emotion*, 2001.
- [4] C. Darwin, "The expression of the emotions in man and animals," 2004.
- [5] J. E. LeDoux, "Emotion, memory and the brain," *Scientific American*, 1994.
- [6] W. James, "The principles of psychology," *Personality, Culture, Society*, vol. 20, no. 3–4, pp. 27–64, 2018.
- [7] A. Lynch, "Principles of psychology," *Nature*, 1923.
- [8] A. Damasio, "Descartes' error: Emotion, rationality and the human brain," *New York Putnam*, 1994.
- [9] P. Ekman, "Universals and cultural differences in facial expressions of emotion," *Nebraska Symposium On Motivation*, 1972.
- [10] P. J. Lang, M. K. Greenwald, M. M. Bradley, and A. O. Hamm, "Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions," *Psychophysiology*, vol. 30, no. 3, pp. 261–273, 1993.
- [11] P. J. Lang, "A Bio-Informational Theory of Emotional Imagery," *Psychophysiology*, vol. 16, 1979.
- [12] J. Russell, "A Circumplex Model of Affect," *J. Pers. Soc. Psychol.*, vol. 39, pp. 1161–1178, 1980.
- [13] J. Panksepp, "Toward a general psychobiological theory of emotions," *Behav. Brain Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 407–422, 1982.
- [14] G. L. Ahern and G. E. Schwartz, "Differential lateralization for positive and negative emotion in the human brain: EEG spectral analysis," *Neuropsychologia*, vol. 23, no. 6, pp. 745–755, 1985.
- [15] P. Ekman, E. T. Rolls, D. I. Perrett, and H. D. Ellis, "Facial expressions of emotion: an old controversy and new findings," *Philos. Trans. R. Soc. London B Biol. Sci.*, vol. 335, no. 1273, pp. 63–69, 1992.
- [16] P. Ekman, "An argument for basic emotions," *Cogn. Emot.*, vol. 6, no. 3–4, pp. 169–200, 1992.

- [17] M. M. Bradley and P. J. Lang, "Measuring emotion: The self assessment manikin and the semantic differential," *J. Behav. Ther. Exp. Psychiatry*, vol. 25, no. 1, pp. 49–59, 1994.
- [18] P. Welch, "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms," *IEEE Trans. Audio Electroacoust.*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, 1967.
- [19] A. M. Goodman, J. S. Katz, and M. N. Dretsch, "Military Affective Picture System (MAPS): A new emotion-based stimuli set for assessing emotional processing in military populations," *J. Behav. Ther. Exp. Psychiatry*, 2016.
- [20] J. Billieux *et al.*, "The Geneva Appetitive Alcohol Pictures (GAAP): Development and preliminary validation," *Eur. Addict. Res.*, 2011.
- [21] E. S. Dan-Glauser and K. R. Scherer, "The Geneva affective picture database (GAPED): A new 730-picture database focusing on valence and normative significance," *Behav. Res. Methods*, 2011.
- [22] E. Goeleven, R. De Raedt, L. Leyman, and B. Verschuere, "The Karolinska directed emotional faces: A validation study," *Cogn. Emot.*, 2008.
- [23] R. A. Stevenson and T. W. James, "Affective auditory stimuli: Characterization of the International Affective Digitized Sounds (IADS) by discrete emotional categories," *Behav. Res. Methods*, vol. 40, no. 1, pp. 315–321, 2008.
- [24] A. Marchewka, Ł. Żurawski, K. Jednoróg, "The N. A. P. S. (NAPS): I. to a novel, standardized, wide-range, high-quality, realistic picture database." *Behavior R. M.* vol. 46, no. 2, pp. 596–610, 2014.
- [25] A. J. Villar, "Comparative Study of Robust Methods for Motor Imagery Classification based on CSP and LDA," in *VII Latin American Congress on Biomedical Engineering, Bucaramanga, Santander, Colombia, October 26th -28th*, pp. 126–129, 2017.
- [26] Y. Jin, M. Mousavi, and V. R. de Sa, "Adaptive CSP with subspace alignment for subject-to-subject transfer in motor imagery brain-computer interfaces," in *6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, pp. 1–4, 2018.
- [27] N. Rehman and D. P. Mandic, "Multivariate empirical mode decomposition," *Proc. R. Soc. London A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 466, no. 2117, pp. 1291–1302, 2010.
- [28] A. Zahra, N. Kanwal, N. ur Rehman, S. Ehsan, and K. D. McDonald-Maier, "Seizure detection from EEG signals using Multivariate Empirical Mode Decomposition," *Comput. Biol. Med.*, vol. 88, pp. 132–141, 2017.
- [29] M. Li, H. Xu, X. Liu, and S. Lu, "Emotion recognition from multichannel EEG signals using K-nearest neighbor classification," in *Technology and health care : official journal of the European Society for Engineering and Medicine*, 2018.
- [30] J. Atkinson and D. Campos, "Improving BCI-based Emotion Recognition by Combining

