KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTROENSEFALOGRAFİ TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ SİSTEMLERİNDE KULLANILAN KANALLARIN DUYGU TANIMA PERFORMANS ANALİZİ

FURKAN DOĞAN

KOCAELİ 2024

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ

ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTROENSEFALOGRAFİ TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ SİSTEMLERİNDE KULLANILAN KANALLARIN DUYGU TANIMA PERFORMANS ANALİZİ

FURKAN DOĞAN

Doç.Dr. Pınar Onay DURDU		
Danışman,	**Kocaeli Üniversitesi**	**.....**
Doç.Dr. Orhan AKBULUT		
Jüri Üyesi,	**Kocaeli Üniversitesi**	**.....**
Doç.Dr. Bülent Gürsel EMİROĞLU		
Jüri Üyesi,	**Kırıkkale Üniversitesi**	**.....**

Tezin Savunulduğu Tarih: 29.01.2024

ETİK BEYAN VE ARAŞTIRMA FONU DESTEĞİ

Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez/proje çalışmasında,

- Bu tezin/projenin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu,
- Çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı,
- Bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi,
- Bu çalışmanın Kocaeli Üniversitesi'nin abone olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun olduğunu,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Tezin/Projenin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez/proje çalışması olarak sunmadığımı,

beyan ederim.

■ Bu tez/proje çalışmasının herhangi bir aşaması hiçbir kurum/kuruluş tarafından maddi/alt yapı desteği ile desteklenmemiştir.

☐ Bu tez/proje çalışması kapsamında üretilen veri ve bilgiler ..... tarafından ..... no'lu proje kapsamında maddi/alt yapı desteği alınarak gerçekleştirilmiştir.

Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Furkan DOĞAN

YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI

Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/projemin tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda belirtilen koşullarla kullanıma açma izninin Kocaeli Üniversitesi'ne verdiğimi beyan ederim. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin/projemin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanımı bana ait olacaktır.

Tezin/projenin kendi özgün çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin/projenin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanılması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim kurulu tarafından yayınlanan ***"Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge"*** kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricinde YÖK Ulusal Tez Merkezi/ Kocaeli Üniversitesi Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

☐ Enstitü yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.

☐ Enstitü yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 6 ay ertelenmiştir.

■ Tezim ile ilgili gizlilik kararı verilmemiştir.

Furkan DOĞAN

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının her aşamasında bana her anlamda desteğini esirgemeyen, önerileri ve birikimleriyle beni yönlendiren, tezime büyük katkı sağlayan başta danışman hocam Doç. Dr. Pınar ONAY DURDU'ya çok teşekkür ederim.

Tez çalışmasının uygulama adımın gerçekleştirilmesi konusunda önerileri ve yönlendirmeleri için Doç. Dr. Orhan AKBULUT hocama saygı ve sevgiyle teşekkür ederim.

Çalışmamızın veri kümesinin hazırlanmasında büyük katkıları ve desteği olan Arş. Gör. Kübra ERAT'a ve deneyimize katılan tüm katılımcılara sonsuz teşekkür ederim.

Ayrıca, bu tez çalışmasında manevi olarak desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen babam Fevzi DOĞAN'a, annem Güleser DOĞAN'a, abim Samet DOĞAN'a ve arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Ocak – 2024 Furkan DOĞAN

İÇİNDEKİLER

ETİK BEYAN VE ARAŞTIRMA FONU DESTEĞİ i
YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI ii
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR iii
İÇİNDEKİLER iv
ŞEKİLLER DİZİNİ vi
TABLOLAR DİZİNİ vii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ viii
ÖZET x
ABSTRACT xi
1. GİRİŞ 1
2. GENEL BİLGİLER 5
2.1. Tez Çalışmasını Amacı 5
2.2. Tez Çalışmasının Katkıları 6
2.3. Tezin Yapısı 7
3. ALANYAZIN ARAŞTIRMASI 9
3.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) 9
3.2. Elektroensefalografi (EEG) 10
3.3. Duygu ve Duygu Modelleri 12
3.4. EEG Tabanlı Duygu Tanıma 13
3.5. EEG Tabanlı Duygu Tanımada Kanal Seçimi 16
3.6. İlgili Çalışmalar 17
4. YÖNTEM 22
4.1. Çalışma Tasarımı 22
4.2. EEG Veri Kümesi Oluşturma Deneyi 23
4.2.1. Katılımcılar 23
4.2.2. Deney Prosedürü 24
4.2.3. Duyuşsal Derecelendirme Sistemi 27
4.2.4. EEG Başlığı 28
4.3. EEG Sinyallerinin İşlenmesi 28
4.3.1. Ön İşleme 29
4.3.2. Öznitelik Çıkarımı 29
4.3.3. Öznitelik Seçimi 30
4.3.4. Kanal Seçim Yöntemi ve Seçilen Kanallar 30
4.3.5. Sınıflandırma Algoritması 32
4.3.6. Sınıflandırma Performansı 33
4.3.7. Yazılım ve Donanım Bilgisi 34
5. DENEYSEL SONUÇLAR 35
5.1. Öznitelik Çıkarım ve Öznitelik Seçim Sürelerinin Değerlendirilmesi 35
5.2. Sınıflandırma Algoritmaların Değerlendirilmesi 36
5.2.1. Sınıflandırma Doğruluk Sonuçları 36
5.2.2. Sınıflandırma Performans Metrik Sonuçları 39
5.2.3. Kanal Sayısı Bazlı Sınıflandırma Süreleri 42
5.2.4. kNN Parametre Değerlendirmesi 43
5.2.5. Kanal Sayısı Bazlı Sınıflandırma Doğruluğu Değerlendirmesi 44
5.3. Duygu Tanıma Süreleri 45
5.4. EEG Kanal Çiftlerinin Değerlendirilmesi 45

5.5. Beyin Bölgelerinin Değerlendirilmesi 46
5.6. SAM Anket Cevaplarının Değerlendirilmesi 48
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 50
KAYNAKLAR 53
EKLER 61
KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER 68
ÖZGEÇMİŞ 69

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. 10-20 sistemi 12
Şekil 3.2. Boyutsal model duygu düzlemi 13
Şekil 3.3. EEG tabanlı duygu tanıma prosedürü 14
Şekil 4.1. Çalışma tasarımı 22
Şekil 4.2. Deney esnasına ait örnek görüntüler 23
Şekil 4.3. Gözlemci takip arayüzü 23
Şekil 4.4. Deney prosedürü 25
Şekil 4.5. Eğitim deneyi prosedürü 26
Şekil 4.6. Deney prosedürü 27
Şekil 4.7. SAM anketi 28
Şekil 4.8. Emotiv EPOC+ EEG başlığı 28
Şekil 4.9. AF3 kanalı için bant geçiren filtre uygulaması 29
Şekil 5.1. Kanal sayısı bazlı ortalama öznitelik çıkarım sürelerine ait grafik 35
Şekil 5.2. Kanal sayısı bazlı ortalama öznitelik seçim sürelerine ait grafik 36
Şekil 5.3. DVM eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği 37
Şekil 5.4. kNN eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği 37
Şekil 5.5. LR eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği 37
Şekil 5.6. Kanal sayısı bazlı ortalama sınıflandırma süreleri 43
Şekil 5.7. Kanal sayısı bazlı DVM uyarılma/değerlik ortalama test doğruluk sonuçları 44
Şekil 5.8. Ortalama duygu tanıma süreleri 45
Şekil 5.9. Kanal çiftleri sınıflandırma doğruluk sonuçları grafiği 46
Şekil 5.10. Beyin bölgelerine göre ortalama test sınıflandırma doğruluk sonuçları grafiği 47
Şekil 5.11. Uyarılma boyutu SAM anket cevapları 48
Şekil 5.12. Değerlik boyutu SAM anket cevapları 48

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 3.1. Beyin dalgaları 11
Tablo 3.2. İlgili çalışmalar 20
Tablo 4.1. Demografik bilgiler 24
Tablo 4.2. EEG kanal kombinasyonları 31
Tablo 4.3. Tezde kullanılan makine öğrenmesi yaklaşımlarının parametreleri 33
Tablo 4.4. Karışıklık matrisi 33
Tablo 5.1. Sınıflandırma doğruluk sonuçları 38
Tablo 5.2. DVM test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları 40
Tablo 5.3. kNN test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları 40
Tablo 5.4. LR test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları 42
Tablo 5.5. kNN uyarılma duygu boyutuna ait k parametrelerine göre doğruluk sonuçları 43
Tablo 5.6. kNN değerlik duygu boyutuna ait k parametrelerine göre doğruluk sonuçları 44
Tablo 5.7. Kanal çiftleri sınıflandırma doğruluk sonuçları 46
Tablo 5.8. Beyin bölgelerine göre ortalama test sınıflandırma doğruluk sonuçları 47

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Hz	: Hertz
sn	: saniye
ms	: milisaniye
α	: Alfa
β	: Beta
γ	: Gama
δ	: Delta
θ	: Teta

Kısaltmalar

AUC	: Area Under Cover(Eğri Altındaki Alan)
BB	: Beyin Bölgesi
BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü
BCI	: Brain Computer Interface (Beyin Bilgisayar Arayüzü)
C	: Central (Merkezi)
CPU	: Central Process Unit (Merkezi İşlem Birimi)
CSP	: Constraint Satisfaction Problems (Ortak Uzamsal Örüntüler)
D	: Değerlik
DE	: Diferansiyel Entropi
DVM	: Destek Vektör Makineleri
EEG	: Elektroansefalografi
EKG	: Elektrokardiyogram
EMG	: Elektromiyogram
EOG	: Elektrookülografi
F	: Frontal
fMRI	: Functional Magnetic Resonance Imaging (Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme)
FN	: False Negative (Yanlış Negatif)
FP	: False Positive (Doğru Pozitif)
GAPED	: The Geneva Affective Picture Database (Cenevre Duygusal Resim Veritabanı)
GB	: Gigabyte (Gigabayt)
GCT	: Galvanik Cilt Tepkisi
IADS	: The International Affective Digitized Sounds (Uluslararası Duygusal Sayısallaştırılmış Sesler)
IAPS	: The International Affective Picture Systems (Uluslararası Duygusal Resim Sistemi)
ICA	: Independent Component Analysis (Bağımsız Bileşen Analizi)
İBE	: İnsan Bilgisayar Etkileşimi
KK	: Kanal Kombinasyonu
KNN	: K-Nearest Neighbors (K-En Yakın Komşuluk)
KS	: Kanal Sayısı
LDA	: Linear Discriminant Analysis (Doğrusal Diskriminant Analizi)
LR	: Logistik Regresyon

MLPNN	: Multilayer Perceptron Neural Network (Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı)
O	: Oksipital
P	: Parietal
PCA	: Principal Component Analysis (Temel Bileşen Analizi)
RO	: Rasgele Orman
SAM	: Self-Assessment Manikin (Duyuşsal Derecelendirme Sistemi)
SI	: Swarm Intelligence (Sürü Zekâsı)
STFT	: Short Time Fourier Transform (Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü)
T	: Temporal
TN	: True Negative (Doğru Negatif)
TP	: True Positive (Doğru Pozitif)
U	: Uyarılma
YSA	: Yapay Sinir Ağı

ELEKTROENSEFALOGRAFİ TABANLI BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ SİSTEMLERİNDE KULLANILAN KANALLARIN DUYGU TANIMA PERFORMANS ANALİZİ

ÖZET

Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) teknolojileri, Elektroensefalografi (EEG) sinyallerini işleyerek duygu tanıma, motor görüntü sınıflandırma, uyku durumu sınıflandırma gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Özellikle duygu tanıma alanında, beynin farklı bölgelerine yerleştirilen EEG elektrotları, duygu durumuna bağlı olarak farklı öneme sahiptir. Ancak, çok sayıda elektrot kullanmak, işlenecek veri miktarını ve EEG verilerini elde etmek için gerekli donanım maliyetini artırabilir. Bu nedenle, EEG tabanlı duygu tanıma çalışmalarında kanal seçimi önemli hale gelmiştir.

Bu çalışmada, EEG tabanlı duygu tanıma üzerinde etkili olan EEG kanallarının değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında, EEG sinyallerini elde edebilmek için 20 katılımcıyla her biri 2 oturumdan oluşan bir kullanıcı deneyi ile, EEG sinyalleri Emotiv EPOC+ cihazı kullanılarak kaydedilmiştir. Değerlendirme için, Emotiv EPOC+ cihazındaki 14 EEG kanalı üzerinden 56 farklı EEG kanal kombinasyonu oluşturulmuştur. EEG sinyallerinin ön işleme aşamasında bant geçiren filtreleme, öznitelik çıkarımı için Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ve diferansiyel entropi, ortalama, standart sapma ve varyans kullanılmıştır. Öznitelik seçimi için Doğrusal Diskriminant Analizi (LDA) yöntemi uygulanmıştır. Destek Vektör Makinaları (DVM), k-En Yakın Komşuluk (kNN) ve Lojistik Regresyon (LR) makine öğrenmesi sınıflandırma yaklaşımları ile duygu tanıma gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen analizler sonucunda, 12 kanal (AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2) kullanımı ile uyarılma ve değerlik duygu boyutları için DVM, KNN ve LR yaklaşımlarından %94 ve üzeri sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Sınıflandırma metrikleri ile işlem süresi üzerinden kıyaslama gerçekleştirildiğinde Lojistik Regresyon yaklaşımı ile 12 kanal (AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2) kullanıldığında en uygun sınıflandırma performansı elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA), Duygu Tanıma, Elektroansefalografi (EEG), Kanal Seçimi, Makine Öğrenmesi.

EMOTION RECOGNITION PERFORMANCE ANALYSIS OF ELECTROENCEPHALOGRAPHY BASED BRAIN COMPUTER INTERFACE SYSTEMS

ABSTRACT

Brain-Computer Interface (BCI) technologies are utilized in various fields such as emotion recognition, motor imagery classification, and sleep state classification by processing Electroencephalography (EEG) signals. Particularly in emotion recognition, EEG electrodes placed in different regions of the brain have varying importance depending on the emotional state. However, using a large number of electrodes can increase the amount of processed data and raise the hardware costs for obtaining EEG data. In the literature, there are various approaches and methods for selecting the most suitable location and number of EEG channels. In this context, channel selection has become crucial in EEG-based emotion recognition studies.

This study aims to evaluate the EEG channels effective in EEG-based emotion recognition. EEG signals were recorded using the Emotiv EPOC+ device with 20 participants in a user experiment consisting of two sessions each. For evaluation, 56 different EEG channel combinations were created based on the 14 EEG channels of the Emotiv EPOC+ device. Bandpass filtering was applied during the preprocessing stage of EEG signals and Short-Time Fourier Transform and differential entropy were used for feature extraction along with mean, standard deviation, and variance. Linear Discriminant Analysis (LDA) was applied for feature selection. Emotion recognition was performed using Support Vector Machines (SVM), k-Nearest Neighbors (kNN), and Logistic Regression (LR) machine learning classification algorithms. The analyses yielded the best classification accuracies above 94% for arousal and valence emotional dimensions using 12 channels (AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2) with SVM, kNN, and LR algorithms. In addition, the LR algorithm achieved the best performance with 12 channels (AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2) when compared in terms of classification performance and processing time.

Keywords: Brain Computer Interface (BCI), Emotion Recognition, Electroencephalography (EEG), Channel Selection, Machine Learning.

1. GİRİŞ

Son yıllarda teknolojideki hızlı gelişmeler sayesinde bilgisayar sistemlerinin günlük hayattaki kullanım alanları oldukça yaygınlaşmıştır. Tüm bu sistemlerin etkin bir şekilde kullanılabilmeleri için insanların ihtiyaçlarına ve beklentilerine uygun olarak tasarlanmaları ve geliştirilmeleri gerekmektedir. Bir diğer deyişle, insanların teknoloji ile daha etkili bir iletişim kurabilmelerini, daha hızlı öğrenmelerini ve memnuniyet verici deneyimler yaşayabilmelerini sağlayan daha kullanılabilir (9241-210, 2019), ve daha iyi bir kullanıcı deneyimini (Hassenzahl ve Tractinsky, 2006) sunan bilgisayar sistemlerini geliştirmeye ihtiyaç vardır. Bu amaçla İnsan Bilgisayar Etkileşimi (İBE) alanında mobil cihazlar, akıllı ev sistemleri, sanal gerçeklik, yapay zeka ve diğer pek çok yenilikçi teknolojiye yönelik farklı disiplinleri de içerecek şekilde çeşitli araştırmalar yapılmaktadır (Khan ve Chanda, 2023). İBE alanındaki bu araştırmalar geliştirilen bilgisayar sistemlerinin insanların günlük hayatlarına daha doğal bir şekilde entegre olabilmesini sağlamaktadır.

Kullanıcılar bilgisayar sistemleri ile kullanıcıların sistemi manipüle etmesine olanak tanıyan girdi ve sistemin kullanıcıya bilgi sağlamasına olanak tanıyan çıktı araçlarını içeren donanım ve yazılımdan oluşan bir kullanıcı arayüzü aracılığıyla etkileşime girer (Brey ve Søraker, 2009). Yaygın olarak bilgisayarlar ile etkileşimde kullanılan geleneksel fare ve klavye girdi cihazları yerine günümüzde Beyin Bilgisayar Ara yüzleri (BBA) (BCI – Brain Computer Interface) bir alternatif olarak kullanılmaya başlanmıştır. BBA sistemleri, bireyin beyin aktivitesinin doğrudan algılandığını ve yorumlandığı bir iletişim ve kontrol yöntemi sağlayan sistemlerdir (Wolpaw ve diğ., 2002). Ayrıca BBA'ların beyin aktivitesini tespit ederek bireyin duygusal ve bilişsel durumunu algılayabilmesi ile de insan ve bilgisayarlar arasında daha doğal etkileşim sağlama potansiyeli oluşturmuşlardır. (Al Nafjan ve diğ., 2017). Bu bağlamda duygu tanıma çalışmaları, BBA sistemleri alanında önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir (Spezialetti ve diğ., 2020) ve de İBE alanındaki kullanıcı deneyiminin kişisel ve doğal etkileşimli hale getirilmesinde önemli katkılar sağlamaktadır.

BBA uygulamalarının özellikle engelli bireylerin yaşam kalitesini arttırmak ve günlük hayatta bağımsız olmalarına yardımcı olmak adına insan-bilgisayar iş birliğini geliştirmek için önemli potansiyele sahiptir. Bu alanda yapılmış çalışmalar, hareket

kontrolü (McFarland ve diğ., 2008; Hoffmann ve diğ., 2008; Karim ve diğ., 2006), oyun ve eğlence amaçlı uygulamalar (Jeon ve Shin, 2015; Holz ve diğ., 2013; Bai ve diğ., 2008), harici cihazların kontrolü (Leeb ve diğ., 2015; Conradi ve diğ., 2009), iletişim yardımı (Sellers ve Donchin, 2006; Nijboer ve diğ., 2008; Kaufmann ve diğ., 2013; Scherer ve diğ., 2015) gibi çeşitli örneklerden oluşmaktadır.

İnsan-bilgisayar etkileşiminde BBA ile duygu tanımanın da mümkün olmasıyla birlikte, bilgisayar sistemlerinin kullanıcıların duygusal tepkilerini ve zihinsel durumlarını anlamlandırarak daha etkileşimli ve özelleştirilebilir hale gelmesi mümkün olmuştur. Duygu tanıma, insanların çeşitli olaylara verdiği tepkilerin yorumlanmasıdır. BBA sistemlerinde duygu tanıma ve algılama için Elektrokardiyogram (EKG)(Goshvarpour ve diğ., 2017; Das ve diğ., 2016), Elektromiyogram (EMG)(Kose ve diğ., 2021; Yang ve Yang, 2011), Elektrookülografi (EOG)(Kose ve diğ., 2021; Soundariya ve Renuga, 2017), Galvanik Cilt Tepkisi (GCT)(Goshvarpour ve diğ., 2017; Udovičić ve diğ., 2017; Das ve diğ., 2016) gibi çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemler arasında düşük maliyeti, taşınabilirliği ve kabul edilebilir bir uzamsal çözünürlükle birlikte iyi bir zamansal çözünürlüğe sahip olması nedeniyle Elektroensefalografi (EEG) sinyallerinin kullanımı öne çıkmaktadır (Dadebayev ve diğ., 2022). Elektroensefalografi (EEG), kafa derisi üzerinde oluşan potansiyel farkları ölçen bir yöntemdir ve beyin hücrelerinin elektriksel faaliyetlerini değerlendirmek amacıyla kullanılır (Lee ve Tan, 2006). Bir EEG cihazı elektrot olarak isimlendirilen sensörler ile kafa derisine bağlanır ve elektrotlar beyindeki elektriksel uyarıları analiz eder ve sonuçları kaydeden bir bilgisayara gönderir. EEG ile elde edilen verileri etkili bir şekilde işlemek için verimli, güvenilir ve pratik sistemlere olan ihtiyaç artmıştır.