- EEG Feature Selection and Kernel Classifiers,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 47, pp. 35–41, Apr. 2016.
- [31] M. Naji, M. Firoozabadi, and P. Azadfallah, “Emotion classification during music listening from forehead biosignals,” *Signal, Image Video Process.*, 2015.
- [32] Y. H. Liu, C. Te Wu, W. T. Cheng, Y. T. Hsiao, P. M. Chen, and J. T. Teng, “Emotion recognition from single-trial EEG based on kernel fisher’s emotion pattern and imbalanced quasiconformal kernel support vector machine,” *Sensors (Switzerland)*, 2014.
- [33] V. Bajaj and R. B. Pachori, “Detection of human emotions using features based on the multiwavelet transform of EEG signals,” *Intell. Syst. Ref. Libr.*, 2015.
- [34] V. Bajaj and R. B. Pachori, “Classification of Seizure and Nonseizure EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition,” *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 16, no. 6, pp. 1135–1142, 2012.
- [35] V. Bajaj and R. B. Pachori, “Epileptic seizure detection based on the instantaneous area of analytic intrinsic mode functions of EEG signals,” *Biomed. Eng. Lett.*, vol. 3, no. 1, pp. 17–21, 2013.
- [36] R. B. Pachori and V. Bajaj, “Analysis of normal and epileptic seizure EEG signals using empirical mode decomposition,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 104, no. 3, pp. 373–381, 2011.
- [37] P. Lahanea and A. K. Sangaiah, “An Approach to EEG Based Emotion Recognition and Classification Using Kernel Density Estimation,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 48, pp. 574–581, 2015.
- [38] X. Li, X. Q. Sun, X. Y. Qi, and X. F. Sun, “Relevance vector machine based EEG emotion recognition,” in *Proceedings - 6th International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control, IMCCC*, 2016.
- [39] R. M. Mehmood and H. J. Lee, “Emotion recognition from EEG brain signals based on particle swarm optimization and genetic search,” in *2016 IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshop*, 2016.
- [40] P. Ackermann, C. Kohlschein, J. Á. Bitsch, K. Wehrle, and S. Jeschke, “EEG-based automatic emotion recognition: Feature extraction, selection and classification methods,” in *2016 IEEE 18th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services*, 2016.
- [41] A. Jalilifard, E. B. Pizzolato, and M. K. Islam, “Emotion classification using single-channel scalp-EEG recording,” in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2016.
- [42] M. A. AlzeerAlhouseini, A. M. R., , Al-Shaikhli, I. F. , Bin Abdul Rahman A.W., Dzulkifli, “Emotion Detection Using Physiological Signals EEG & ECG Title,” *Int. J. Adv. Comput. Technol.*, vol. 3, no. 33, pp. 308–311, 2016.

- [43] A. Patil, C. Deshmukh, and A. R. Panat, "Feature extraction of EEG for emotion recognition using Hjorth features and higher order crossings," in *Conference on Advances in Signal Processing*, 2016.
- [44] Y. Zhang, X. Ji, and S. Zhang, "An approach to EEG-based emotion recognition using combined feature extraction method," *Neurosci. Lett.*, vol. 633, pp. 152–157, 2016.
- [45] N. Zhuang, Y. Zeng, L. Tong, C. Zhang, H. Zhang, and B. Yan, "Emotion Recognition from EEG Signals Using Multidimensional Information in EMD Domain," *Biomed Res. Int.*, 2017.
- [46] N. Kumar, K. Khaund, and S. M. Hazarika, "Bispectral Analysis of EEG for Emotion Recognition," in *Procedia Computer Science*, 2016.
- [47] J. Kumar and J. Kumar, "Affective Modelling of Users in HCI Using EEG," in *Procedia Computer Science*, 2016.
- [48] M. Mohammadpour, S. M. R. Hashemi, and N. Houshmand, "Classification of EEG-based emotion for BCI applications," in *7th Conference on Artificial Intelligence and Robotics*, 2017.
- [49] T. Matlovic, P. Gaspar, R. Moro, J. Simko, and M. Bielikova, "Emotions detection using facial expressions recognition and EEG," in *Proceedings - 11th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization*, 2016.
- [50] S. K. Roy, C. Ralekar, and T. K. Gandhi, "Emotion classification from EEG signals," in *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 2016.
- [51] A. Q.-X. Ang, Y. Q. Yeong, and W. Wee, "Emotion Classification from EEG Signals Using Time-Frequency-DWT Features and ANN," *J. Comput. Commun.*, 2017.
- [52] A. Mert and A. Akan, "Emotion recognition from EEG signals by using multivariate empirical mode decomposition," *Pattern Anal. Appl.*, 2018.
- [53] A. M. Bhatti, M. Majid, S. M. Anwar, and B. Khan, "Human emotion recognition and analysis in response to audio music using brain signals," *Comput. Human Behav.*, 2016.
- [54] Y. Lu, W. L. Zheng, B. Li, and B. L. Lu, "Combining eye movements and EEG to enhance emotion recognition," in *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2015.
- [55] J. Pan, Y. Li, and J. Wang, "An EEG-Based brain-computer interface for emotion recognition," in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2016.
- [56] S. Katsigiannis and N. Ramzan, "DREAMER: A Database for Emotion Recognition Through EEG and ECG Signals from Wireless Low-cost Off-the-Shelf Devices," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, 2018.