EEG sinyalleri ile veri elde etmek için geliştirilmiş çeşitli sayıda elektrotlar içeren çeşitli BBA cihazı mevcuttur (Koelstra ve diğ., 2011; Zheng ve Lu, 2015; Katsigiannis ve Ramzan, 2017). Bu elektrotların kafa üzerinde farklı konumlara yerleştirilmesi ile farklı kanallardan elde edilen sinyaller, sinyal işleme teknikleri ve makine öğrenimi ile analiz edilerek duygu tanıma işlemi gerçekleştirilir. EEG ile duygu tanıma sürecinde bulunan kanalların hepsinin duygu tanıma için dahil edilmesi makine öğrenmesi modelini karmaşık ve maliyetli hale getirmektedir (Alotaiby ve diğ., 2015). Bu nedenle, duygu

tanıma için etkili olan EEG kanallarının belirlenerek EEG sinyallerinin analizinin yapılması duygu tanıma performansı arttıracaktır.

EEG tabanlı duygu tanıma araştırmalarında; çalışmalarda kullanılan BBA'ların kurulum süresinin fazla olması (Dura ve diğ., 2021;), sinyal işleme aşamasında hesaplama karmaşıklığının ve işlem süresinin yüksek olması (Liu ve Fu, 2021; Dura ve diğ., 2021; Zheng ve diğ., 2021; Ansari-Asl ve diğ., 2007), daha az sayıda kanal ile de hedeflenen duygu durumlarının tespit edilebiliyor olması (Sarma ve Barma, 2022; Yildirim ve diğ., 2021), ve daha az sayıda kanal ile aynı başarıma ulaşılabilmesi (Tong ve diğ., 2018; Zhang ve diğ., 2016; Ansari-Asl ve diğ., 2007) gibi konular kanal seçimi konusunda çalışmaların yapılması gerekliliğine işaret etmektedir.

Kanal seçim işlemi temel olarak şu amaçları taşır:

1. İlgili kanalları seçerek, EEG sinyalleri üzerinde gerçekleştirilen işlemlerin hesaplama karmaşıklığını azaltmak.
2. Gereksiz kanalların kullanımını azaltarak performansı artırmak.
3. BBA sisteminin kurulum süresini azaltmak.

Bu yönde yapılan çalışmalarda, farklı sayılarda kanalın seçilmesi ve bu seçimlerin başarımlarının değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Ancak hangi kanalların kullanımının en uygun olduğunun belirlenmesi hala tartışmalı bir konu olarak kalmıştır. Birçok çalışma, kanal seçiminin doğruluğa ve hesaplama süresine katkı sağladığını göstermiş olsa da ideal kanal kombinasyonlarının belirlenmesi konusunda daha fazla araştırma yapılması gerekmektedir (Arvaneh ve diğ., 2011; Alotaiby ve diğ., 2015).

Diğer taraftan bu çalışmalarda araştırmacılar duygu tanıma için ya kendileri bir EEG tabanlı BBA kullanarak kullanıcı EEG sinyallerini elde ederek bir veri kümesi oluşturmuşlar (Zheng ve diğ., 2021) ya da alan yazında yer alan yayınlanmış DEAP, MAHNOB-HCI, DREAMER ve SEED gibi hazır erişilebilir veri kümelerini kullanmışlardır (Kouka ve diğ., 2023; Cizmeci ve Ozcan, 2023; Lin ve diğ., 2023; Li ve diğ., 2022;). Ancak tüm bu çalışmalarda kullanılan bu veri kümelerinde istenilen duygu durumunu tetiklemek için görsel-işitsel uyaranlar yani video-klipler kullanılmıştır ve bu durum, EEG verilerinin toplanacağı katılımcı profiline göre kültürlerarası farklılıklar

oluşturmaktadır. Katılımcıların kendi anadilinden farklı bir dilde uyaranlara maruz kalması gerçek duygu durumlarını ortaya çıkarmayabilir. Alan yazında bazı duygu durumlarını ortaya çıkarmak için standartlaştırılmış IAPS (Lang ve diğ., 1997) ya da IADS (Bradley ve Lang, 2007) gibi uyaran veri kümeleri de oluşturulmuştur. Bu veri kümelerinden sadece görsel uyaran IAPS kullanılarak katılımcı profilinden bağımsız daha geniş ve farklı kültürler tarafından kullanılabilir veri kümesi oluşturmak mümkündür.

Bu tez çalışması kapsamında, BBA sistemleri kapsamında kullanılan EEG kanallarının duygu tanımadaki etkisi araştırılmaktadır. Bu amaçla bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen bir kullanıcı deneyi ile sadece görsel uyaran içeren IAPS veri kümesi ile duygu durumu tetiklenmesi sağlanarak bir EEG veri kümesi oluşturulmuştur. Oluşturulan bu veri kümesi üzerinde, beyin üzerine yerleştirilmiş EEG kanallarının ayrı ayrı veya birbirleriyle kombinasyonlarından oluşan kanallar dikkate alınarak duygu tanımadaki başarımı incelenmektedir. Başarım analizinde, DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmaları kullanılmaktadır. Bu çalışmanın çıktılarının, EEG tabanlı duygu tanıma yapılan BBA sistemleri için düşük maliyetli ve yüksek performanslı duygu tanımanın yapılması yönünde araştırmacılara yol gösterici olduğu düşünülmektedir. Tez çalışması sonucunda, EEG sinyalleri analiz edilerek elde edilen bulgulardan aşağıdaki soruların yanıtları aranmaktadır;

- Duygu tanımada etkili olan EEG kanal kombinasyonları hangileridir?
- Duygu tanımada etkili olan EEG kanallarının başarımı nedir?

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Tez Çalışmasını Amacı

Günümüzde, İnsan Bilgisayar Etkileşimi (İBE) alanında insanlar ve bilgisayarlar arasındaki etkileşimin daha doğal hale getirilmesine yönelik çeşitli yaklaşımlar konusunda araştırmalar yapılmaktadır. Bu farklı yaklaşımlara bir örnek olarak Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA) sistemleri bireyin dış dünya ile bağlantı kurarken beynin normalde olması gereken çıktı yolları olan kas sistemleri yerine beyin etkinliğinin doğrudan algılandığını ve yorumlandığı bir iletişim ve kontrol yöntemi sağlayan sistemlerdir (Wolpaw ve diğ., 2002). BBA sistemleri, bireyin duygusal ve bilişsel durumunu algılayarak insan ve bilgisayarlar arasında doğal etkileşim potansiyeli sağlama kabiliyetine sahiptir (Al Nafjan ve diğ., 2017). Bu bağlamda, duygu tanıma çalışmaları BBA sistemleri alanında önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir (Spezialetti ve diğ., 2020). BBA sistemlerinde video klip, fotoğraf veya çeşitli görevlerle duygu tetikleme yapılır ve fizyolojik kayıtlar üzerinden duygu tanıma gerçekleştirilir. Duygu tanıma, insanların çeşitli olaylara verdiği tepkilerin yorumlanmasıdır.

Beyin hücrelerindeki fizyolojik değişimlerin kaydedilmesiyle elde edilen sinyallere Elektroensefalografi (EEG) denir. BBA sistemlerinde duygu tanımaya ve algılamaya yönelik çalışmalarda EEG tabanlı sinyaller en sık kullanılan yöntemdir. En sık kullanılmasının sebebi ise ucuz olması, kolay taşınabilir olması ve bunun yanında iyi bir zamansal çözünürlük ile kabul edilebilir bir uzamsal çözünürlüğe sahip olmasıdır. EEG sensörlerinden alınan bilgileri işlemek için verimli, başarılı, güvenilir ve pratik bir sisteme duyulan ihtiyaç artmıştır. Bu sebeple beyin üzerinde farklı yerlere yerleştirilmiş çok sayıda EEG kanalı ile, farklı tipteki BBA uygulamalarında verimli kanal seçim algoritmalarına ihtiyaç duyulduğu ortaya çıkmıştır. Kanal seçim sürecindeki temel amaçlar ilgili kanalları seçerek ve dolayısıyla önem taşıyan özellikleri çıkararak EEG sinyalleri üzerinde gerçekleştirilen herhangi bir işleme görevinin hesaplama karmaşıklığını azaltmak, gereksiz kanalların kullanılmasını azaltarak performansı artırmak ve kurulum süresini azaltmak şeklinde listelenebilir. Bu doğrultuda gerçekleştirilen çeşitli çalışmalarda (Yang ve diğ., 2021; Özerdem ve Polat, 2017; Ansari-Asl ve diğ., 2007; Arvaneh ve diğ., 2011) farklı sayılarda kanalların seçimi yapılarak başarımları değerlendirilmiştir. Kanal seçiminin doğruluğa (Arvaneh ve diğ., 2011) ve

hesaplama süresine (Ansari-Asl ve diğ., 2007) katkı sağladığına yönelik bulgular çalışmalarda raporlanmış olsa da hangi kanalların kullanımının en uygun olduğunun belirlenmesi hala tartışmalı bir konudur (Arvaneh ve diğ., 2011; Alotaiby ve diğ., 2015).

Bu tez çalışması kapsamında, BBA sistemleri kapsamında kullanılan EEG kanallarının duygu tanımadaki etkisi araştırılmaktadır. Çalışmanın analizlerinin yapılması için bir kullanıcı deneyi ile 14 EEG kanalı bulunan Emotiv EPOC+ EEG cihazı ile bir veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesinin oluşturulması sırasında kullanıcıların duygu durumlarını tetikleme amacıyla alan yazındaki diğer örneklerinden farklı olarak katılımcının ana dilinden bağımsız olacak şekilde sadece görsel uyaranlar içeren IAPS veri kümesi (Lang ve diğ., 1997) kullanılmıştır. Bu şekilde oluşturulan veri kümesinde, beyin üzerine yerleştirilmiş EEG kanallarının ayrı ayrı veya birbirleriyle kombinasyonlarından oluşan kanalları dikkate alınarak duygu tanımadaki başarımı karşılaştırılmaktadır. 14 EEG kanalının farklı senaryolara göre oluşturulan EEG kanal kombinasyonları, Destek Vektör Makineleri (DVM), K-En Yakın Komşuluk (kNN) ve Lojistik Regresyon (LR) sınıflandırma algoritmaları ile duygu tanıma için kullanılmıştır. Sınıflandırma algoritmalarının performansı, sınıflandırma doğruluğu sonuçlarına göre EEG kanal kombinasyonları değerlendirilmektedir. Böylece duygu tanıma için EEG kanallarının uzamsal ilişkilerinden yararlanarak en uygun sayıda kanal tespitinin ve hedeflenen duygunun etkin olduğu beyin bölgelerinin belirlenmesi sağlanmaktadır.

2.2. Tez Çalışmasının Katkıları

İnsan Bilgisayar Etkileşimi (İBE) alanındaki araştırmaların sağladığı katkı türleri ampirik, eser, metodolojik, teori, veri kümesi, anket ve görüş araştırması katkıları olarak belirlenmiştir (Wobbrock ve Kientz, 2016). Bu bağlamda bu tez çalışması da İBE alanında hem ampirik araştırma türüne hem de veri kümesi araştırma türüne yönelik önemli katkılar sağlamaktadır.

Tez çalışması kapsamında, BBA sistemlerinde duygu tanıma süreçlerinde Elektroensefalografi (EEG) kanallarının etkisi değerlendirilmektedir. Bu süreçte kullanılan EEG sinyalleri, düşük maliyeti, taşınabilirliği ve kabul edilebilir uzamsal çözünürlükle birlikte iyi bir zamansal çözünürlüğe sahip olması nedeniyle tercih edilmektedir. Ancak, EEG tabanlı duygu tanıma araştırmalarında sinyal işleme

aşamasında hesaplama karmaşıklığı ve işlem süresi gibi konulardaki etkisi nedeniyle kanal seçimi konusu önemli bir yer tutmaktadır (Liu ve Fu, 2021; Dura ve diğ., 2021; Zheng ve diğ., 2021; Ansari-Asl ve diğ., 2007). Tez, bu bağlamda farklı EEG kanal kombinasyonlarının duygu tanıma başarımını araştırarak, duygu tanıma süreçlerinde en etkili kanalları belirlemeyi sağlamaktadır. Böylece elde edilen sonuçlar ile bilgisayar sistemlerinin insanlarla daha etkili bir şekilde etkileşime girebilmesi, kişiselleştirilmiş ve doğal etkileşimin arttırılmasına yönelik bilgi sağlanmaktadır.

Çalışmada, duygu tanıma sürecinde Destek Vektör Makineleri (DVM), K-En Yakın Komşu (KNN) ve Lojistik Regresyon (LR) sınıflandırma algoritmaları kullanılmakta ve EEG kanal kombinasyonları üzerindeki performansları açısından karşılaştırılarak değerlendirilmektedir. Böylece, duygu tanıma sistemlerinde hangi algoritmanın daha etkili olduğuna dair bilgiler sağlanarak, ilgili algoritmaların seçimi konusunda araştırmacılara katkı sağlanmaktadır.

Alan yazında duygu tanıma çalışmaları için oluşturulmuş çeşitli veri kümeleri bulunmaktadır. Ancak bu veri kümeleri oluşturulurken genellikle görsel-işitsel uyaranlar yani video-klipler kullanılmıştır (Koelstra vd, 2011, Bradley ve Lang, 1994, Soleymani ve diğ., 2011, Katsigiannis ve Ramzan, 2018). Bu uyaranlar, EEG verilerinin toplanacağı katılımcı profiline göre kültürlerarası farklılıklar göstermektedir. Katılımcıların kendi anadilinden farklı bir dilde uyaranlara maruz kalması gerçek duygu durumlarını ortaya çıkarmayabilir. Bazı duygu durumlarını ortaya çıkarmak için standartlaştırılmış uyaran veri kümeleri oluşturulmuştur ve bunlardan sadece görsel uyaran içeren veri kümeleri (Lang ve diğ., 1997) katılımcı profilinden bağımsız daha geniş ve farklı kültürler tarafından kullanılabilir. Bu çalışma kapsamında da böylece dilden bağımsız sadece görsel uyaranlara dayalı IAPS (Lang ve diğ., 1997) uyaran veri kümesi ve 14 kanallı Emotiv EPOC+ cihazı kullanılarak duygu tanıma çalışmalarına yönelik olarak kullanılabilecek bir EEG veri kümesi oluşturulmuştur.

2.3. Tezin Yapısı

Bu tez çalışması beş ana bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde tezin amacı ve özgün değerinden bahsedilerek tez çalışmasının katkıları açıklanmaktadır. İkinci bölümde, tez konusuyla ilgili BBA, EEG ve duygu modelleri gibi temel kavramlar ve alan yazın

sunulmaktadır. Ayrıca, bu çalışmanın alan yazındaki yeri vurgulanarak kanal seçimi ile ilgili önceki çalışmalara değinilmektedir. Üçüncü bölümde, tezin kapsamında izlenen yönetimin detaylarına yer verilmektedir. EEG veri kümesi oluşturmak için gerçekleştirilen kullanıcı deneyinin nasıl yapıldığını, hangi verilerin toplandığını ve nasıl analiz edildiğini sunmaktadır. Ayrıca, çalışmada kullanılan EEG sinyal işleme, kanal seçimi ve sınıflandırma yöntemleri ile ilgili bilgiler yer almaktadır. Dördüncü bölümde tez çalışmasında elde edilen veriler ve bulgular sunulmaktadır. Tezin son bölümünde ise tez çalışmasının özeti ve ana sonuçları ve kısıtları değerlendirilmektedir.

3. ALANYAZIN ARAŞTIRMASI

Alan yazın araştırmasında, tez çalışmasının kapsamında kullanılan temel kavramlar olan Beyin Bilgisayar Arayüzleri (BBA), Elektroensefalografi (EEG), duygu ve duygu modelleri açıklanmaktadır. Ayrıca, EEG tabanlı duygu tanıma ve EEG tabanlı duygu tanımada kanal seçimi ile ilgili konular ele alınmaktadır. Son başlıkta ise EEG tabanlı duygu tanıma alanında gerçekleştirilen kanal seçimi çalışmalarından bahsedilmektedir.

3.1. Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA)

Beyin Bilgisayar Arayüzü (BBA), bireyin beyin aktivitesini ölçen cihazlar aracılığıyla elde edilen sinyaller ile bireyin beyin sinyallerini komutlara dönüştürerek bilgisayar veya harici bir cihaz ile etkileşimde bulunması için kullanılan sistemlerdir (Wolpaw ve diğ., 2002). İlk defa bu kavram Jacques Vidal (1973) tarafından araştırmalarında kullanılmaya başlanmıştır. BBA alanındaki çalışmalar ilk yıllarda çoğunlukla nörofizyoloji ve nörobilim alanlarında yürütülmüş olsa da günümüzde nörobiyoloji, psikoloji, mühendislik, matematik ve bilgisayar bilimlerini içerecek şekilde multi-disiplinler bir araştırma alanı haline gelmiştir (Wolpaw ve diğ., 2002). Ayrıca alanın kapsamı başlangıçta klinik alanlardaki BBA uygulamalarından, insanların ihtiyaçlarını karşılamaya yönelik olarak kullanılan BBA sistemlerine genişlemesiyle de İnsan Bilgisayar Etkileşimi araştırmaları kapsamında da ilgi görmeye başlamıştır (Nam ve diğ., 2014). Bu sistemler, özellikle fiziksel kısıtlamalara sahip bireyler için iletişim ve kontrol yeteneklerini artırmak amacıyla büyük potansiyel taşır (Argunşah, 2019).

BBA'lar, invaziv, yarı-invaziv ve invaziv olmayan olmak üzere üç ana kategoriye ayrılırlar, bu kategoriler:

1. İnvaziv (Invasive): Beyne doğrudan müdahale gerektiren implantlar veya elektrotlar içerir (Anupama ve diğ., 2012).
2. Yarı-İnvaziv (Semi-invasive): Cilt altına yerleştirilen elektrotlar veya diğer hafif invaziv cihazlar kullanır (Anupama ve diğ., 2012).
3. İnvaziv Olmayan (Non-invasive): En yaygın kullanılan BBA türüdür. Beyin aktivitesini algılamak için elektroensefalografi (EEG), fonksiyonel manyetik

rezonans görüntüleme (fMRI) veya elektromiyografi (EMG) gibi non-invaziv teknikler kullanır (Anupama ve diğ., 2012).

Özellikle invaziv olmayan ve düşük maliyetli BBA teknolojilerinin de gelişmesi klavye, fare veya dokunmatik ekranlar gibi geleneksel etkileşim yöntemleri yerine, beyin sinyalleri ile işlemler yaparak geleneksel yöntemlere ihtiyaç kalmadan bilgisayarlar ile iletişim kurulmasına olanak sağlamıştır (Kumar ve Sharma, 2012). Örneğin, sağlık alanında fiziksel engelli ve iletişim zorluğu yaşayan bireyler için etkileşim yöntemi (Karikari ve Koshechkin, 2023), eğlence alanı için beyin-tabanlı oyunlar (Vasiljevic ve Cunha de Miranda, 2023; Vujic ve diğ., 2023; Glavas ve diğ., 2022), duygu tanıma (Houssein ve diğ., 2022) gibi farklı amaçlara yönelik geliştirilmiş uygulamalar ve araştırmalar mevcuttur.

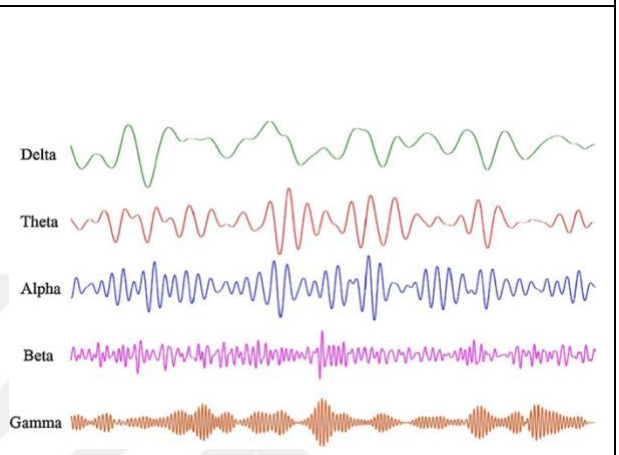
3.2. Elektroensefalografi (EEG)

Elektroansefalografi (EEG), kafatasının üst kısmına yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla beyindeki elektriksel aktivitenin izlenmesine olanak tanıyan invaziv olmayan yani herhangi bir cerrahi müdahale gerektirmeden harici bir şekilde izlenmesini sağlayan yöntemdir (Teplan, 2002). İlk olarak Hans Berger'in (1929) beynin çalışmasını göstermek için beyin korteksinde meydana gelen elektriksel aktiviteyi EEG sinyalleri olarak kaydetmesi ile kullanılmaya başlanmıştır.

EEG sinyali, 10-100 μV genliğinde ve 0,5-100 Hz frekans aralığında değişiklik gösterebilir (Teplan, 2002). Beyin dalgaları, farklı frekans aralıklarına ayrılır ve Tablo 3.1'de verildiği gibi beş ana dalga türü vardır. EEG bu farklı beyin dalgalarının izlenmesini sağlaması ile, uyku bozukluklarının tanısından zihinsel sağlık değerlendirmelerine kadar bir dizi uygulamada önemli bilgiler sağlayabildiği için klinik, bilimsel ve araştırma alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Sanei ve Chambers, 2013). Ancak günümüzde gelişen teknolojilere dayalı olarak son kullanıcıların da rahatlıkla ulaşabileceği düşük maliyetli ve mobil EEG cihazlarının geliştirilmesi ile çeşitli alanlarda farklı amaçlarla kullanılması yaygınlaşmıştır. Bu EEG cihazlarından yaygın kullanılanlarından bazıları BioSemi Active Two (Xu ve diğ., 2018; Ullah ve diğ., 2019; Dabas ve diğ., 2018; Byun ve diğ., 2017; Shahnaz ve Hasan, 2016), Emotiv EPOC+ (Horvat ve diğ., 2018; Fan ve diğ., 2018), NeuroSky MindWave'dir (Subramanian ve

diğ., 2018; Saeed ve diğ., 2015). Bu cihazlardaki EEG sinyalini elde etmek için kullanılan elektrot sayısı 1 ila 256 arasında çeşitlilik göstermektedir ve elektrot sayısının artması cihaz maliyetlerinin de artmasına yol açmaktadır.

Tablo 3.1. Beyin dalgaları

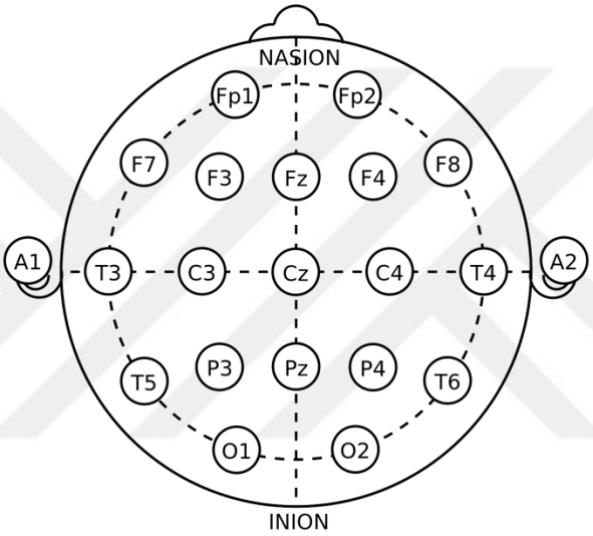
Beyin Dalgaları	Beş EEG bandının dalga biçimleri (Houssein ve diğ., 2022)
Delta (δ) Dalgaları (0-4 Hz): genellikle derin uyku sırasında görülür. Ayrıca, ciddi beyin bozuklukları ve uyanıklık durumu ile ilişkilendirilebilir (Jasper, 1958).	
Teta (θ) Dalgaları (4-7 Hz): duygusal stres ve hayal kırıklığı gibi durumlarla ilişkilendirilir (Jasper, 1958).	
Alfa (α) Dalgaları (8-12 Hz): yoğun zihinsel aktivite, stres ve gerginlik ile ilişkilendirilir. Gözler kapalıyken daha belirgin hale gelebilirler (Jasper, 1958).	
Beta (β) Dalgaları (12-30 Hz): aktif düşünme, aktif dikkat, dış dünyaya odaklanma veya somut problemleri çözme gibi bilişsel aktivitelerle bağlantılıdır (Jasper, 1958).	
Gama (γ) Dalgaları (30-100+ Hz): bilişsel ve motor fonksiyonları ile ilişkilendirilir ve daha yüksek frekansta olanlardır (Sanei ve Chambers, 2013).	

EEG elektrotlarının yerleşimi, uluslararası standartlara göre düzenlenmiştir (Jasper, 1958). En yaygın olarak kullanılan elektrot yerleşim sistemi, EEG ve Klinik Nörofizyoloji Federasyon Birliği tarafından belirlenen 10-20 sistemidir. Bu yerleşim sisteminde, kafa derisi üzerindeki elektrotların fiziksel yerleşiminde baş, beynin tüm bölgelerinin yeterli kapsamını sağlamak için belirgin kafatası yerlerinden (nasion, inion, sağ ve sol preauriküler noktalar) orantılı olarak dört bölgeye ayrılmıştır. Bu sistem, elektrot yerleşimlerini bitişik beyin bölgelerine göre adlandırır ve aşağıda belirtilen kısaltmaları kullanır:

- F (Frontal): Frontal bölgeye yerleştirilen elektrotları ifade eder (Jasper, 1958).
- C (Central-Merkezi): Merkezi bölgeye yerleştirilen elektrotları ifade eder (Jasper, 1958).
- T (Temporal): Temporal (şakak) bölgeye yerleştirilen elektrotları ifade eder (Jasper, 1958).
- P (Parietal): Parietal bölgeye yerleştirilen elektrotları ifade eder (Jasper, 1958).

- O (Oksipital): Oksipital (arka baş) bölgeye yerleştirilen elektrotları ifade eder (Jasper, 1958).
- Z: Orta hatta yerleştirilen elektrotu temsil eder (Jasper, 1958).

Şekil 3.1'deki gibi elektrot yerleşimleri, başın sol tarafında tek sayılar (F3, T5 vb. gibi), sağ tarafta çift sayılar (F4, T6 vb. gibi) ve orta hattakiler "z" (Fz, Pz vb. gibi) ile eşleştirilir. 10-20 sistemi, EEG verilerinin standart bir şekilde toplanmasını ve karşılaştırılmasını kolaylaştırır. Bu, EEG'nin klinik teşhislerden nörobilim araştırmalarına kadar birçok farklı alanında yaygın olarak kullanılmasını destekler.



Şekil 3.1. 10-20 sistemi (Jasper, 1958)

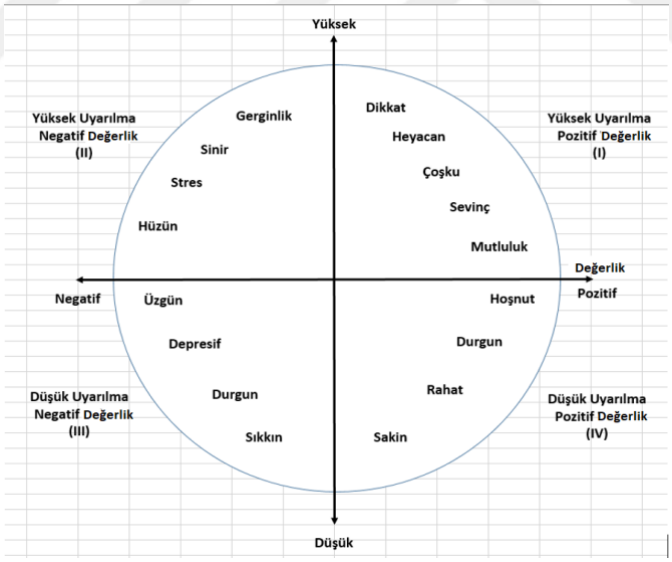
3.3. Duygu ve Duygu Modelleri

Duygu, bir bireyin ruh halinde biyokimyasal (içsel) ve çevresel etkilerle etkileşimden kaynaklanan karmaşık bir psikofizyolojik değişimdir (URL-2). Ekman ve diğ. (1987) bunu "bir insanın psikolojik, fiziksel ve sosyal boyutları kapsayan zihinsel ve duygusal durumu" olarak tanımlarken genel olarak araştırmacılar duygu ile ilişkili durumlara atıfta bulunmak için duygusal durum (affective state) terimini kullanmaktadır (Picard, 1995).

Alan yazında duygu kavramının tanımında olduğu gibi, duyguları sınıflandırmak ve temsil etmek için çeşitli modeller önerilmiştir ve tek bir sınıflandırma modeli üzerinde bir fikir birliği bulunmamaktadır (Dadebayev ve diğ., 2022). Duyguları sınıflandırma ve temsil etme çalışmalarında, yaygın olarak kullanılan iki temel yaklaşım ise ayrık (discrete) (Paul ve diğ., 2015; Bajaj ve Pachori, 2015; Sarıkaya ve İnce, 2017; Ang ve

diğ., 2017) ve boyutsal (dimensional) (Liu ve diğ., 2014; Naji ve diğ., 2015; Candra ve diğ., 2017; Krisnandhika ve diğ., 2017) modellerdir.

Ayrık model, mutluluk, hüzün, nefret, korku, sinir ve şaşkınlık içerecek şekilde altı temel duygu içerir (Ekman, 1999). Ayrık model, duyguları belirli kategorilere ayırarak her bir duygunun özel bir ifadesini ve anlamını temsil eder. Diğer taraftan boyutsal modelde, duygular uyarılma-değerlik (arousal-valence) düzleminde tanımlanır (Russell, 1980). Bu modelde, Şekil 3.2'de görüldüğü üzere duygular dört farklı bölgeye ayrılmıştır. Değerlik düzlemi pozitif ve negatif duyguları temsil eder. Değerlik ekseninin sol tarafı negatif duyguları temsil ederken, sağ tarafta pozitif duygular bulunur. Uyarılma ekseninde ise duygular, aşağıdan yukarıya doğru aktif olmayan duygulardan aktif olan duygulara doğru sıralanır. Boyutsal model, duyguların "yüksek uyarılma-pozitif değerlik" vb. şeklinde ifade edildiği için daha evrensel bir modeldir. Her iki model de duyguları anlamlandırmak ve temsil etmek için farklı yaklaşımlar sunar ve kullanıldıkları alanlara göre tercih edilebilirler.

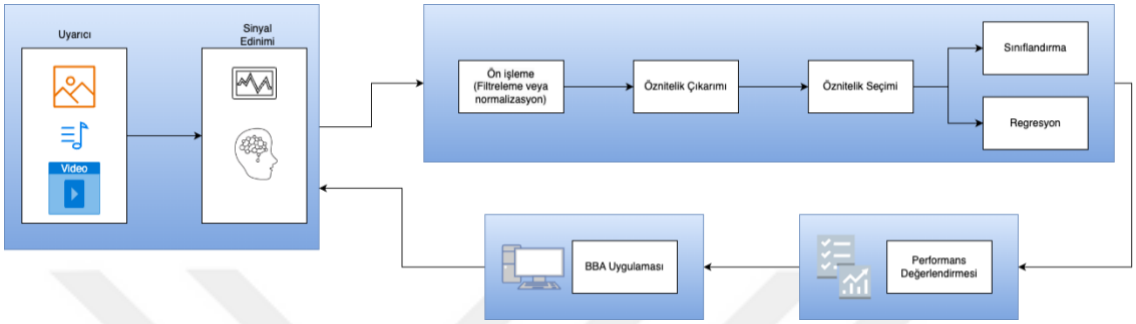


Şekil 3.2. Boyutsal model duygu düzlemi

3.4. EEG Tabanlı Duygu Tanıma

EEG sinyalleri, bireyin zihinsel durumunu, dikkatini, uyanıklığını ve duygusal durumunu yansıtan bilgiyi içermektedir. EEG sinyalleri ile duygu tanıma ise, bireyin zihinsel durumunu ve duygusal tepkilerini anlamak amacıyla EEG verilerini kullanma sürecidir. EEG ile duygu tanıma çalışmalarında, mutluluk, hüzün, nefret, sakinlik, ya da pozitif-

negatif değerlik ve yüksek-düşük uyarılma gibi duygusal durumları sınıflandırmayı amaçlar. EEG verilerinden duygu tanımanın gerçekleştirilmesi Şekil 3.3'teki (Torres ve diğ., 2020) gibi sinyal elde edilmesi ve elde edilen sinyallerin makine öğrenmesi yöntemleri ile işlenmesinin sağlandığı iki ana modül içeren bir süreç ile gerçekleştirilebilir (Torres ve diğ., 2020, Momennezhad, 2018).



Şekil 3.3. EEG tabanlı duygu tanıma prosedürü (Torres ve diğ., 2020)

EEG ile duygu tanıma yapılan çalışmalarda, öncelikle bir EEG başlık ile elde edilmiş EEG sinyallerinden oluşan bir veri kümesine ihtiyaç vardır. EEG sinyalleri ile gerçekleştirilen çalışmalarda halka açık olarak yayınlanmış DEAP (Koelstra ve diğ., 2011) ve SEED (Zheng ve Lu, 2015) gibi hazır veya araştırmacı tarafından oluşturulan veri kümeleri (Houssein ve diğ., 2022) kullanılmaktadır. Bu EEG veri kümelerinin oluşturulması için öncelikle çeşitli yöntemler kullanılarak duygular tetiklenir ve bu duygularla ilişkilendirilebilecek EEG sinyalleri elde edilir. Bu sırada beyinde oluşan EEG sinyalleri, bir EEG cihazı kullanılarak kaydedilir. Veri kümesi oluşturma sırasında duygu tetikleme amacıyla sıklıkla araştırmacılar geçmiş bir duyguyu hatırlamayı içeren özne kaynaklı ya da belirli duyguları ortaya çıkarmak için işitsel veya görsel uyaranlar gibi çeşitli modalitelerin kullanıldığı olay kaynaklı yöntemleri kullanmaktadır (Dadebayev ve diğ., 2022). Olay kaynaklı duygu tetikleme bağlamında da alan yazında çoğunlukla görsel-işitsel uyaranların bir arada kullanıldığı görülmektedir (Candra ve diğ., 2017; Krisnandhika ve diğ., 2017; Sarıkaya ve İnce, 2017). Bu uyaranlar, EEG verilerinin toplanacağı katılımcı profiline göre kültürlerarası farklılıklar gösterebilmektedir. Örneğin Çin'de yapılan bir çalışma olan SEED veri kümesi (URL-1) için Çince görsel-işitsel uyaranlar kullanılırken, İngiltere'de yapılan bir çalışma olan DEAP veri kümesi (Koelstra ve diğ., 2011) için İngilizce içeriğe sahip görsel-işitsel uyaranlar kullanılmaktadır. Katılımcıların kendi anadilinden farklı bir dilde uyaranlara maruz kalması gerçek duygu

durumlarını ortaya çıkarmayabilir. Dolayısıyla katılımcının kültürel karakteristiğine göre uyaranların belirlenmesi duygu durum tespitinde önemli adımlardan birisidir. Bir önceki bölümde belirtildiği gibi literatürde bazı duygu durumlarını ortaya çıkarmak için standartlaştırılmış uyaran veri kümeleri oluşturulmuştur. Bu veri kümeleri görsel, işitsel veya görsel-işitsel uyaranları içermektedir. İşitsel ve görsel-işitsel uyaranlar veri kümeleri belirtilen kısıtlar nedeniyle yetersiz kalabilmektedir. Ancak sadece tek modlu uyaran içeren Uluslararası Duygusal Resim Sistemi (IAPS) (Lang ve diğ., 1997), Uluslararası Duygusal Sayısallaştırılmış Sesler (IADS) (Bradley ve Lang, 2007) ve Cenevre Duygusal Resim Veritabanı (GAPED) (Dan-Glauser ve Scherer, 2011) gibi standartlaştırılmış veri kümeleri de vardır. Bu veri kümelerinden özellikle sadece görsel uyaran içeren Duygusal Resim Sistemi (IAPS) (Lang ve diğ., 1997), katılımcı profilinden bağımsız daha geniş ve farklı kültürler tarafından kullanılabilir.

EEG ile duygu tanımada EEG veri kümesi oluşturulduktan sonra sinyallerin işlenmesi sağlanır. Sinyal işleme kapsamında ön işleme, öznitelik çıkarma, öznitelik seçimi, sınıflandırma ve performans değerlendirme gibi çeşitli makine öğrenmesi aşamaları uygulanır (Torres ve diğ., 2020).

EEG verileri genellikle kas aktivitesi, göz kırpma veya diğer baş hareketlerinden etkilenir. Dolayısıyla EEG verileri düşük frekanslı (alçak geçiren), yüksek frekanslı (alçak geçiren) veya çentik filtreleri kullanılarak bu parazitlerden ön-işleme yapılarak ayıklanması gerekir. Ön işleme için yaygın kullanılan yöntemler arasında Temel Bileşen Analizi (PCA), Bağımsız Bileşen Analizi (ICA) ve Ortak Uzamsal Örüntüler (CSP) gibi yöntemler bulunmaktadır (Torres ve diğ., 2020). Ön-işleme aşamasında temizlenen EEG verisine öznitelik çıkarımı uygulanır. Öznitelik çıkarımı, özelliklerin çeşitli alanlarda hesaplandığı önemli bir aşamadır (Hamada ve diğ., 2018a) ve farklı frekans bantlarından gelen güç özelliklerinin duygusal durumlarla oldukça ilişkili olduğu düşünülmektedir (Torres ve diğ., 2020). EEG sinyallerinden en sık kullanılan öznitelikler sırasıyla zaman-frekans alanı, frekans alanı ve zaman alanı şeklindedir (Houssein ve diğ., 2022). Son olarak, EEG verileri bir makine öğrenimi sınıflandırıcısı tarafından eğitilir ve yorumlanır. EEG tabanlı duygu tanıma çalışmalarında kullanılan makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemi olarak DVM (Destek Vektör Makineleri), k-NN (K En Yakın Komşuluk), RO (Rasgele Orman) ve YSA (Yapay Sinir Ağları) algoritmaları yaygın olarak kullanılırken

DVM algoritması öne çıkmaktadır (Houssein ve diğ., 2022). Sınıflandırmanın sonuçları da karışıklık matrisi, doğruluk, hata derecesi ve karışıklık matrisinden elde edilen kesinlik, duyarlılık, eğri altındaki alan (AUC) ve f-skoru gibi performans değerlendirme ölçütleri ile karşılaştırılmaktadır (Torres ve diğ., 2020).

3.5. EEG Tabanlı Duygu Tanımada Kanal Seçimi

EEG tabanlı duygu tanıma çalışmalarında, EEG sinyallerini elde etmek için kafa tası üzerine yerleştirilen çeşitli EEG tabanlı BBA cihazları kullanılmaktadır (Koelstra ve diğ., 2011; Zheng ve Lu, 2015; Katsigiannis ve Ramzan, 2017). Bu cihazlardan özellikle EEG tabanlı duygu tanıma çalışmalarında yaygın olarak kullanılanları arasında 32 kanallı Biosemi ActiveTwo (Koelstra ve diğ., 2011), 62 kanallı NeuroScan (Zheng ve Lu, 2015) ve 14 kanallı Emotiv EPOC+ (Katsigiannis ve Ramzan, 2017) gibi farklı cihazların farklı sayıda kanal kullandıkları görülmektedir. Bu cihazlardaki kanal sayısı arttıkça hem cihazların donanımsal maliyeti artmakta hem de duygu tanıma sürecinde uygulanan makine öğrenmesi modelini daha karmaşık ve dolayısıyla işlemsel olarak maliyetli hale getirmektedir (Liu ve Fu, 2021; Dura ve diğ., 2021; Zheng ve diğ., 2021; Ansari-Asl ve diğ., 2007). Bu sebeple, duygu tanıma için etkili olan EEG kanalları, EEG verilerinden ayırt edilerek duygu tanıma sürecine dahil edilir.

EEG kanal seçimi için yapılan çalışmalarda uygulanan filtreleme, sarmalayıcı, gömülü, hibrit ve insan temelli gibi farklı teknikler bulunmaktadır (Alotaiby ve diğ., 2015). Filtreleme tekniği, bir arama algoritması kullanılarak oluşturulan kanal alt kümelerini değerlendirmek için mesafe ölçüsü, bilgi ölçüsü, bağımlılık ölçüsü ve tutarlılık ölçüsü gibi bağımsız bir değerlendirme kriteri kullanır (Alotaiby ve diğ., 2015). Sarmalayıcı tekniğinde, filtreleme tekniğinde olduğu gibi arama algoritması kullanılarak kanal alt kümeleri oluşturulur ve alt kümelerin değerlendirilmesi sınıflandırma algoritmasının eğitilmesi ve test edilmesiyle yapılır. (Alotaiby ve diğ., 2015). Hibrit tekniği, bir filtreleme tekniği ile sarmalayıcı tekniğinin bir kombinasyonu olup, önceden belirlenen bir durdurma kriteri ile her ikisinden de yararlanmaya çalışır (Alotaiby ve diğ., 2015). İnsan temelli teknik ise araştırmacı tarafından alt küme oluşturma tekniklerinden herhangi biriyle seçilen kanallar değerlendirilir (Alotaiby ve diğ., 2015).