- [57] P. S. Ghare and A. N. Paithane, "Human emotion recognition using non linear and non stationary EEG signal," in *International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques*, 2017.
- [58] H. Candra, M. Yuwono, R. Chai, H. T. Nguyen, and S. Su, "EEG emotion recognition using reduced channel wavelet entropy and average wavelet coefficient features with normal Mutual Information method," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2017.
- [59] P. C. Petrantonakis and L. J. Hadjileontiadis, "Emotion Recognition from Brain Signals Using Hybrid Adaptive Filtering and Higher Order Crossings Analysis," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 1, no. 2, pp. 81–97, 2010.
- [60] P. C. Petrantonakis and L. J. Hadjileontiadis, "Adaptive Emotional Information Retrieval From EEG Signals in the Time-Frequency Domain," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 60, no. 5, pp. 2604–2616, 2012.
- [61] F. Yi and J. Kang, "Effect of background and foreground music on satisfaction, behavior, and emotional responses in public spaces of shopping malls," *Appl. Acoust.*, 2019.
- [62] H. Becker, J. Fleureau, P. Guillotel, F. Wendling, I. Merlet, and L. Albera, "Emotion recognition based on high-resolution EEG recordings and reconstructed brain sources," *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2017.
- [63] S. M. Alarcao and M. J. Fonseca, "Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey," *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2017.
- [64] M. Soleymani, M. Pantic, and T. Pun, "Multimodal emotion recognition in response to videos," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, 2012.
- [65] S. Koelstra *et al.*, "Single trial classification of EEG and peripheral physiological signals for recognition of emotions induced by music videos," in *Lecture Notes in Computer Science*, 2010.
- [66] "EEG 16 Channel Biosemi Headcap." Alıntılanma tarihi= 10.03.2019.
- [67] V. Jurcak, D. Tsuzuki, and I. Dan, "10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems," *Neuroimage*, 2007.
- [68] B. R. Glasberg and B. C. J. Moore, "Derivation of auditory filter shapes from notched-noise data," *Hear. Res.*, 1990.
- [69] Steven J. Luck, "An introduction to the event-related potential technique", *MIT Press*, 2005.
- [70] W. Klimesch, P. Sauseng, and S. Hanslmayr, "EEG alpha oscillations: The inhibition-timing hypothesis," *Brain Research Reviews*, 2007.
- [71] P. J. Lang, M. M. Bradley, and B. N. Cuthbert, "International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual," no. A-8, 2008.