Kanal seçim sürecindeki temel amaçlar ilgili kanalları seçerek ve dolayısıyla önem taşıyan özellikleri çıkararak EEG sinyalleri üzerinde gerçekleştirilen herhangi bir işleme görevinin hesaplama karmaşıklığını azaltmak, gereksiz kanalların kullanılmasını azaltarak performansı artırmak ve kurulum süresini azaltmak şeklinde listelenebilir. Bu doğrultuda gerçekleştirilen çeşitli çalışmalarda (Yang ve diğ., 2021; Özerdem ve Polat, 2017; Ansari-Asl ve diğ., 2007; Arvaneh ve diğ., 2011) farklı sayılarda kanalların seçimi yapılarak başarımları değerlendirilmiştir. Kanal seçiminin doğruluğa (Arvaneh ve diğ., 2011) ve hesaplama süresine (Ansari-Asl ve diğ., 2007) katkı sağladığına yönelik bulgular çalışmalarda raporlanmış olsa da hangi kanalların kullanımının en uygun olduğunun belirlenmesi hala tartışmalı bir konudur (Arvaneh ve diğ., 2011; Alotaiby ve diğ., 2015).

3.6. İlgili Çalışmalar

Bu bölümde kanal seçimine yönelik olarak gerçekleştirilmiş çalışma örnekleri sunulmaktadır. Çalışmalarda kullanılan veri kümesi, algoritmalar ve belirlenen kanal sayısı ve doğruluk bilgilerine dair konular Tablo 3.2'de özetlenmektedir.

Güncel çalışmalardan biri olan Kouka ve diğ. (2023)'nin çalışmasında EEG tabanlı duygu tanımada gereksiz veri kullanımını azaltmak için etkin EEG kanallarının belirlenmesi Binary Many-Objective Particle Swarm Optimization with Cooperative Agents yöntemi ile gerçekleştirilmeye çalışılmaktadır. Çalışmada önerilen yöntem DASPS, DEAP ve SEED EEG veri kümeleri üzerinde test edilmiştir. Her bir veri kümesi için yüksek başarıma şu kanallar kullanılarak erişilmiştir: DASPS veri kümesi için F3, FC5, T7, O1, FC6 ve AF4 %90,19; DEAP veri kümesi düşük/yüksek uyarılma için AF3, F7, FC5, C3, T7, CP5, PO3, FP2, CZ, C4, T8, CP6, P4 ve O2 kanalları ile %83,50 ve pozitif/negatif değerlik için FP1, FC5, FC1, AF4, F8, FC6, FC2 ve O2 kanalları ile %69,56, SEED veri kümesi için FPZ, FP2, AF3, F7, F5, F3, FC5, FC2, FC6, T7, C5, C1, C6, T8, CP5, CPZ, CP2, CP4, P1, P2, P4, PO4, PO6, CB1 ve OZ kanalları ile %89.32 oranında başarım elde edildiği raporlanmıştır.

Cizmeci ve Ozcan (2023), çok kanallı duygu tanıma çalışmalarında daha az sayıda kanal ile yüksek başarıma ulaşmak için kapsül ağı tabanlı bir yöntem önermektedir. Önerilen yöntemde öncelikle Welch güç spektral yoğunluk tahmini ile öznitelik çıkarımı

yapılmakta ve daha sonra gelişmiş kapsül ağı kullanılarak sınıflandırma yapılmaktadır. Bu yöntem, SEED veri kümesinde test edilmiştir. SEED veri kümesindeki 62 kanaldan insan temelli kanal seçim yöntemiyle AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, T7 ve T8 olmak üzere sekiz kanal seçilmiştir. Belirlenen kanallar ile %98,21 oranında bir başarım elde edildiği belirtilmiştir.

Lin ve diğ. (2023), çalışmalarında dinamik kanal seçimi yapan bir gelişmiş evrişimsel model önermektedir. Çalışma DEAP-Twente, DEAP-Cenevre ve SEED veri kümeleri üzerinde test edilmiş ve tüm kanalların kullanılmasıyla sırasıyla %90,74, %91 ve %90,22 ortalama sınıflandırma doğrulukları elde edildiği belirtilmiştir. Ayrıca, EEG kanallarının yalnızca %20'sinin korunmasıyla önerilen modellerle, sırasıyla %82,78, %84 ve %83,93 ortalama doğruluk elde edildiği raporlanmıştır.

Sarma ve Barma (2022), çalışmalarında SEED veri kümesini kullanmışlardır. Çalışmada Hilbert dönüşümü ve faz kilitleme değerlerini içeren tüm kanallar arasında, anlık faz senkronizasyon ölçümüne dayalı olarak otomatik seçilen kanallar üzerinde odaklanılmıştır. Yüksek etkili EEG segmentleri, seçilen kanallardan çoğunluk oylama algoritması kullanılarak belirlenmiş ve duygu tanıma için önerilmiştir. EEG kanal seçimi için, Hilbert dönüşümü ve faz kilitleme değerleri kullanılarak anlık faz senkronizasyonu ölçümleri yapılmasıyla otomatik olarak seçilen kanallardan yüksek etkili EEG segmentleri belirlenmiştir. Bu segmentler, çoğunluk oylama algoritması kNN algoritması kullanılarak duygu tanıma amaçlı sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak, 15 kanallı daha yüksek frekanslı EEG alt bantları (beta ve gama) ile yaklaşık olarak %95'e varan sınıflandırma doğruluğu elde edildiği raporlanmıştır.

Kanal seçiminin özellikle tek kanal seçiminin EEG sinyallerinden duygu tanımada hayati bir öneme sahip olduğunu vurgulan Li ve diğ. (2022) çalışmalarında Beyin Ritim Dizisi (Brain Rithm Sequencing) olarak adlandırılan bir yöntem geliştirmiştir. Bu yöntem ile EEG sinyalleri her 0,2 saniye zaman bilgisinde maksimum anlık güce sahip baskın bir beyin ritmine dayalı olarak yorumlanmaktadır. Daha sonra bu beyin ritim dizileri Dinamik Zaman Bükülmesi (Dynamic Time Warping) tekniği ile sınıflandırılmış ve tek kanalla yüksek doğruluk üreten kanallar incelenmiştir. SEED, DEAP ve MAHNOB veri kümeleri üzerinde test edilen yöntem ile 10 saniye uzunluğundaki tek kanala ait veriler ile %70-82'ye varan sınıflandırma doğrulukları elde edildiği gözlemlenmiştir.

Msonda ve diğ. (2021), çalışmalarında AMIGOS, DREAMER ve DEAP veri kümelerini kullanmış ve EEG kanal seçimi için yeniden yapılandırma tabanlı bir algoritma önermiştir. Sonuç olarak, 8 kanal ile değerlik duygu durumu sınıflandırmada AMIGOS, DREAMER ve DEAP veri kümeleri için sırasıyla 0.78, 0.8 ve 0.67 AUC puanları elde edildiği görülmüştür. Ayrıca her bir veri kümesi için yeniden yapılandırma tabanlı algoritmasıyla seçilen en iyi 8 kanaldan Frontal (F8), Parietal (P7) ve Temporal (T8 ve T7) kanalları olmak üzere dördünün üç veri kümesinde de duygu tanıma sırasında aktif olan ortak beyin alanları olduğu raporlanmıştır.

Yildirim ve diğ. (2021), çalışmalarında DEAP veri kümesini kullanmışlardır. EEG sinyallerinden bant güçleri ve faz kilitleme değerleri özellik olarak kullanılarak, sürü zekâsı (Swarm Intelligence - SI) algoritması ile öznitelik seçim yöntemine odaklanılmıştır. Sınıflandırıcı olarak kNN, DVM ve RO yöntemleri kullanılmıştır. Sonuç olarak, sınıflandırma doğrulukları %56,27 ile %60,29 arasında elde edilmiş ve özellik sayısı %87,17 oranında düşürüldüğü raporlanmıştır.

Yang ve diğ. (2021), çalışmalarını DEAP veri kümesini üzerinde gerçekleştirmişlerdir. Relief Algoritması ve Rastgele Ormana (RO) dayalı gruplandırılmış EEG kanal seçim yöntemi önerdikleri çalışmada değerlilik için 10 kanal seçimi ile %81,27 doğruluk elde edilirken, uyarılma için 11 kanal seçimi ile %82,36 doğruluk elde etmişlerdir. Çalışma sonucunda, yüksek frekanslı bantların duygu tanımada önemli rol oynadığı ve seçilen kanalların çoğunun ön ve parietal loblarda bulunduğu elde edilmiştir.

Zheng ve diğ. (2021) daha az veri ile duygu tanıma yapabilmek için en etkili EEG özniteliklerini ve kanallarını araştırdıkları çalışmalarında ilk olarak EEG sinyallerinden birinci türev, çok ölçekli permütasyon entropisi, higuchi fraktal boyutu ve ayrık dalgacık dönüşümü gibi farklı öznitelikleri çıkarmışlardır. Daha sonra çalışmada Relief Algoritması ve Floating Generalized Sequential Backward Selection tabanlı yeni bir kanal seçme algoritması önerilmiştir. 64 kanallı EEG başlığı ile toplanan verilerde, özniteliklerin ve kanal seçme algoritmalarının performansını test edebilmek için duyguların sınıflandırılmasında DVM kullanılmıştır. Bulgular incelendiğinde çalışmadaki veri kümesi ile DEAP veri kümesi ile benzer yükseklikte olup, seçilen 10 EEG kanalı ile sınıflandırma doğruluğunun %91,31'e ulaştığı belirtilmiştir.

Özerdem ve Polat (2017), DEAP veri kümesi üzerinde çalışmalarını gerçekleştirmiştir. EEG sinyallerinden öznitelik çıkarımı olarak ayrık dalgacık dönüşümü ve sınıflandırıcı olarak çok katmanlı algılayıcı sinir ağı (MLPNN) ile k en yakın komşuluk (kNN) kullanılmıştır. Sınıflandırıcı algoritmalar başlangıçta kanal seçimi için kullanılmıştır. Her katılımcı için EEG kanalları ayrı ayrı değerlendirilerek en iyi sınıflandırma performansını sunan beş EEG kanalı belirlenmiştir. Çalışma sonucunda sınıflandırma algoritmaları için MLPNN için %77,14, kNN %72,92 doğruluk elde edilmiştir. P3, FC2, AF3, O1 ve Fp1 kanalları katılımcılar için yüksek performansa sahip olduğu ve aynı kanallar duygu tanıma için en yüksek performansa sahip kanallar seçilmiştir.

Tablo 3.2. İlgili çalışmalar

Çalışma	Veri Kümesi	Algoritma	Kanal Seçim Tekniği	Kanal Sayısı	Doğruluk
Kouka ve diğ. (2023)	DASPS, DEAP ve SEED	Binary Many-Objective Particle Swarm Optimization with Cooperative Agents	Sarmalayıcı	DASPS:6 DEAP-Uyarılma:14 Değerlik:8 SEED:15	DASPS: %90,19 DEAP Uyarılma: %83,50 Değerlik: 69,56 SEED: %89,32
Cizmeci ve Ozcan (2023)	SEED	Gelişmiş Kapsül Ağı	İnsan temelli	8	%92.21
Lin ve diğ. (2023)	DEAP-Twente, DEAP-Cenevre ve SEED	Gelişmiş Evrişimsel Model	Filtreleme	%20 kanal azaltma	DEAP-Twente: %82,78 DEAP-Cenevre: %84 SEED: %83,93
Sarma ve diğ. (2022)	SEED	k En Yakın Komşuluk	Sarmayalıcı	15	%95
Li ve diğ. (2022)	SEED, DEAP ve MAHNOB	Beyin Ritim Dizisi (Brain Rithm Sequencing)	Filtreleme	1	%70-%82
Msonda ve diğ. (2021)	AMIGOS, DREAMER ve DEAP		Filtreleme	8	AMIGOS: 0.78 AUC, DREAMER: 0.8 AUC, DEAP: 0.67 AUC
Yildirim ve diğ. (2021)	DEAP	Sürü Zekası, kNN ve DVM	Sarmayalayıcı	-	kNN: %56,27, DVM: %60,29, RO: %87,17
Yang ve diğ., 2021	DEAP	Relief Algoritması ve Rastgele Orman	Filtreleme	Değerlik:10 Uyarılma:11	Değerlik: %81,27, Uyarılma: %82,36

Tablo 3.2. (Devam) İlgili çalışmalar

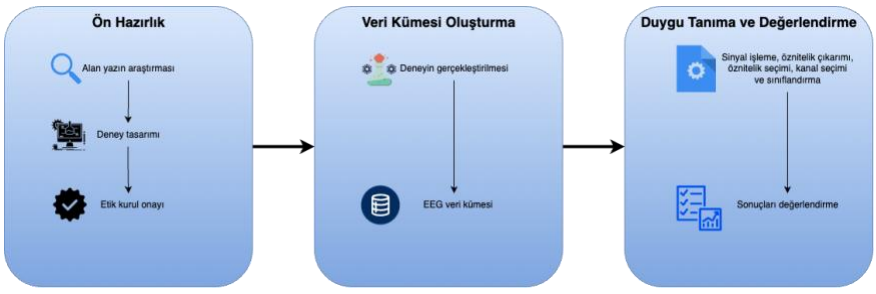
Çalışma	Veri Kümesi	Algoritma	Kanal Seçim Tekniği	Kanal Sayısı	Doğruluk
Zheng ve diğ. (2021)	Kendi veri kümeleri ve DEAP	Relief Algoritması ve Floating Generalized Sequential Backward Selection	Filtreleme	10	%91,31
Özerdem ve Polat, 2017	DEAP	Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı ve K En Yakın Komşuluk	Sarmalayıcı	5	%72,92

4. YÖNTEM

Bu tez çalışması, BBA sistemlerinde kullanılan EEG kanallarının duygu tanıma performansındaki etkisini incelemeyi amaçlamaktadır. Bu bağlamda, sadece görsel uyarıcı içeren IAPS veri kümesi kullanılarak gerçekleştirilen bir kullanıcı deneyi ile 14 kanallı Emotiv EPOC+ EEG cihazı kullanılarak bir EEG veri kümesi oluşturulmuştur. İnsan temelli kanal seçim yöntemiyle EEG cihazında bulunan 14 kanal kullanılarak 56 farklı kanal kombinasyonu oluşturulmuştur. Bu bölümde, çalışmanın tasarımı, EEG veri kümesi oluşturmak için yapılan kullanıcı deneyi, deneye katılan katılımcılar, deney prosedürü, deneyde kullanılan veri toplama araçları hakkında bilgiler sunulmaktadır. Ayrıca, çalışmada EEG tabanlı duygu tanıma için kullanılan sinyal işleme sürecinde yer alan filtreleme, öznitelik çıkarma, öznitelik seçim ve sınıflandırma yöntemleri hakkında bilgiler de yer verilmektedir.

4.1. Çalışma Tasarımı

Bu tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen araştırma Şekil 4.1'de görüldüğü üzere ön-hazırlık, deney ve değerlendirme şeklinde 3 adımlı bir süreç takip edilerek gerçekleştirilmiştir. Ön hazırlık aşamasında çalışmanın amacına yönelik olarak detaylı bir alan yazın araştırması gerçekleştirilmiş ve çalışmanın amacına yönelik olarak bir araştırma tasarımı belirlenmiştir. Araştırma kapsamında kullanılan veri kümesinin oluşturulmasına yönelik olarak bir deney tasarımı oluşturularak etik kurul onayı alınmıştır. İkinci aşamada, kullanıcı deneyi gerçekleştirilerek EEG veri kümesi oluşturulmuştur. Son aşamada ise EEG sinyalleri, sinyal işleme yöntemleriyle işlenmiş ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak duygu tanıma için etkili olan EEG kanalları, 56 farklı EEG kanal kombinasyonun duygu tanımada başarımı detaylı bir şekilde ele alınarak incelenmesi yapılmıştır.



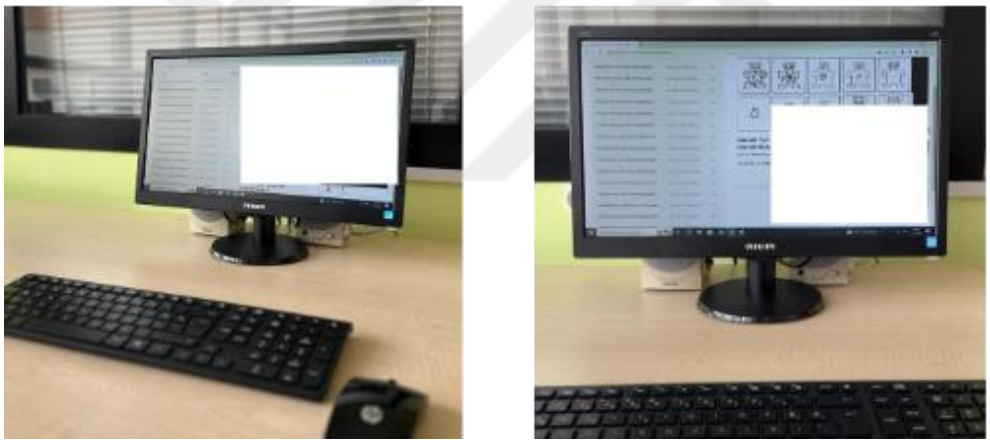
Şekil 4.1. Çalışma tasarımı

4.2. EEG Veri Kümesi Oluşturma Deneyi

Bu çalışma kapsamında, EEG tabanlı duygu tanıma ve EEG kanallarını incelemek amacıyla EEG sinyallerini elde edebilmek ve veri kümesi oluşturabilmek için bir kullanıcı deneyi gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde, deneye katılan katılımcılar, deney prosedürü ve kullanılan veri toplama araçları ilgili bilgiler verilmektedir. Şekil 4.2'de katılımcının deneyi gerçekleştirirken örnek görüntüler bulunmaktadır. Şekil 4.3'te gözlemci takip arayüzüne ait örnek görüntüler bulunmaktadır.



Şekil 4.2. Deney esnasına ait örnek görüntüler



Şekil 4.3. Gözlemci takip arayüzü

4.2.1. Katılımcılar

Deney, sağlıklı ve nörolojik olarak herhangi bir hastalığı bulunmayan toplam 20 katılımcı (11 kadın, 9 erkek; ortalama yaş: 21.7) ile gerçekleştirilmiştir. Her bir katılımcı ile birer hafta arayla deney tekrarlanmıştır. Katılımcılar, Kocaeli Üniversitesi'nde lisans düzeyinde öğrenim gören öğrencilerdir. Katılımcıların 17'si baskın olarak sağ elini, 3'ü ise baskın olarak sol elini kullanmaktadır. Bu çalışmadaki katılımcılar daha önce başka bir çalışmada EEG cihazı kullanmamışlardır. Katılımcılara ait demografik bilgiler detaylı olarak Tablo 4.1'de verilmiştir.

Tablo 4.1. Demografik bilgiler

Katılımcı (K)	Cinsiyet	Yaş	Eğitim Düzeyi	Bölüm	Baskın Kullanılan El	Nörolojik Hastalık	Kullanılan EEG Cihazı
K1	Kadın	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K2	Kadın	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K3	Kadın	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sol	Hayır	Hayır
K4	Erkek	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K5	Kadın	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K6	Kadın	23	Lisans	Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K7	Erkek	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K8	Erkek	21	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K9	Erkek	23	Lisans	Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K10	Erkek	23	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K11	Erkek	21	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K12	Kadın	21	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sol	Hayır	Hayır
K13	Erkek	23	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K14	Kadın	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K15	Erkek	22	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K16	Erkek	20	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K17	Kadın	20	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K18	Kadın	21	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sol	Hayır	Hayır
K19	Kadın	23	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır
K20	Kadın	19	Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Sağ	Hayır	Hayır

4.2.2. Deney Prosedürü

Katılımcılar ile gerçekleştirilen deney çalışması için Kocaeli Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulu'ndan Ek-A'da yer alan etik kurul onayı alınmıştır. Deney çalışması için Şekil 4.4'te bulunan beş adımlı akış takip edilmiştir. Katılımcılar deney süresince dikkati dağılmaması için sessiz bir ortamda tek başına bırakılmıştır ve gözlemci tarafından farklı bir odadan web-kamera üzerinden takip edilmiştir.

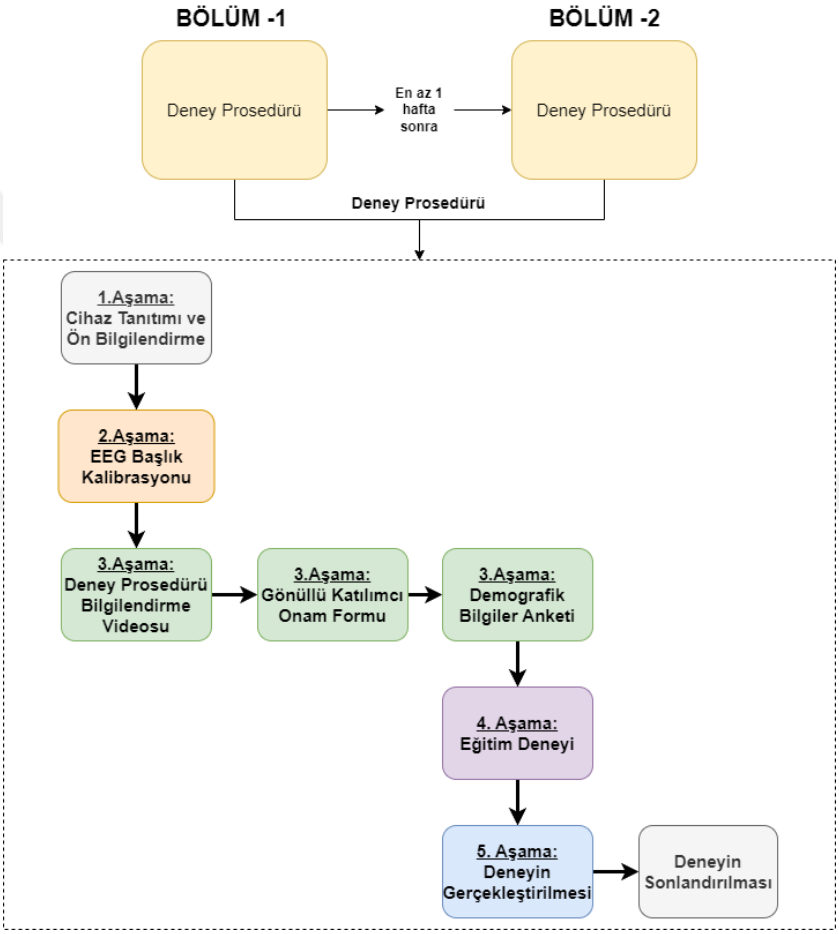
Deney Aşaması 1: Cihaz Tanıtımı ve Ön Bilgilendirme

Deneysel çalışmaya dâhil olan katılımcılara araştırmacılar tarafından kısa bir bilgilendirme yapıldıktan sonra Emotiv EPOC+ EEG başlığının tanıtımı yapılmıştır. Bilgilendirme esnasında katılımcıya ayrıca sözlü olarak deney esnasında rahatsız edici

(savaş, hastalık, ölüm, kan vb.) görüntülere maruz kalabileceği ve dilediği zaman deneyi yarıda kesip ayrılabileceği bilgisi verilmiştir.

Deney Aşaması 2: EEG Başlık Kalibrasyonu

EEG başlığının kalibrasyonu yapılarak, veri akışının olup olmadığı kontrol edilmiştir. Bu aşama katılımcının cinsiyetine, saçın yoğunluğuna ve saçın boyuna göre 5-30 dakika arası sürmüştür.



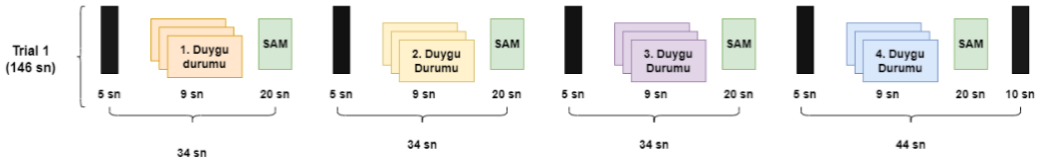
Şekil 4.4. Deney prosedürü

Deney Aşaması 3: Deney Prosedürü Bilgilendirme Videosu, Gönüllü Katılımcı Onam Formu, Demografik Bilgiler Anketi

Katılımcıya yaklaşık 3 dakikalık bilgilendirme videosu sunulmuştur. Bu video sonunda gönüllü katılımcının onayı alınmıştır. Daha sonra katılımcının demografik bilgiler anketini doldurması beklenmiştir. Bu aşamanın yaklaşık olarak 7 dakika sürmüştür.

Deney Aşaması 4: Eğitim Deneyi

Bu aşamada katılımcıya deney öncesi deney prosedürüne aşina olması için bir denemelik bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Katılımcı burada gerçek deneye başlamadan önce deney prosedürünü denemiş ve bir ön çalışma gerçekleştirmiştir. Eğitim aşaması sadece bir denemeden (trial) oluşmakta olup 4 farklı duygu durumuna ait toplam 12 görüntü içermektedir. Üçüncü aşama sonrası katılımcı deneye başla butonuna bastıktan sonra 5 saniye boyunca siyah ekran görüntülemiştir. Daha sonra bir duygu durumuna ait 3 farklı görüntü her biri 3'er saniye olmak üzere gösterilmiştir. Görüntüler sonrası katılımcı duygu durumunu tespit edebilmek için 20 saniye süre verilerek SAM anketi doldurması istenmiştir. İkinci duygu durumuna ait görüntülere geçmeden önce tekrar 5 saniye siyah ekran görüntülenmiştir. Bu şekilde dört farklı duygu durumuna ait görüntülerin gösterimi tamamlandıktan sonra bir deneme sonunda 10 saniye boyunca siyah ekran gösterilmiştir. Siyah ekran sonrasında katılımcıya deneysel çalışmayı başlatması için "Deneye Başla" sayfası sunulmuştur. Katılımcı hazır olduğunda EEG veri kaydı başlatılarak katılımcı yalnız bırakılmıştır. Şekil 4.5'te eğitim deneyine ait prosedür verilmiştir.

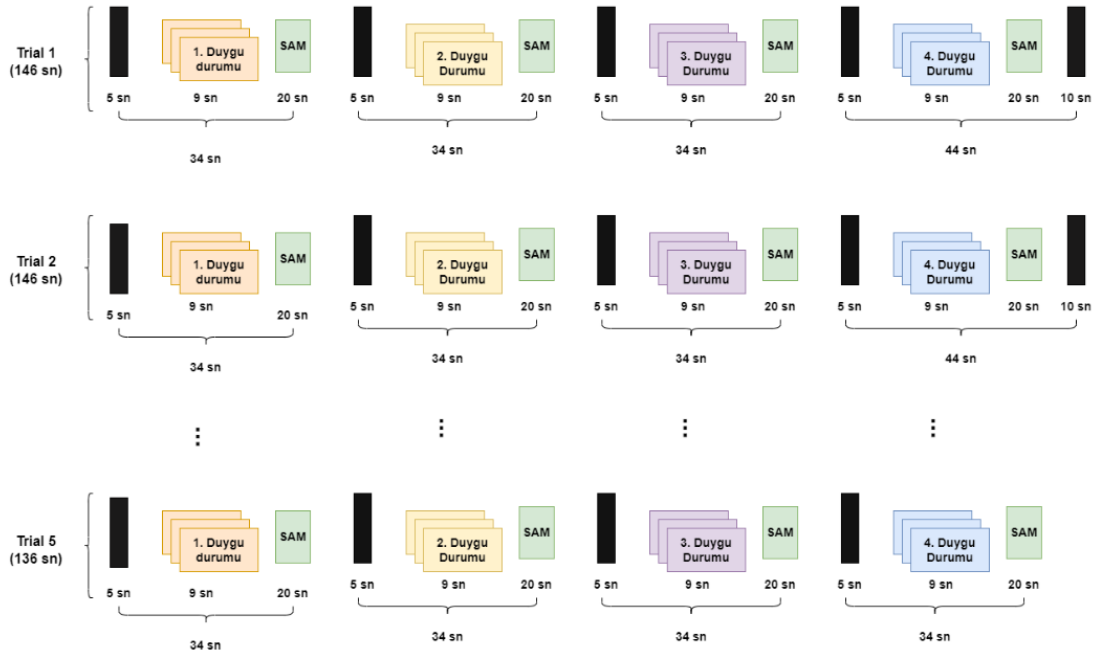


Şekil 4.5. Eğitim deneyi prosedürü

Deney Aşaması 5: Deneyin Gerçekleştirilmesi ve Sonlandırılması

Deneysel çalışma 2 oturumda (session) gerçekleştirilmiştir. Her bir bölümdeki deney, 5 denemeden oluşmaktadır. Her bir denemede katılımcının duygusal durumunu nötrlemek için öncelikle 5 saniye boyunca siyah bir ekran gösterilmiştir. Daha sonra sırasıyla 4 farklı duygusal durum derecesi kategorilerinden seçilen 3 görüntü ve her bir görüntü 3 saniye olacak şekilde katılımcıya gösterilmiştir. Takip eden 20 saniye içerisinde katılımcının SAM anketi ölçeğinde görüntü sonrası duygu durumunu belirtmesi beklenmiştir. Anket sonrası 5 saniye siyah ekran gösterilmiştir. Bir sonraki denemede ise ikinci duygu durumundan seçilen 3 görüntü ile her biri 3 saniye olmak üzere 9 saniye boyunca gösterilmiştir. Bu şekilde her bir denemede toplamda 12 görüntü olmak üzere bir bölümde toplamda 60 görüntü gösterilmiştir. İlk dört denemenin 146'şar saniye son denemenin ise

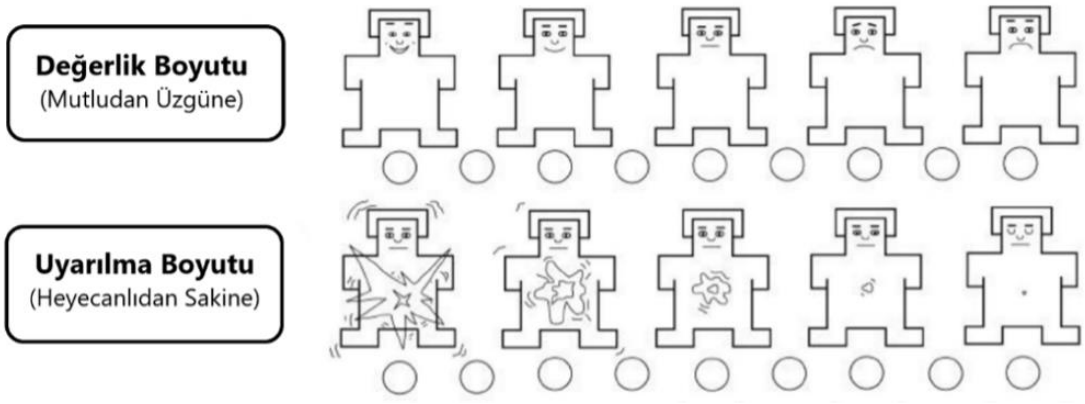
136 saniye sürmüştür. Birinci denemeden sonraki her bir denemenin ilk siyah ekranı 15 saniye gösterilmiştir. 5 denemenin toplamda yaklaşık 12 dakika sürmüştür. Her bir katılımcı için tanıtım ve kalibrasyon süresi hariç deneysel çalışmanın yaklaşık 20 dakika sürmüştür. Bu şekilde deneyin birinci bölümü tamamlanmıştır. İkinci bölümde ise aynı süreç en az bir hafta sonra aynı katılımcı ile tekrarlanmıştır. Şekil 4.6'da deney prosedürü verilmiştir.



Şekil 4.6. Deney prosedürü

4.2.3. Duyuşsal Derecelendirme Sistemi

Çalışmada kullanılan Duyuşsal Derecelendirme Sistemi (SAM - Self-Assessment Manikin) (Bradley ve Lang, 1994), duygunun boyutsal modeline dayanan ve insanların duygu durumlarını ve duygusal tepkilerini değerlendirmek için kullanılan bir ölçüm aracıdır. Gerçekleştirilen kullanıcı deneyinde katılımcılardan her bir bölüm (session) ve denemede (trial) maruz bırakıldıkları görüntüleri, Şekil 4.7'de görülen SAM anketini kullanarak uyarılma/haz (U), değerlik (D) derecelendirmeleri belirtmeleri beklenmektedir. Değerlik boyutunda tepkiler mutludan, üzgüne olmak üzere olumludan olumsuza doğru değişmektedir. Uyarılma boyutunda heyecanlıdan sakine (uykuluya olma hali) olmak üzere yüksekten düşüğe doğru değişmektedir.



Şekil 4.7. SAM anketi

4.2.4. EEG Başlığı

Çalışmada katılımcıların EEG sinyallerinin kayıtlarını alabilmek için Şekil 4.8'de görülen Emotiv EPOC+ marka EEG başlığı kullanılmıştır. Emotiv EPOC+ EEG başlığı, beyin elektrik aktivitesini ölçmek ve kaydetmek için kullanılan bir tür elektroensefalografi (EEG) cihazıdır. Bu başlık, kullanıcıların düşünce ve zihinsel aktivitelerini izlemek ve çeşitli uygulamalarda kullanmak için tasarlanmıştır. Şekil 4.8'de görüntüsü verilen EEG başlığında, 14 EEG kanalı (AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4) ve 2 referans noktası (CMS/DRL) olmak üzere toplam 16 kanal bulunmaktadır. Bu kanallar sayesinde kullanıcının beyninin farklı bölgelerindeki dalgaları ölçmek için kullanılır. Cihaz kablosuz olarak bilgisayara bağlanıp veri aktarımını sağlamaktadır.



Şekil 4.8. Emotiv EPOC+ EEG başlığı

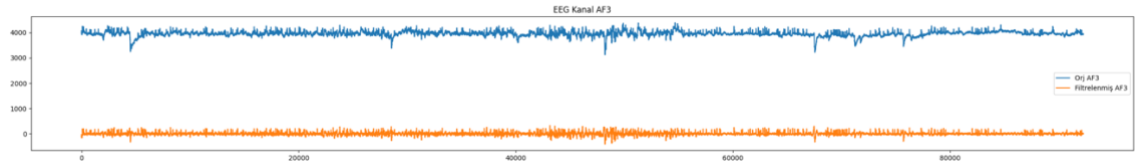
4.3. EEG Sinyallerinin İşlenmesi

Bu bölümde veri kümesi oluşturma deneyi kapsamında elde edilen EEG sinyallerinin EEG sinyallerinden duygu tanıma için etkili olan EEG kanallarının, farklı senaryolar

kapsamında duygu tanımada başarımının incelenmesine yönelik olarak uygulanan sinyal işleme ve makine öğrenimi adımları detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

4.3.1. Ön İşleme

Bu bölümde, ham EEG verilerinin ön işleme adımlarından bahsedilmektedir. Birinci aşama, EEG kayıtları her oturum için deney süresi dışında bulunan ve katılımcıların siyah ekran gördüğü kısımlar filtre uygulanarak kapsam dışı bırakılmıştır. İkinci aşama, EEG sinyallerinde bulunan gürültüleri gidermek için sinyal filtreleri uygulanır. Gürültüyü filtrelemek için 0.3 Hz ile 50 Hz arası bant geçiren filtre uygulanmıştır. Şekil 4.9'da AF3 kanalı için bant geçiren filtre uygulamasının orijinal EEG sinyali ve filtre uygulanmış EEG sinyali örneği verilmiştir.



Şekil 4.9. AF3 kanalı için bant geçiren filtre uygulaması

4.3.2. Öznitelik Çıkarımı

Ön işleme adımından sonraki aşama, EEG verilerinden öznitelik çıkarımını içermektedir. EEG verilerini kullanarak duygu tanıma sürecinde öznitelik çıkarma işleminin temel amacı, bireyin duygusal durumunu etkili bir şekilde yansıtabilecek bilgiler elde etmektir (Houssein ve diğ., 2022). EEG öznitelikleri zaman alanı, frekans alanı ve zaman-frekans alanı analizlerden çıkarılmaktadır. Bu çalışmada, öznitelikler zaman alanı, frekans alanı ve zaman-frekans alanı analizinden elde edilmiştir.

Diferansiyel entropi (DE), sabit uzunluktaki bir EEG dizisi için belirli bir frekans bandındaki logaritma enerji spektrumudur (Shi ve diğ., 2013). Diferansiyel entropi Denklem (4.1)'deki gibi temsil edilebilir;

$$h(X) = -\int p(x)\log\big(p(x)\big)\,dx. \tag{4.1}$$

h(X) diferansiyel entropiyi temsil eder. p(x) sürekli rassal değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonunu ifade eder. Bir rassal değişken Gauss dağılımına uyuyorsa $N(\mu,\sigma^2)$

diferansiyel entropi Denklem (4.2)'deki gibi hesaplanabilir;

$$h(X) = -\int \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}} \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}}\right) dy = \frac{1}{2}\log(2\pi e\sigma^2). \quad (4.2)$$

EEG sinyallerinin delta (1-4 Hz), teta (4-8 Hz), alfa (8-12 Hz), beta (12-30 Hz) ve gama (30-50 Hz) frekans bantlarını çıkartmak için 1 saniyelik örtüşmeyen Hanning penceresine sahip 128 noktalı Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (STFT) kullanıldı. Her frekans bandı için diferansiyel entropi, ortalama, standart sapma ve varyans değerleri hesaplandı. Sonuçta elde edilen EEG verisinin 1 saniyelik zaman dilimi için 14 EEG Kanalı x 5 EEG Frekans Bandı x 4 Öznitelik toplam 280 tane öznitelik elde edilmiştir.

4.3.3. Öznitelik Seçimi

Öznitelik çıkarımı sonrasında, EEG sinyallerinden çıkartılan özniteliklerin boyutunu azaltma içermektedir. EEG sinyallerinden öznitelik seçimi ve öznitelik azaltma için Temel Bileşen Analizi (PCA), Bağımsız Bileşen Analizi (ICA) ve Doğrusal Diskriminant Analiz (LDA) gibi farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bu çalışmada, Subasi ve Gursoy (2010) ile Chen ve diğ. (2019) çalışmalarındaki gibi öznitelik seçimi Doğrusal Diskriminant Analiz (LDA) yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Doğrusal Diskriminant Analizi (LDA), temel olarak bir sınıflandırma ve öznitelik boyut azaltma tekniğidir. LDA'nın amacı, sınıflar arasındaki farkı maksimuma çıkaran en uygun doğrusal dönüşümü bularak bir dizi ölçüm veya tahmine dayalı olarak gözlemleri karşılık gelen sınıfa atamaktır (Fisher, 1936).

4.3.4. Kanal Seçim Yöntemi ve Seçilen Kanallar

Bu çalışmada, kanal seçimi için insan temelli bir yaklaşım kullanılmıştır. Beynin farklı bölgelerinde bulunan EEG kanalları ve kanal çiftleri kombinasyonlar oluşturularak değerlendirilmiştir. Çalışma kapsamında değerlendirilmek üzere alan yazına göre oluşturulan EEG kanal kombinasyonları Tablo 4.2'de verilmiştir. Çalışma kapsamında belirlenen 56 kanal kombinasyonu (KK) analiz edilmiştir. KK1 kombinasyonu, Emotiv EPOC+ EEG cihazından bulunan tüm kanalları içermektedir. KK2, KK3, KK4, KK5, KK6, KK7 ve KK8 kombinasyonları, beyin sağ ve sol yarım küresindeki birbirine karşılık

gelen EEG kanal çiftlerini içermektedir. KK9 ila KK28 arasındaki kanal kombinasyonları 4'er adet EEG kanalı, KK29 ile KK33 arasındaki kanal kombinasyonları 6'şar adet EEG kanalı ve KK34 ve KK35 kombinasyonları 7'şer adet EEG kanalı içermekte olup, sırasıyla beynin sağ ve sol yarım küresinde EEG kanalları yer almaktadır. KK36 ile KK40 arasındaki kanal kombinasyonları 8'er adet EEG kanalı, KK41 ile KK49 arasındaki kanal kombinasyonları 10'ar adet EEG kanalı ve KK50 ile KK56 arasındaki kanal kombinasyonları ise 12'şer adet EEG kanalını içermektedir.