- [72] K. Barbé, R. Pintelon, and J. Schoukens, “Welch method revisited: Nonparametric power spectrum estimation via circular overlap,” *IEEE Trans. Signal Process.*, 2010.
- [73] G. Rilling, P. Flandrin, and P. Gonçalves, “On empirical mode decomposition and its algorithms,” 2003.
- [74] Y. Zhang, X. Ji, and S. Zhang, “An approach to EEG-based emotion recognition using combined feature extraction method,” *Neurosci. Lett.*, 2016.
- [75] A. K. Jain, J. Mao, and K. M. Mohiuddin, “Artificial neural networks: A tutorial,” *Computer*. 1996.
- [76] D. Strauss, “The many faces of logistic regression,” *Am. Stat.*, 1992.
- [77] S. R. Safavian and D. Landgrebe, “A Survey of Decision Tree Classifier Methodology,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1991.
- [78] R. Scherer, G. R. Müller, C. Neuper, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, “An asynchronously controlled EEG-based virtual keyboard: Improvement of the spelling rate,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2004.
- [79] H. Zhang, “The Optimality of Naive Bayes,” *AAAI*, 2004.
- [80] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-Vector Networks,” *Mach. Learn.*, 1995.
- [81] T. Hastie, “K-Fold Cross-Validation,” *Sldm 3*, 2009.
- [82] M. D. Başar and A. Akan, “Chronic kidney disease prediction with reduced individual classifiers,” *Istanbul Univ. - J. Electr. Electron. Eng.*, 2018.
- [83] L. W. Johnson and E. R. Girden, “ANOVA: Repeated Measures,” *J. Mark. Res.*, 2006.
- [84] M. D. Basar, A. D. Duru, S. Ozgor, C. Ozgor, and A. Akan, “Analysis of reduced EEG channels based on emotional stimulus,” in *26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pp. 1–4, 2018.
- [85] M. S. Özerdem and H. Polat, “Emotion recognition based on EEG features in movie clips with channel selection,” *Brain Informatics*, 2017.
- [86] A. Komaty, A. O. Boudraa, B. Augier, and D. Dare-Emzivat, “EMD-based filtering using similarity measure between probability density functions of IMFs,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2014.
- [87] G. Prete, B. Laeng and L. Tommasi, “Transcranial random noise stimulation (tRNS) over prefrontal cortex does not influence the evaluation of facial emotions,” *Social Neuroscience*, 2017.
- [88] H. Guo, Z. Zhang, S. Da, X. Sheng and X. Zhang, “High-definition transcranial direct current stimulation (HD-tDCS) of left dorsolateral prefrontal cortex affects performance in Balloon Analogue Risk Task (BART),” *Brain and Behavior*, 2018.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Merve DOĞRUYOL BAŞAR
Doğum Yeri	Kadıköy, İstanbul
Doğum Tarihi	1990
Uyruğu	<input checked="" type="checkbox"/> T.C. <input type="checkbox"/> Diğer:
Telefon	+90 212 4737070
E-Posta Adresi	mervedb@istanbul.edu.tr
Web Adresi	http://avesis.istanbulc.edu.tr/mervedb/



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Marmara Üniversitesi
Fakülte	Fen – Edebiyat Fakültesi
Bölümü	Fizik
Mezuniyet Yılı	2012

Yüksek Lisans	
Üniversite	İstanbul Teknik Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Elektronik - Haberleşme Anabilim Dalı
Programı	Biyomedikal Mühendisliği Programı
Mezuniyet Yılı	2014

Doktora	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Enstitü Adı	Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Anabilim Dalı	Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı
Programı	Biyomedikal Mühendisliği Programı

Makale ve Bildiriler	
<ol style="list-style-type: none"> 1. Başar MD., Duru A.D., Akan A, “EEG-Based Classification of Emotional Stimulation using Multivariate Empirical Mode Decomposition”, 2019, <i>değerlendirme aşamasında</i>. 2. Başar MD., Duru A.D., Akan A, “Emotional State Discrimination Based on Common Spatial Patterns of EEG”, 2019, <i>değerlendirme aşamasında</i>. 3. Başar MD., Duru A.D., Akan A, “Emotional State Classification of Electrophysiological Brain Responses Based on Intrinsic Mode Functions”, 2019, <i>değerlendirme aşamasında</i>. 4. Başar MD., Duru A.D., Akan A, “MEMD–based EEG Signal Analysis for Emotion Recognition with Visual Stimulus”, 2019, <i>değerlendirme aşamasında</i>. 	

5. Başar MD., Akan A., "Chronic Kidney Disease Prediction with Reduced Individual Classifiers", *Electrica*, vol.18, 2018, pp.249-255.
6. Başar MD., Duru A.D., Ozgor SŞ., Ozgor C., Akan A., "Analysis of Reduced EEG Channels Based on Emotional Stimulus", *26th Signal Processing and Communications Applications Conference*, İzmir, Türkiye, 2018, ss.1-4.
7. Başar MD., Duru A.D., Akan A., "Emotional Elicitation Analysis Using Common Spatial Patterns in Frequency Domain", *International Symposium on Graduate Research in Science*, İstanbul, Türkiye, 2018, pp.1-2
8. Sarıkaş A., Başar MD., "An electronic portable device design to spectroscopically assess fruit quality", *Turkish Journal Of Electrical Engineering And Computer Sciences*, vol.25, 2017, pp.4063-4076.
9. Başar MD., Akan A., "Detection of Chronic Kidney Disease by Using Ensemble Classifiers", *10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, Bursa, Türkiye, 2017, pp.544-547.
10. Başar MD., Kotan S., Kılıç N., Akan A., "Morphologic based feature extraction for arrhythmia beat detection", *Medical Technologies National Congress*, Antalya, Türkiye, 2016, ss.773-776.
11. Başar MD., Sarı P., Kılıç N., Akan A. "Detection of chronic kidney disease by using Adaboost ensemble learning approach", *Signal Processing and Communication Application Conference*, Zonguldak, Türkiye, 2016, ss.1-4.
12. Sarıkaş A., Doğruyol M., Çilesiz İ., "Design and implementation of a manually portable device to spectroscopically assess fruit quality", *Biomedical Engineering Meeting*, İstanbul, Türkiye, 2014, ss.1-4.