Tablo 4.2. EEG kanal kombinasyonları

Sıra	KK	Kanal Sayısı	EEG Kanalları	Bulunduğu Beyin Bölgesi
1	**KK1**	14	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4	Frontal, Temporal, Parietal, Oksipital
2	**KK2**	2	AF3, AF4	Frontal
3	**KK3**	2	F7, F8	Frontal
4	**KK4**	2	F3, F4	Frontal
5	**KK5**	2	FC5, FC6	Frontal
6	**KK6**	2	O1, O2	Oksipital
7	**KK7**	2	P7, P8	Parietal
8	**KK8**	2	T7, T8	Temporal
9	**KK9**	4	AF3, AF4, F3, F4	Frontal
10	**KK10**	4	AF3, AF4, F7, F8	Frontal
11	**KK11**	4	AF3, AF4, FC5, FC6	Frontal
12	**KK12**	4	AF3, AF4, T7, T8	Frontal, Temporal
13	**KK13**	4	AF3, AF4, P7, P8	Frontal, Parietal
14	**KK14**	4	AF3, AF4, O1, O2	Frontal, Oksipital
15	**KK15**	4	F7, F8, F3, F4	Frontal
16	**KK16**	4	F7, F8, FC5, FC6	Frontal
17	**KK17**	4	F7, F8, O1, O2	Frontal, Oksipital
18	**KK18**	4	F7, F8, P7, P8	Frontal, Parietal
19	**KK19**	4	F7, F8, T7, T8	Frontal, Temporal
20	**KK20**	4	FC5, FC6, F3, F4	Frontal
21	**KK21**	4	FC5, FC6, O1, O2	Frontal, Oksipital
22	**KK22**	4	FC5, FC6, P7, P8	Frontal, Parietal
23	**KK23**	4	FC5, FC6, T7, T8	Frontal, Temporal
24	**KK24**	4	F3, F4, O1, O2	Frontal, Oksipital
25	**KK25**	4	F3, F4, P7, P8	Frontal, Parietal
26	**KK26**	4	F3, F4, T7, T8	Frontal, Temporal
27	**KK27**	4	P7, P8, O1, O2	Parietal, Oksipital
28	**KK28**	4	T7, T8, P7, P8	Temporal, Parietal

Tablo 4.2. (Devam) EEG kanal kombinasyonları

Sıra	KK	Kanal Sayısı	EEG Kanalları	Bulunduğu Beyin Bölgesi
29	**KK29**	6	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6	Frontal
30	**KK30**	6	F7, F8, FC5, FC6, T7, T8	Frontal, Temporal
31	**KK31**	6	F7, F8, T7, T8, P7, P8	Frontal, Temporal, Parietal
32	**KK32**	6	FC5, FC6, T7, T8, P7, P8	Frontal, Temporal, Parietal
33	**KK33**	6	T7, T8, P7, P8, O1, O2	Temporal, Parietal, Oksipital
34	**KK34**	7	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1	Sağ yarım küre
35	**KK35**	7	O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4	Sol yarım küre
36	**KK36**	8	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, O1, O2	Frontal, Oksipital
37	**KK37**	8	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8	Frontal, Parietal
38	**KK38**	8	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8	Frontal, Temporal
39	**KK39**	8	F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2	Frontal, Oksipital
40	**KK40**	8	F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8	Frontal, Parietal
41	**KK41**	10	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, O1, O2	Frontal, Parietal, Oksipital
42	**KK42**	10	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Oksipital
43	**KK43**	10	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8	Frontal, Temporal, Parietal
44	**KK44**	10	AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, O1, O2	Frontal, Parietal, Oksipital
45	**KK45**	10	AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Oksipital
46	**KK46**	10	AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8	Frontal, Temporal, Parietal
47	**KK47**	10	F3, F4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, O1, O2	Frontal, Parietal, Oksipital
48	**KK48**	10	F3, F4, F3, F4, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Oksipital
49	**KK49**	10	F3, F4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8	Frontal, Temporal, Parietal
50	**KK50**	12	AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8	Frontal, Temporal, Parietal
51	**KK51**	12	F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Oksipital
52	**KK52**	12	AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, O1, O2	Frontal, Parietal, Oksipital
53	**KK53**	12	AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Oksipital
54	**KK54**	12	AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, P7, P8, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Parietal, Oksipital
55	**KK55**	12	AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Parietal, Oksipital
56	**KK56**	12	AF3, AF4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2	Frontal, Temporal, Parietal, Oksipital

4.3.5. Sınıflandırma Algoritması

Duyguların sınıflandırılması için üç farklı algoritma kullanılmıştır: Destek Vektör Makineleri (DVM), K-En Yakın Komşuluk (kNN) ve Logistik Regresyon (LR). Bu sınıflandırma algoritmaları, bir önceki aşamada LDA'dan elde edilen verileri girdi olarak almaktadır. Sınıflandırma algoritmalarının parametrelerinin optimum değerlerinin bulunması için GridSearchCV kullanılmıştır ve çapraz doğrulama değeri 20'dir. DVM

algoritması için, doğrusal çekirdek fonksiyonu ve C parametresi $2^{[-10,10]}$ ile [0.1, 20] arasında 0.5'lik artış adımı ile alınmıştır. kNN algoritması için, k parametresi [3, 5, 7, 9, 11] alınmıştır. LR algoritması için, L2 düzenlileştirme, problem çözücü olarak liblinear ve C parametresi [1.5,10] arasında 0.5'lik artış ile alınmıştır. Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi yaklaşımlarının parametreleri Tablo 4.3'te verilmiştir.

Her oturumdaki EEG kayıtları %60 eğitim ve %40 test verisi olarak ayrılmıştır. EEG verilerin etkiletmesi IAPS'ın uyaran kümesinin yayınlanmış olduğu SAM anketi verilerine göre, uyarılma ve değerlik için U, D >= 5 ise 1; U, D < 5 ise 0 etiketi atanarak katılımcı ve oturum bağımlı olarak EEG verileri ayrı ayrı olarak çalışmada kullanılan sınıflandırma algoritmalarıyla ikili sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırma performansı için, doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve f1-skor değerleri için kanal kombinasyonu ve uyarılma/değerlik duygu boyutlarına göre ortalaması alınmıştır.

Tablo 4.3. Tezde kullanılan makine öğrenmesi yaklaşımlarının parametreleri

Algoritma	**Parametre**
DVM	LinearSVM çekirdeği, C parametresi $2^{[-10,10]}$ ile [0.1, 20] arasında 0.5'lik artış adımı
kNN	k parametresi [3, 5, 7, 9, 11]
LR	L2 düzenlileştirme, problem çözücü liblinear ve C parametresi [1.5,10] arasında 0.5'lik artış

4.3.6. Sınıflandırma Performansı

Sınıflandırma modelinin ne kadar başarılı olduğunu ölçmek için genellikle karışıklık matrisi kullanılır. Karışıklık matrisinde verilerimizin gerçek ve tahmin durumuna göre 4 farklı şekilde ifade edilmektedir. Bunlar; Tablo 4.4'teki doğru pozitif (TP), yanlış pozitif (FP), doğru negatif (TN) ve yanlış negatif (FN) ifadeleridir. Karışıklık matrisi üzerinden hesaplanan performans metrikleri doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve f1-skoru şeklindedir.

Tablo 4.4. Karışıklık matrisi

	Tahmin: Yanlış	Tahmin: Doğru
Gerçek: Yanlış	TN	FP
Gerçek: Doğru	FN	TP

Doğruluk, sınıflandırma modellinin tahmin ettiği sınıfların ne kadarının gerçek sınıf etiketleri ile eşleştiğini gösterir ve çoğunlukla yüzde olarak ifade edilir. Sınıflandırma

doğruluğu (accuracy) hesaplama formülü Denklem (4.3)'deki gibidir;

$$Doğruluk = \frac{TN + TP}{TN + FN + FP + TP} \tag{4.3}$$

Kesinlik, sınıflandırma modelinde bulunan sınıf tahminlerin başarı oranıdır. Kesinlik (Precision) hesaplama formülü Denklem (4.4)'deki gibidir;

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4.4}$$

Duyarlılık, sınıflandırma modelinde bulunan sınıfın doğru tahmin edilme oranıdır. Duyarlılık (Recall) hesaplama formülü Denklem (4.5)'deki gibidir;

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4.5}$$

F1-skoru, kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasını göstermektedir. F1-skoru (f1-score) hesaplama formülü Denklem (4.6)'deki gibidir;

$$F1\ skoru = 2 \times \frac{Kesinlik \times Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık} \tag{4.6}$$

Bu metrikler, sınıflandırma problemlerinde modelin genel performansını değerlendirmek için sıkça kullanılmaktadır.

4.3.7. Yazılım ve Donanım Bilgisi

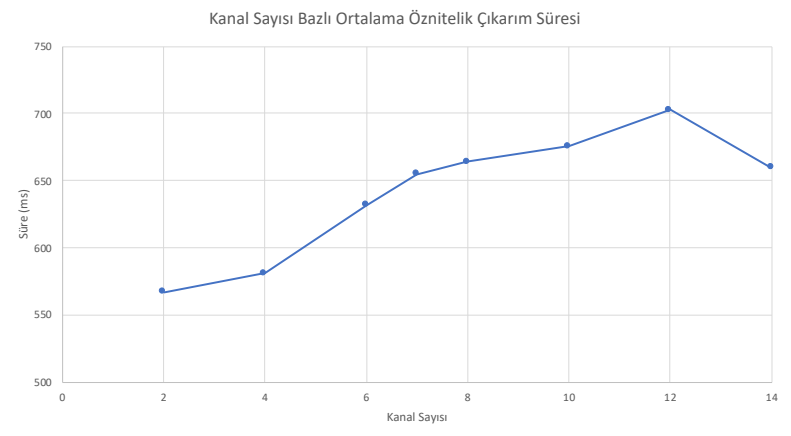
Tez çalışmasında, sinyal işleme ve makine öğrenim yöntemlerinin uygulanabilmesi için Python programlama dili ve pandas, numpy, sklearn, scipy kütüphaneleri kullanılmıştır. Uygulama kodları, Google Colab'ın ücretsiz sürümü kullanılarak çalıştırılmıştır. Google Colab ücretsiz sürümü, Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20GHz (1 Çekirdek/2 Thread) işlemci ve 12 GB bellek özelliklerine sahiptir.

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Tez çalışması kapsamında yapılan deneyden elde edilen bulgular altı ana bölümde sunulmuştur. Birinci bölümde, kanal kombinasyonlarına göre öznitelik çıkarımı ve öznitelik seçim sürelerinin değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. İkinci bölümde, bu çalışmada kullanılan DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarının değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Üçüncü bölümde, duygu tanıma sürecindeki uçtan uça sürelerin değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Dördüncü bölümde, duygu tanımada beynin sağ ve sol yarım küresinde birbirlerine karşılık gelen kanal çiftlerinin değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Beşinci bölümde, EEG kanalların bulunduğu beyin bölgelerine göre değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Altıncı ve son bölümde ise, katılımcıların SAM anketine verdiği cevapların değerlendirilmesi gerçekleştirilmiştir.

5.1. Öznitelik Çıkarım ve Öznitelik Seçim Sürelerinin Değerlendirilmesi

Bu bölümde EEG kanal kombinasyonları için sınıflandırma adımı öncesinde öznitelik çıkarımı ve öznitelik seçim işlemelerinde geçen ortalama süre bilgisi verilmektedir. Kanal sayısı bazlı olarak ortalama öznitelik çıkarımı süresi Şekil 5.1'de ve ortalama öznitelik seçim süresi Şekil 5.2'de milisaniye (ms) cinsinden grafikler verilmiştir. Şekil 5.1'deki süreler incelendiğinde öznitelik çıkarımı ile kanal sayısı arasında pozitif yönde bir ilişki olduğu görülmektedir. 14 kanallı kombinasyonun süresindeki azalmanın Google Colab'a bağlı olarak CPU tüketimi ve kaynak kullanımından kaynaklandığı değerlendirilebilir. Diğer taraftan Şekil 5.2'de öznitelik seçim süreleri kanal sayısına bağlı olarak doğrusal bir artış göstermektedir.



Şekil 5.1. Kanal sayısı bazlı ortalama öznitelik çıkarım sürelerine ait grafik



Şekil 5.2. Kanal sayısı bazlı ortalama öznitelik seçim sürelerine ait grafik

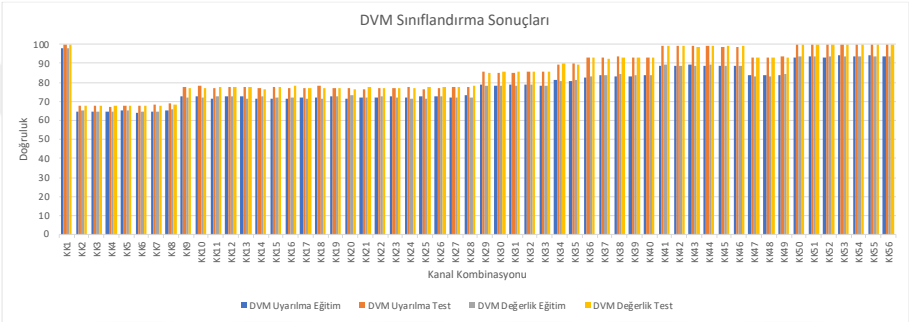
5.2. Sınıflandırma Algoritmaların Değerlendirilmesi

Bu bölümde DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarının elde edilen sonuçlar beş bölüm halinde verilmektedir. Birinci kısımda, sınıflandırma algoritmalarından elde edilen kanal kombinasyonu bazlı sınıflandırma doğruluk sonuçları verilmektedir. İkinci kısımda, sınıflandırma algoritmalarından elde edilen kanal kombinasyonu bazlı kesinlik, duyarlılık ve f1-skoruna dair sınıflandırma performans metrikleri verilmektedir. Üçüncü kısımda, sınıflandırma algoritmalarının kanal sayısı bazlı olarak saniye cinsinden ortalama işlem süreleri verilmektedir. Dördüncü kısımda, kNN algoritması için 5 farklı kanal kombinasyonu için k parametresinin doğruluk sonuçları verilmektedir. Beşinci ve son kısımda ise kanal sayısı bazlı olarak DVM sınıflandırma algoritmasının test verilerinden elde edilen ortalama sınıflandırma doğrulukları verilmektedir.

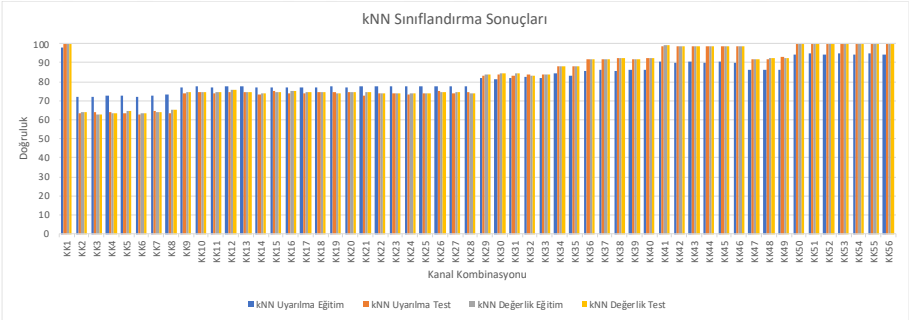
5.2.1. Sınıflandırma Doğruluk Sonuçları

Bu bölümde DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarından elde edilen sınıflandırma doğrulukları verilmektedir. DVM, kNN ve LR için sırasıyla Şekil 5.3, Şekil 5.4 ve Şekil 5.5'te EEG kanal kombinasyonu bazlı elde edilen doğruluk değerlerine ait grafikler verilmiştir. Ayrıca, DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmaları için Tablo 5.1'de uyarılma ve değerlik olarak ikili sınıflandırma işleminde elde edilen eğitim ve test verilerinin doğruluk sonuçları verilmiştir. Bütün kanalların bulunduğu KK1 kanal kombinasyonu DVM, kNN ve LR için uyarılma eğitim ile test verilerinde sırasıyla %97,73-%99,77, %98,02-%99,76 ve %97,75-%99,81 ve değerlik eğitim ile test verilerinde sırasıyla %97,90-%99,71, %99,61-%99,61 ve %97,89-%99,67 elde edilmiştir.

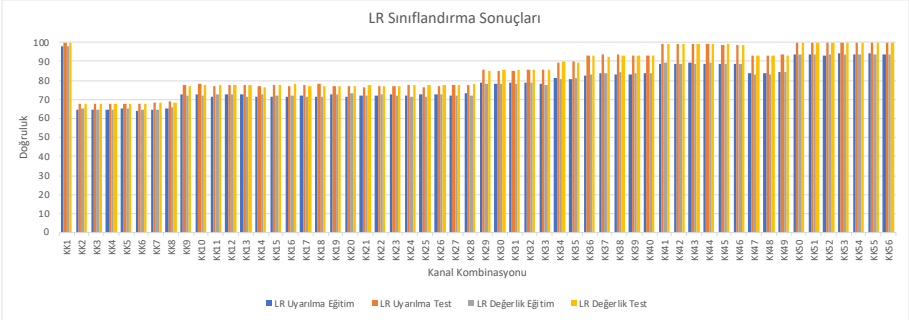
Kanal kombinasyonları bütün kanalların bulunduğu KK1 kanal kombinasyonu ile kıyaslandığında, kanal sayısına ve kanal kombinasyonundaki kanallara bağlı olarak doğrulukları değişmektedir ve yakın sonuçlar elde edilmiştir. KK34 ve KK35 kombinasyonları sırasıyla beynin sağ ve sol yarım küresindeki EEG kanallarını içermektedir, sınıflandırma doğrulukları incelendiğinde uyarılma ve değerlik duygu boyutları için eğitim ile test verilerinde %80 ila %90 arasında benzer sonuçlar elde edilmiştir. 12 kanal kullanılan kombinasyonlarda ise kullanılan tüm sınıflandırma algoritmalarında test veri kümesinde uyarılma ve değerlik duygu boyutlarında %95'in üzerinde doğruluk sonuçları elde edilmiştir.



Şekil 5.3. DVM eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği



Şekil 5.4. kNN eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği



Şekil 5.5. LR eğitim ve test doğruluk sonuç grafiği

Tablo 5.1. Sınıflandırma doğruluk sonuçları

		DVM				kNN				LR			
		Uyarılma		Değerlik		Uyarılma		Değerlik		Uyarılma		Değerlik	
KK	**KS**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**
KK1	14	**97,73**	99,77	**97,90**	99,71	**98,02**	99,76	99,61	99,61	**97,75**	99,81	**97,89**	99,67
KK2	2	64,89	67,63	65,02	67,81	72,19	63,45	63,91	63,91	64,84	67,66	65,02	67,92
KK3	2	64,85	67,75	64,70	67,77	72,30	63,74	62,87	62,87	64,85	67,73	64,69	67,74
KK4	2	64,75	67,40	64,83	67,43	72,63	63,81	63,65	63,65	64,73	67,42	64,87	67,50
KK5	2	65,02	67,95	65,42	68,01	72,77	63,19	64,47	64,47	65,00	67,73	65,40	67,98
KK6	2	64,26	67,62	64,71	67,72	71,89	62,61	63,51	63,51	64,21	67,75	64,72	67,83
KK7	2	64,87	68,36	64,89	67,99	72,40	64,53	64,11	64,11	64,92	68,41	64,88	68,04
KK8	2	65,48	69,03	65,78	68,50	73,07	63,70	65,33	65,33	65,46	69,17	65,80	68,50
KK9	4	72,48	77,31	72,15	77,11	77,20	73,97	74,57	74,57	72,50	77,38	72,16	77,14
KK10	4	72,37	78,04	72,19	77,28	77,44	74,33	74,44	74,44	72,38	77,93	72,20	77,36
KK11	4	71,49	76,71	72,56	77,53	77,03	73,78	74,23	74,23	71,51	76,76	72,57	77,47
KK12	4	72,39	77,66	72,67	77,82	77,48	74,66	75,49	75,49	72,46	77,64	72,69	77,76
KK13	4	72,43	77,36	71,52	77,49	77,87	74,52	74,46	74,46	72,48	77,42	71,51	77,41
KK14	4	71,46	77,00	72,62	76,60	76,96	73,43	74,00	74,00	71,48	76,97	72,63	76,49
KK15	4	71,72	77,37	71,89	77,53	76,83	74,86	74,56	74,56	71,69	77,31	71,89	77,60
KK16	4	71,48	76,85	71,85	78,03	76,97	73,73	74,91	74,91	71,53	76,82	71,88	78,05
KK17	4	71,97	77,24	71,45	77,21	76,89	74,04	74,39	74,39	71,95	77,31	71,40	77,21
KK18	4	71,77	78,34	71,66	77,28	77,20	74,58	74,22	74,22	71,74	78,42	71,62	77,28
KK19	4	72,43	77,20	72,60	77,07	77,40	74,78	74,07	74,07	72,45	77,16	72,60	76,98
KK20	4	71,65	77,20	73,25	76,68	76,89	74,27	74,26	74,26	71,64	77,13	73,25	76,78
KK21	4	72,21	76,45	72,19	77,50	77,32	72,64	74,74	74,74	72,20	76,49	72,15	77,53
KK22	4	72,20	77,18	72,51	76,91	77,50	73,90	73,98	73,98	72,21	77,19	72,54	76,82
KK23	4	72,70	77,22	72,09	76,86	77,45	74,19	74,04	74,04	72,71	77,22	72,11	76,85
KK24	4	72,17	77,32	71,19	77,14	77,36	73,36	73,83	73,83	72,16	77,37	71,19	77,34
KK25	4	72,40	76,68	71,72	77,44	77,64	74,14	74,06	74,06	72,37	76,67	71,73	77,41
KK26	4	72,60	77,12	72,63	77,81	77,39	74,87	74,41	74,41	72,64	77,06	72,57	77,74
KK27	4	72,21	77,63	72,29	77,39	77,59	73,88	74,50	74,50	72,23	77,58	72,30	77,41
KK28	4	73,16	77,69	72,11	78,31	77,88	74,62	74,07	74,07	73,18	77,65	72,08	78,27
KK29	6	78,67	85,39	78,10	84,93	82,20	83,38	83,59	83,59	78,64	85,36	78,10	84,80
KK30	6	77,97	85,04	78,42	85,82	81,56	83,60	84,27	84,27	77,99	84,98	78,42	85,75
KK31	6	78,78	84,92	78,18	85,68	82,23	83,42	84,12	84,12	78,78	84,98	78,19	85,66
KK32	6	78,99	85,56	78,76	85,65	82,34	83,76	83,39	83,39	78,96	85,57	78,78	85,70
KK33	6	78,13	85,87	77,93	85,51	82,04	83,49	83,88	83,88	78,13	85,88	77,92	85,37
KK34	7	81,48	89,42	80,63	89,90	84,23	88,22	88,27	88,27	81,50	89,48	80,64	89,81
KK35	7	80,49	89,93	81,18	89,05	83,45	88,27	87,91	87,91	80,44	89,93	81,15	89,05

Tablo 5.1. (Devam) Sınıflandırma doğruluk sonuçları

		DVM				kNN				LR			
		Uyarılma		Değerlik		Uyarılma		Değerlik		Uyarılma		Değerlik	
KK	KS	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
KK36	8	82,78	93,33	83,28	93,02	85,41	92,00	92,04	92,04	82,77	93,24	83,28	92,84
KK37	8	83,93	93,36	83,83	92,76	86,45	91,98	91,64	91,64	83,93	93,38	83,84	92,67
KK38	8	83,46	93,49	84,12	93,14	85,90	92,52	92,40	92,40	83,45	93,41	84,13	93,05
KK39	8	83,22	92,79	83,60	92,92	86,05	91,67	91,58	91,58	83,25	92,78	83,60	92,91
KK40	8	83,82	93,29	83,55	93,17	86,14	92,28	92,37	92,37	83,84	93,23	83,53	93,18
KK41	10	88,95	98,98	89,57	99,24	90,42	98,86	98,98	98,98	88,95	98,96	89,56	99,20
KK42	10	88,71	99,00	88,69	99,07	90,12	98,88	98,61	98,61	88,71	99,01	88,73	99,04
KK43	10	89,38	99,05	88,98	98,92	90,71	98,81	98,74	98,74	89,39	99,04	89,00	98,96
KK44	10	88,80	99,04	89,46	99,02	90,19	98,84	98,79	98,79	88,80	99,00	89,45	99,02
KK45	10	88,91	98,79	89,00	99,00	90,36	98,55	98,92	98,92	88,92	98,83	88,97	98,96
KK46	10	88,89	98,88	88,98	98,96	90,24	98,48	98,70	98,70	88,90	98,86	88,98	98,92
KK47	10	83,63	92,88	83,17	93,23	86,29	91,88	91,80	91,80	83,64	92,87	83,19	93,23
KK48	10	83,80	92,80	83,35	93,25	86,33	91,70	92,21	92,21	83,77	92,80	83,34	93,21
KK49	10	84,09	93,62	84,20	93,07	86,32	93,08	92,23	92,23	84,14	93,60	84,21	93,02
KK50	12	93,37	99,98	93,81	99,99	94,20	99,98	99,99	99,99	93,40	99,98	93,81	99,99
KK51	12	93,97	**100,00**	93,44	99,99	94,62	**100,00**	99,99	99,99	93,97	**100,00**	93,46	99,99
KK52	12	93,34	99,98	93,72	**100,00**	94,16	99,98	**100,00**	**100,00**	93,37	99,99	93,70	**100,00**
KK53	12	94,38	**100,00**	93,58	99,98	95,01	**100,00**	99,98	99,98	94,40	**100,00**	93,57	99,98
KK54	12	93,59	99,97	93,78	99,99	94,47	99,96	99,99	99,99	93,59	99,97	93,80	99,99
KK55	12	94,11	99,97	93,83	**100,00**	94,80	99,97	**100,00**	**100,00**	94,11	99,97	93,81	**100,00**
KK56	12	93,58	**100,00**	93,84	**100,00**	94,21	**100,00**	**100,00**	**100,00**	93,60	**100,00**	93,85	**100,00**

5.2.2. Sınıflandırma Performans Metrik Sonuçları

Bu bölümde DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarından elde edilen kesinlik, duyarlılık, f1-skoru sınıflandırma performans metrikleri verilmektedir. Sınıflandırma algoritmaları için kesinlik, duyarlılık, f1-skor sınıflandırma performans metriklerinin test veri kümesinden elde edilen sonuçları DVM algoritması için Tablo 5.2'de, kNN algoritması için Tablo 5.3'te ve LR algoritması için Tablo 5.4'te verilmiştir. Kesinlik, duyarlılık ve f1-skor sonuçları incelendiğinde, sınıflandırma doğruluk sonuçlarında olduğu gibi kanal sayısı ve kanal kombinasyonuna göre değişiklik gösterdiği söylenebilir. Uyarılma duygu boyutu için 12 kanal bulunan KK51, KK53 ve KK56 kombinasyonları

çalışmadaki bütün sınıflandırma algoritmalarında en yüksek kesinlik, duyarlılık ve f1-skor değerleri elde edilmiştir.

Tablo 5.2. DVM test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları

	DVM												
	Uyarılma			Değerlik				Uyarılma			Değerlik		
KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru
KK1	99,77	99,77	99,78	99,71	99,70	99,72	**KK29**	85,38	85,47	85,51	84,91	85,01	85,05
KK2	67,60	68,01	67,88	67,78	68,14	68,05	**KK30**	85,03	85,11	85,17	85,81	85,87	85,94
KK3	67,70	68,18	68,01	67,74	68,18	68,07	**KK31**	84,91	85,06	85,12	85,67	85,75	85,79
KK4	67,36	67,84	67,68	67,40	67,77	67,70	**KK32**	85,55	85,62	85,63	85,63	85,70	85,77
KK5	67,92	68,39	68,27	67,98	68,23	68,15	**KK33**	85,86	85,96	86,04	85,50	85,57	85,60
KK6	67,58	67,91	67,79	67,68	68,09	67,98	**KK34**	89,40	89,43	89,54	89,89	89,95	90,02
KK7	68,32	68,63	68,52	67,96	68,36	68,26	**KK35**	89,91	89,95	90,00	89,04	89,10	89,15
KK8	68,99	69,41	69,25	68,48	68,80	68,69	**KK36**	93,32	93,33	93,43	93,01	93,03	93,09
KK9	77,29	77,44	77,43	77,10	77,26	77,27	**KK37**	93,35	93,36	93,47	92,75	92,76	92,84
KK10	78,03	78,24	78,24	77,28	77,44	77,43	**KK38**	93,48	93,50	93,55	93,13	93,16	93,21
KK11	76,70	76,87	76,86	77,52	77,65	77,64	**KK39**	92,78	92,79	92,88	92,91	92,92	93,02
KK12	77,65	77,81	77,82	77,81	77,95	77,94	**KK40**	93,28	93,29	93,37	93,16	93,19	93,25
KK13	77,35	77,51	77,53	77,48	77,70	77,68	**KK41**	98,97	98,96	98,99	99,23	99,23	99,24
KK14	76,99	77,16	77,17	76,58	76,79	76,75	**KK42**	99,00	98,99	99,01	99,07	99,07	99,09
KK15	77,36	77,56	77,56	77,52	77,71	77,71	**KK43**	99,05	99,04	99,06	98,92	98,91	98,94
KK16	76,84	77,04	77,06	78,02	78,19	78,21	**KK44**	99,04	99,02	99,07	99,02	99,01	99,04
KK17	77,23	77,45	77,42	77,20	77,35	77,36	**KK45**	98,79	98,78	98,82	99,00	98,98	99,02
KK18	78,33	78,57	78,52	77,27	77,52	77,50	**KK46**	98,88	98,86	98,91	98,95	98,94	98,98
KK19	77,18	77,38	77,35	77,05	77,34	77,31	**KK47**	92,87	92,87	92,97	93,22	93,23	93,31
KK20	77,19	77,33	77,34	76,66	76,80	76,81	**KK48**	92,79	92,79	92,89	93,25	93,25	93,31
KK21	76,45	76,72	76,71	77,49	77,65	77,66	**KK49**	93,61	93,62	93,67	93,06	93,07	93,14
KK22	77,16	77,34	77,32	76,89	77,13	77,09	**KK50**	99,98	99,98	99,98	99,99	99,99	99,99
KK23	77,21	77,42	77,42	76,85	77,04	77,07	**KK51**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	99,99	99,99	99,99
KK24	77,30	77,47	77,47	77,13	77,32	77,33	**KK52**	99,98	99,98	99,98	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK25	76,67	76,81	76,82	77,42	77,60	77,58	**KK53**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	99,98	99,98	99,98
KK26	77,11	77,26	77,28	77,80	78,01	78,03	**KK54**	99,97	99,97	99,97	99,99	99,99	99,99
KK27	77,62	77,85	77,85	77,38	77,57	77,53	**KK55**	99,97	99,97	99,97	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK28	77,68	77,93	77,91	78,30	78,43	78,45	**KK56**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**

Değerlik duygu boyutu için 12 kanal bulunan KK52, KK55 ve KK56 kombinasyonları

çalışmadaki bütün sınıflandırma algoritmalarında en yüksek kesinlik, duyarlılık ve f1-skor değerleri elde edilmiştir. KK34 ve KK35 kombinasyonlarının sınıflandırma metrikleri incelendiğinde uyarılma ve değerlik duygu boyutları için test verilerinde %88 ila %90 arasında sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 5.3. kNN test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları

	kNN												
	Uyarılma			Değerlik				Uyarılma			Değerlik		
KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru
KK1	99,76	99,75	99,77	99,61	99,60	99,62	**KK29**	83,36	83,58	83,52	83,57	83,81	83,76
KK2	63,38	63,83	63,66	63,81	64,29	64,13	**KK30**	83,58	83,71	83,72	84,25	84,41	84,42
KK3	63,68	63,98	63,88	62,80	63,14	63,06	**KK31**	83,40	83,59	83,60	84,10	84,22	84,23
KK4	63,75	64,14	64,03	63,61	64,01	63,90	**KK32**	83,75	83,89	83,84	83,38	83,52	83,54
KK5	63,13	63,53	63,43	64,40	64,71	64,59	**KK33**	83,48	83,65	83,69	83,87	84,03	84,00
KK6	62,55	62,86	62,77	63,45	63,74	63,66	**KK34**	88,20	88,29	88,35	88,25	88,41	88,40
KK7	64,46	64,69	64,61	64,04	64,46	64,32	**KK35**	88,25	88,38	88,37	87,89	88,00	88,01
KK8	63,63	63,86	63,79	65,28	65,57	65,48	**KK36**	91,99	92,05	92,11	92,03	92,08	92,10
KK9	73,93	74,15	74,08	74,54	74,69	74,68	**KK37**	91,97	92,03	92,13	91,63	91,71	91,74
KK10	74,31	74,57	74,53	74,41	74,68	74,59	**KK38**	92,51	92,58	92,60	92,39	92,44	92,47
KK11	73,76	73,96	73,92	74,22	74,45	74,38	**KK39**	91,66	91,70	91,78	91,58	91,66	91,71
KK12	74,63	74,94	74,85	75,45	75,66	75,60	**KK40**	92,27	92,35	92,36	92,36	92,42	92,46
KK13	74,49	74,66	74,64	74,43	74,72	74,63	**KK41**	98,86	98,84	98,88	98,97	98,97	98,99
KK14	73,39	73,70	73,61	73,97	74,23	74,14	**KK42**	98,88	98,88	98,90	98,61	98,60	98,64
KK15	74,83	75,06	75,02	74,54	74,80	74,75	**KK43**	98,80	98,80	98,82	98,74	98,73	98,76
KK16	73,68	74,01	73,92	74,89	75,25	75,15	**KK44**	98,83	98,82	98,86	98,79	98,78	98,82
KK17	74,01	74,26	74,20	74,36	74,66	74,57	**KK45**	98,54	98,54	98,57	98,92	98,91	98,94
KK18	74,55	74,79	74,73	74,19	74,53	74,45	**KK46**	98,48	98,47	98,52	98,69	98,68	98,72
KK19	74,76	74,91	74,89	74,05	74,32	74,29	**KK47**	91,86	91,89	91,97	91,79	91,85	91,89
KK20	74,24	74,43	74,39	74,22	74,60	74,47	**KK48**	91,69	91,73	91,78	92,20	92,24	92,26
KK21	72,62	72,82	72,82	74,72	74,94	74,90	**KK49**	93,07	93,11	93,14	92,22	92,26	92,30
KK22	73,86	74,17	74,04	73,94	74,34	74,19	**KK50**	99,98	99,98	99,98	99,99	99,99	99,99
KK23	74,16	74,42	74,38	74,01	74,41	74,31	**KK51**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	99,99	99,99	99,99
KK24	73,33	73,56	73,51	73,79	74,11	74,03	**KK52**	99,98	99,98	99,98	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK25	74,11	74,41	74,32	74,03	74,29	74,20	**KK53**	100,00	100,00	100,00	99,98	99,98	99,98
KK26	74,83	75,04	74,99	74,36	74,74	74,62	**KK54**	99,96	99,95	99,96	99,99	99,99	99,99
KK27	73,84	74,24	74,11	74,48	74,66	74,61	**KK55**	99,97	99,97	99,97	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK28	74,60	74,95	74,86	74,05	74,28	74,23	**KK56**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**

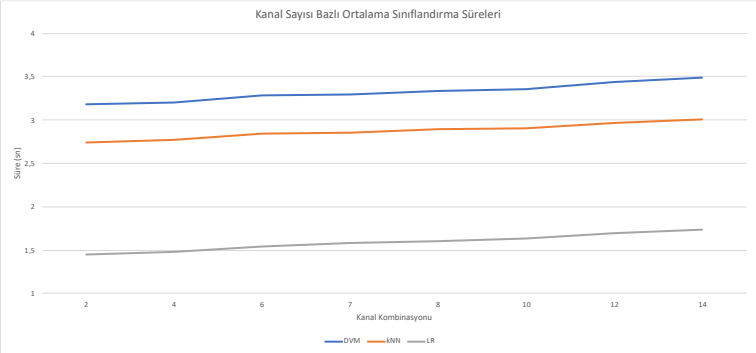
Tablo 5.4. LR test veri kümesi sınıflandırma performans metrik sonuçları

	LR												
	Uyarılma			Değerlik				Uyarılma			Değerlik		
KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	KK	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru
KK1	99,76	99,75	99,77	99,61	99,60	99,62	**KK29**	83,36	83,58	83,52	83,57	83,81	83,76
KK2	63,38	63,83	63,66	63,81	64,29	64,13	**KK30**	83,58	83,71	83,72	84,25	84,41	84,42
KK3	63,68	63,98	63,88	62,80	63,14	63,06	**KK31**	83,40	83,59	83,60	84,10	84,22	84,23
KK4	63,75	64,14	64,03	63,61	64,01	63,90	**KK32**	83,75	83,89	83,84	83,38	83,52	83,54
KK5	63,13	63,53	63,43	64,40	64,71	64,59	**KK33**	83,48	83,65	83,69	83,87	84,03	84,00
KK6	62,55	62,86	62,77	63,45	63,74	63,66	**KK34**	88,20	88,29	88,35	88,25	88,41	88,40
KK7	64,46	64,69	64,61	64,04	64,46	64,32	**KK35**	88,25	88,38	88,37	87,89	88,00	88,01
KK8	63,63	63,86	63,79	65,28	65,57	65,48	**KK36**	91,99	92,05	92,11	92,03	92,08	92,10
KK9	73,93	74,15	74,08	74,54	74,69	74,68	**KK37**	91,97	92,03	92,13	91,63	91,71	91,74
KK10	74,31	74,57	74,53	74,41	74,68	74,59	**KK38**	92,51	92,58	92,60	92,39	92,44	92,47
KK11	73,76	73,96	73,92	74,22	74,45	74,38	**KK39**	91,66	91,70	91,78	91,58	91,66	91,71
KK12	74,63	74,94	74,85	75,45	75,66	75,60	**KK40**	92,27	92,35	92,36	92,36	92,42	92,46
KK13	74,49	74,66	74,64	74,43	74,72	74,63	**KK41**	98,86	98,84	98,88	98,97	98,97	98,99
KK14	73,39	73,70	73,61	73,97	74,23	74,14	**KK42**	98,88	98,88	98,90	98,61	98,60	98,64
KK15	74,83	75,06	75,02	74,54	74,80	74,75	**KK43**	98,80	98,80	98,82	98,74	98,73	98,76
KK16	73,68	74,01	73,92	74,89	75,25	75,15	**KK44**	98,83	98,82	98,86	98,79	98,78	98,82
KK17	74,01	74,26	74,20	74,36	74,66	74,57	**KK45**	98,54	98,54	98,57	98,92	98,91	98,94
KK18	74,55	74,79	74,73	74,19	74,53	74,45	**KK46**	98,48	98,47	98,52	98,69	98,68	98,72
KK19	74,76	74,91	74,89	74,05	74,32	74,29	**KK47**	91,86	91,89	91,97	91,79	91,85	91,89
KK20	74,24	74,43	74,39	74,22	74,60	74,47	**KK48**	91,69	91,73	91,78	92,20	92,24	92,26
KK21	72,62	72,82	72,82	74,72	74,94	74,90	**KK49**	93,07	93,11	93,14	92,22	92,26	92,30
KK22	73,86	74,17	74,04	73,94	74,34	74,19	**KK50**	99,98	99,98	99,98	99,99	99,99	99,99
KK23	74,16	74,42	74,38	74,01	74,41	74,31	**KK51**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	99,99	99,99	99,99
KK24	73,33	73,56	73,51	73,79	74,11	74,03	**KK52**	99,98	99,98	99,98	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK25	74,11	74,41	74,32	74,03	74,29	74,20	**KK53**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	99,98	99,98	99,98
KK26	74,83	75,04	74,99	74,36	74,74	74,62	**KK54**	99,96	99,95	99,96	99,99	99,99	99,99
KK27	73,84	74,24	74,11	74,48	74,66	74,61	**KK55**	99,97	99,97	99,97	**100,00**	**100,00**	**100,00**
KK28	74,60	74,95	74,86	74,05	74,28	74,23	**KK56**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**	**100,00**

5.2.3. Kanal Sayısı Bazlı Sınıflandırma Süreleri

Bu bölümde kanal sayısı bazlı olarak DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarına için ortalama sınıflandırma sürelerine ait değerlendirme Şekil 5.6'da sunulmaktadır. Şekil

5.6’daki grafik incelendiğinde, sınıflandırma sürelerinin kanal sayısına bağlı olarak artış gösterdiği gözlenmiştir. Kanal sayısı arttıkça EEG sinyallerinden çıkartılan öznitelik sayısı artışından kaynaklı sınıflandırma sürelerinin arttığı söylenebilir.



Şekil 5.6. Kanal sayısı bazlı ortalama sınıflandırma süreleri

5.2.4. kNN Parametre Değerlendirmesi

Bu bölümde kNN sınıflandırma algoritmasında kullanılan k parametreleri için ayrı ayrı sınıflandırma gerçekleştirerek duygu tanıma performansı değerlendirilmektedir. kNN sınıflandırma algoritmasında kullanılan [3, 5, 7, 9, 11] k değerleri için kanal sayısına göre rastgele seçilen KK1, KK8, KK32, KK43 ve KK54 kanal kombinasyonlarının uyarılma ve değerlik duygu boyutları için sırasıyla karşılaştırmalı olarak doğruluk sonuçları Tablo 5.5’te, Tablo 5.6’da verilmiştir. Tablo 5.5’te sonuçlar incelendiğinde, uyarılma duygu boyutu için eğitim ve test veri kümelerinden k değeri için, bazı kanal kombinasyonları (KK1) için benzer sınıflandırma doğruluk sonuçları elde edilirken, bazı kanal kanal kombinasyonları (KK8, K32, KK43, KK54) için negatif yönde sınıflandırma doğruluk sonuçları elde edildiği gözlenmiştir.

Tablo 5.5. kNN uyarılma duygu boyutuna ait k parametrelerine göre doğruluk sonuçları

	Uyarılma - k:3		**Uyarılma - k:5**		**Uyarılma - k:7**		**Uyarılma - k:9**		**Uyarılma - k:11**	
KK	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**
KK1	98,57	99,68	98,49	99,68	98,42	99,68	98,21	99,68	98,35	99,68
KK8	80,89	61,32	75,14	63,15	72,99	63,69	71,55	64,98	69,61	66,49
KK32	86,78	81,36	84,05	84,27	82,69	84,59	82,04	84,81	81,75	85,67
KK43	91,31	97,31	90,16	97,84	89,59	97,74	89,94	97,52	89,66	97,52
KK54	95,26	100,00	94,61	100,00	94,25	100,00	93,97	100,00	93,89	100,00

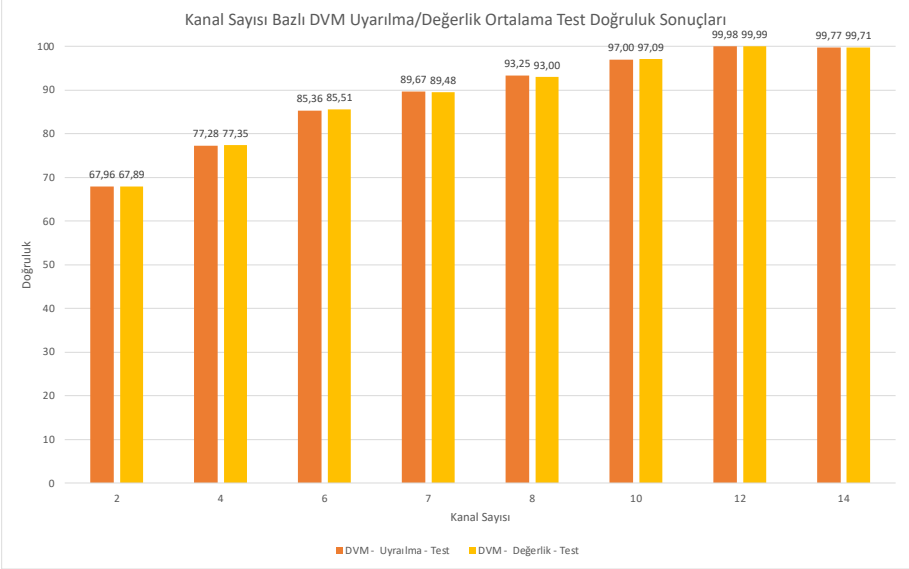
Tablo 5.6'daki sonuçlar incelendiğinde, uyarılma duygu boyutunda elde edilen sonuçların benzeri değerlik duygu boyutu içinde elde edilmiştir. Sonuç olarak, kNN sınıflandırma algoritması için GridSearchCV ve çapraz doğrulama kullanılmadan sabit k parametresi ile benzer doğruluk sonuçlarının elde edilebileceği şeklinde değerlendirilmiştir.

Tablo 5.6. kNN değerlik duygu boyutuna ait k parametrelerine göre doğruluk sonuçları

	Değerlik - k:3		**Değerlik - k:5**		**Değerlik - k:7**		**Değerlik - k:9**		**Değerlik - k:11**	
KK	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**
KK1	98,78	99,68	98,57	99,79	98,49	99,79	98,49	99,79	98,57	99,89
KK8	77,66	60,02	72,99	62,61	69,61	62,61	69,25	62,93	68,46	63,47
KK32	84,92	80,50	81,68	83,30	80,17	84,05	78,88	84,70	78,24	85,24
KK43	91,02	97,20	89,23	98,49	88,65	98,71	87,57	98,49	87,57	98,49
KK54	95,33	100,00	94,11	100,00	94,11	100,00	93,68	100,00	93,25	100,00

5.2.5. Kanal Sayısı Bazlı Sınıflandırma Doğruluğu Değerlendirmesi

Bu bölümde, DVM sınıflandırma algoritmasına ait uyarılma ve değerlik duygu boyutları için test doğruluk sonuçları kanal sayısı bazlı olarak verilmektedir. DVM sınıflandırma algoritmasının kanal sayısı bazlı olarak uyarılma ve değerlik duygu boyutlarına ait ortalama doğruluk sonuçları Şekil 5.7'de verilmektedir.



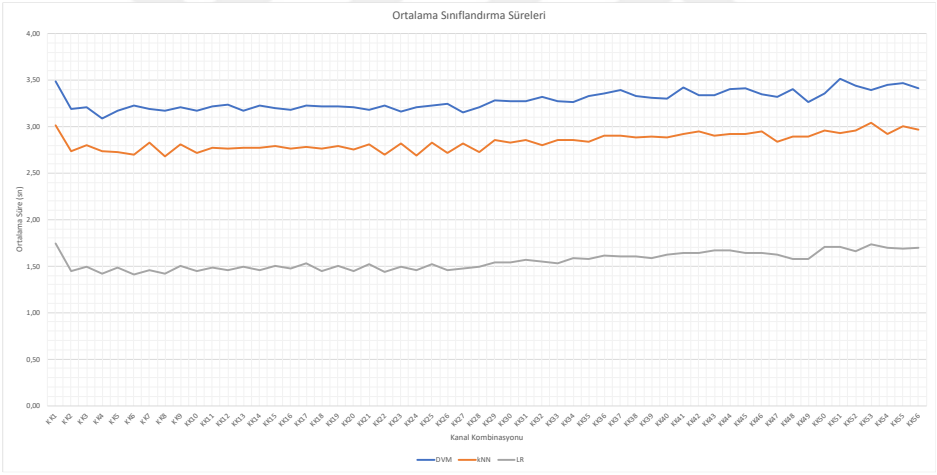
Şekil 5.7. Kanal sayısı bazlı DVM uyarılma/değerlik ortalama test doğruluk sonuçları

Şekil 5.7'deki grafik incelendiğinde, sınıflandırma doğruluğunun kanal sayısı 14 haricinde kanal sayısı arttıkça pozitif yönde yükseldiğinin değerlendirilmiştir. Kanal

sayısına bağlı olarak doğrusal bir artış mevcut olmamakla birlikte kanal sayısı 12 adet olan kombinasyonların ortalaması kanal sayısı 14 olan kombinasyonun ortalama sınıflandırma doğruluk sonuçlarını geçtiği gözlenmiştir. Bu durum, sınıflandırma algoritmaları için eğitim ve test veri kümesinin ayrıştırılmasının rasgele olarak gerçekleştirildiğinden kaynaklı olduğu söylenebilir.

5.3. Duygu Tanıma Süreleri

Bu bölümde DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarından sınıflandırma sonucunda elde edilen süre bilgisi ile öznitelik çıkarımı ve öznitelik seçim sürelerini de dahil ederek ortalama süre bilgisi verilmektedir. DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmaları için kanal kombinasyonu bazlı olarak saniye cinsinden ortalama duygu tanıma sürelerine ait grafik Şekil 5.8'de verilmiştir. DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmaları için ortalama duygu tanıma süreleri sırasıyla 3,28 sn, 2,84 sn ve 1,55 sn elde edilmiştir.

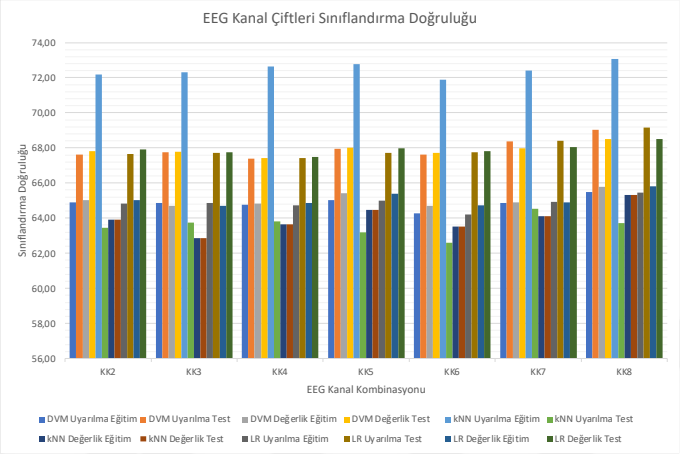


Şekil 5.8. Ortalama duygu tanıma süreleri

5.4. EEG Kanal Çiftlerinin Değerlendirilmesi

Bu bölümde, çalışma kapsamında oluşturulan 56 adet EEG kanal kombinasyonlarının içerisindeki beynin sağ ve sol yarım küresinde birbirlerine karşılık gelen kanal çiftlerinin DVM, kNN ve LR algoritmaları için uyarılma ve değerlik duygu boyutlarına ait eğitim ve test sınıflandırma doğruluk sonuçları yer almaktadır. AF3-AF4 (KK2), F7-F8 (KK3), F3-F4 (K4) FC5-FC6 (KK5), O1-O2 (KK6), P7-P8 (KK7) ve T7-T8 (KK8) kanal çiftlerinden oluşan kombinasyonların Şekil 5.9 ve Tablo 5.7'de elde edilen değerler karşılaştırmalı olarak verilmiştir. EEG kanal çiftlerinden birbirine oldukça yakın

sınıflandırma doğruluk sonuçları elde edilmiştir. Sınıflandırma doğruluk sonuçları üzerinden kıyaslama gerçekleştirildiğinde, bütün sınıflandırma algoritmaları için temporal beyin bölgesinde bulunan KK8 EEG kanal kombinasyonundan en iyi sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.



Şekil 5.9. Kanal çiftleri sınıflandırma doğruluk sonuçları grafiği

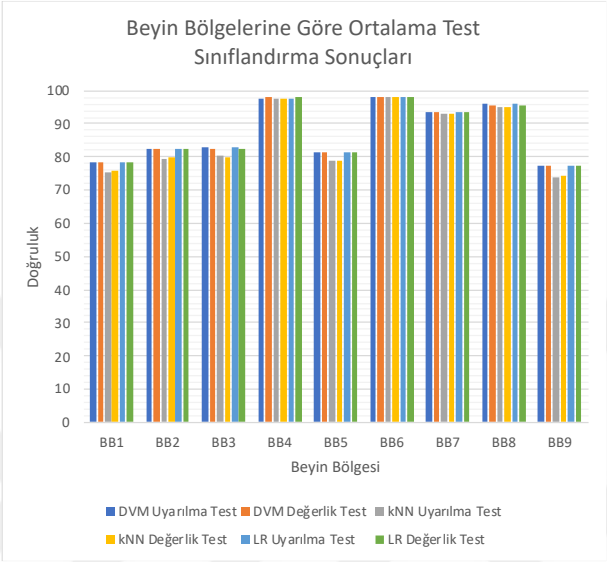
Tablo 5.7. Kanal çiftleri sınıflandırma doğruluk sonuçları

			DVM				**kNN**				**LR**			
			Uyarılma		**Değerlik**		**Uyarılma**		**Değerlik**		**Uyarılma**		**Değerlik**	
Beyin Bölgesi	**Kanal Sayısı**	**KK**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**	**Eğitim**	**Test**
Frontal	2	**KK2**	64,89	67,63	65,02	67,81	72,19	63,45	63,91	63,91	64,84	67,66	65,02	67,92
Frontal	2	**KK3**	64,85	67,75	64,70	67,77	72,30	63,74	62,87	62,87	64,85	67,73	64,69	67,74
Frontal	2	**KK4**	64,75	67,40	64,83	67,43	72,63	63,81	63,65	63,65	64,73	67,42	64,87	67,50
Frontal	2	**KK5**	65,02	67,95	65,42	68,01	72,77	63,19	64,47	64,47	65,00	67,73	65,40	67,98
Oksipital	2	**KK6**	64,26	67,62	64,71	67,72	71,89	62,61	63,51	63,51	64,21	67,75	64,72	67,83
Parietal	2	**KK7**	64,87	68,36	64,89	67,99	72,40	**64,53**	64,11	64,11	64,92	68,41	64,88	68,04
Temporal	2	**KK8**	**65,48**	**69,03**	**65,78**	**68,50**	**73,07**	63,70	**65,33**	**65,33**	**65,46**	**69,17**	**65,80**	**68,50**

5.5. Beyin Bölgelerinin Değerlendirilmesi

Bu bölümde, çalışma kapsamında oluşturulan 56 adet EEG KK'nun bulunduğu beyin bölgelerine göre gruplama yapılarak DVM, kNN ve LR algoritmaları için uyarılma ve değerlik duygu boyutlarına ait test sınıflandırma doğruluk sonuçları yer almaktadır. Frontal, temporal, parietal ve oksipital beyin bölgelerine göre gruplama yapıldığında 11 farklı beyin bölgesi kombinasyonu elde edilmiştir. Beyin bölgelerinin kombinasyonlarına

göre sınıflandırma test doğruluk sonuçları Şekil 5.10'da karşılaştırmalı olarak grafiği ve Tablo 5.8'de elde edilen sonuçlar verilmiştir. Sınıflandırma algoritmalarının test veri kümesinden elde edilen doğruluk sonuçlarının ortalamasına göre Frontal, Temporal, Oksipital (BB6) beyin bölgesinde bulunan kanalların daha iyi sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.



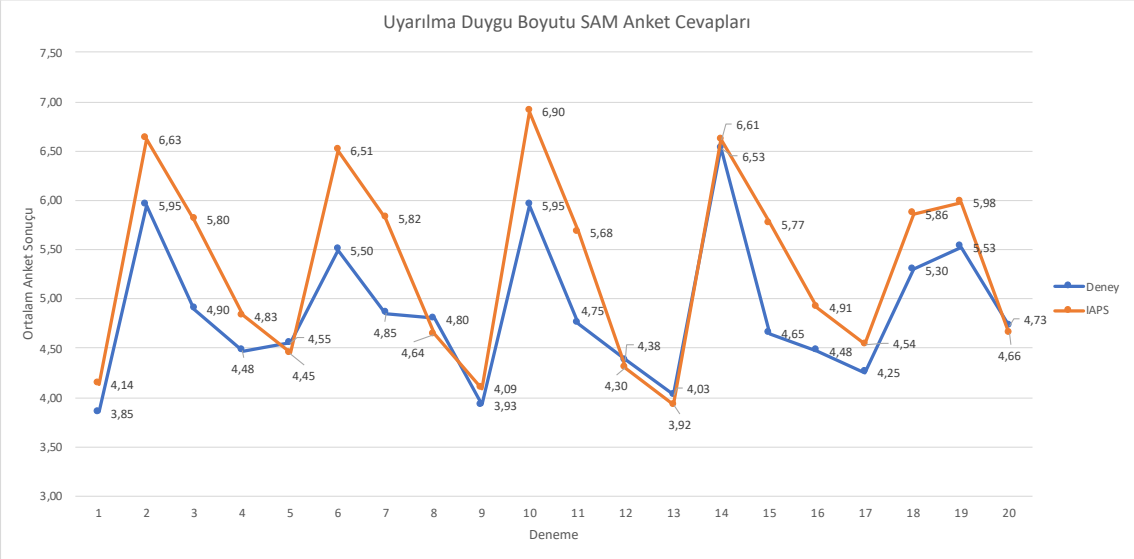
Şekil 5.10. Beyin bölgelerine göre ortalama test sınıflandırma doğruluk sonuçları grafiği

Tablo 5.8. Beyin bölgelerine göre ortalama test sınıflandırma doğruluk sonuçları

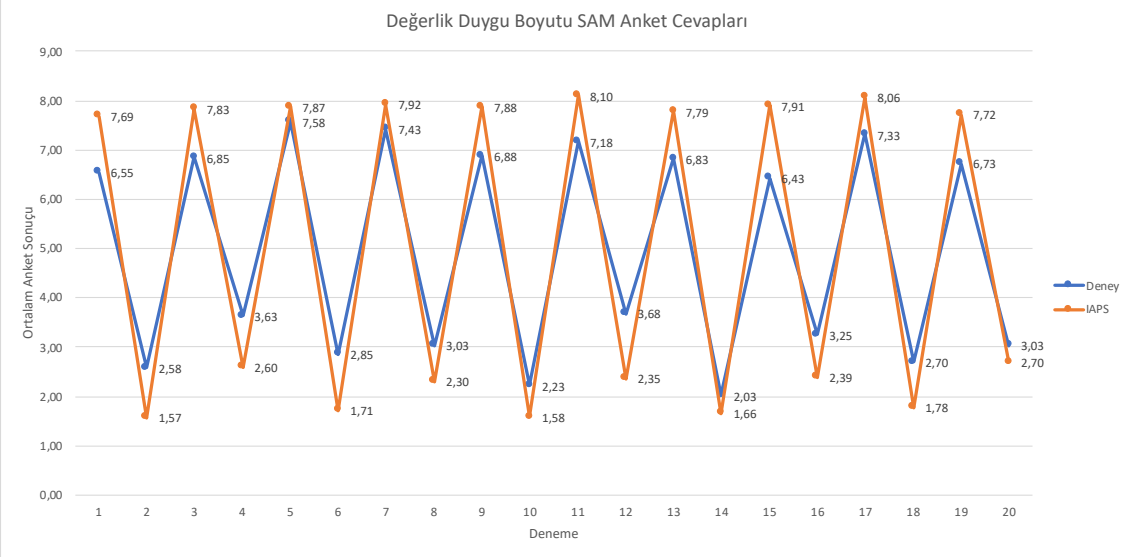
		DVM		kNN		LR	
Beyin Bölgesi	**Beyin Bölgesi Kodu**	**Uyarılma - Test**	**Değerlik - Test**	**Uyarılma - Test**	**Değerlik - Test**	**Uyarılma - Test**	**Değerlik - Test**
Frontal	**BB1**	78,41	78,44	75,47	75,79	78,38	78,46
Frontal, Oksipital	**BB2**	82,36	82,40	79,52	80,10	82,36	82,39
Frontal, Parietal	**BB3**	82,70	82,51	80,23	80,12	82,72	82,46
Frontal, Parietal, Oksipital	**BB4**	97,72	97,87	97,39	97,39	97,70	97,86
Frontal, Temporal	**BB5**	81,29	81,42	79,10	79,11	81,24	81,36
Frontal, Temporal, Oksipital	**BB6**	**98,12**	**98,26**	**97,83**	**97,94**	**98,13**	**98,24**
Frontal, Temporal, Parietal	**BB7**	93,67	93,71	92,92	92,86	93,67	93,71
Frontal, Temporal, Parietal, Oksipital	**BB8**	95,86	95,79	95,28	95,23	95,87	95,77
Parietal, Oksipital	**BB9**	77,63	77,39	73,88	74,50	77,58	77,41
Temporal, Parietal	**BB10**	77,69	78,31	74,62	74,07	77,65	78,27
Temporal, Parietal, Oksipital	**BB11**	85,87	85,51	83,49	83,88	85,88	85,37

5.6. SAM Anket Cevaplarının Değerlendirilmesi

Bu bölümde, katılımcıların her bir deneme sonunda SAM anketine verdiği cevapların ortalaması ile çalışmada kullanılan IAPS görsel uyaranların SAM anket sonuçları kıyaslamalı olarak değerlendirilmektedir. Uyarılma duygu boyutu için SAM anket sonuçlarına ait grafik Şekil 5.11'de, değerlik duygu boyutuna ait SAM anket sonuçlarına ait grafik Şekil 5.12'de verilmiştir.



Şekil 5.11. Uyarılma boyutu SAM anket cevapları



Şekil 5.12. Değerlik boyutu SAM anket cevapları

Deney ve IAPS SAM anket sonuçları arasında değerlik boyutu için 0,90 korelasyon, uyarılma boyutu için 0,98 korelasyon elde edilmiştir. Deney ve IAPS anket sonuçları,

sınıflandırma etiket koşuluna (U, D >= 5 ise 1; U, D < 5 ise 0) göre kıyaslanma yapıldığında Şekil 5.11'deki 3, 7, 11 ve 15 numaralı denemelerin etiketleme koşula göre uyarılma duygu boyutunun eşleşmediği görülmüştür.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması kapsamında, EEG tabanlı duygu tanıma için etkili olan kanal ve/veya kanal çiftlerini belirleyerek hedef duygu durumlarını tespit etmek amaçlanmıştır. Ayrıca, hedeflenen duygunun etkin olduğu beyin bölgelerinin saptanması hedeflenmiştir. Tez çalışması üç aşamadan oluşmaktadır: ön-hazırlık, deney ve değerlendirme. Birinci aşama olan ön-hazırlıkta, EEG kanal seçimine yönelik alan yazın araştırması yapılmış, kullanıcı deneyi tasarımı ve deneyin gerçekleştirilebilmesi için etik kurul onayı alınmıştır. İkinci aşamada, 20 katılımcı ile bir deney gerçekleştirilerek EEG veri kümesi oluşturulmuştur. Üçüncü ve son aşamada ise, EEG sinyalleri sinyal işleme yöntemleri kullanılarak işlenmiş, EEG kanal seçimi, ön-işleme, öznitelik çıkarımı ve öznitelik seçim adımları gerçekleştirilmiştir. DVM, kNN ve LR makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları ile duygu tanıma gerçekleştirilmiş ve sınıflandırma katılımcı ve oturum bağımlı olarak GridSearchCV ile 20 katmanlı çapraz doğrulama ile yapılmıştır. Elde edilen veriler, insan temelli kanal seçim yöntemiyle EEG cihazında bulunan 14 kanal kullanılarak oluşturulan 56 farklı EEG kanal kombinasyonuna göre duygu tanıma doğruluğu ve performans analizi için kullanılmıştır.

Bu çalışmada kullanılan DVM, kNN ve LR sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması yapıldığında, sınıflandırma doğruluğunun EEG kanal kombinasyonlarına göre değişkenlik gösterdiği (Msonda ve., 2021; Yang ve diğ., 2021; Zheng ve diğ., 2021;) tespit edilmiştir. Oluşturulan kanal kombinasyonlarının, bütün kanalların bulunduğu KK1 kanal kombinasyonundan elde edilen sınıflandırma doğruluğu ile kıyaslandığında pozitif bir etki yapmadığı, ancak kanal sayısına bağlı olarak duygu tanıma sürelerinin azaldığı tespit edilmiştir (Liu ve Fu, 2021; Dura ve diğ., 2021; Zheng ve diğ., 2021; Ansari-Asl ve diğ., 2007). Kanal sayısı arttıkça işlem karmaşıklığı arttığından öznitelik çıkarımı ve öznitelik seçim sürelerinin yükseldiği görülmüştür. Bu durum, belirli kanalların seçilerek daha hızlı bir şekilde duygu tanıma yapılabileceğini ve tüm kanalların kullanıldığında elde edilen doğruluğa yakın sınıflandırma doğruluğuna daha hızlı ulaşılabileceğini göstermektedir.

Bütün kanalların bulunduğu KK1 kanal kombinasyonu dışında diğer kanal kombinasyonları arasında kıyaslama yapıldığında, bütün sınıflandırma algoritmaları için

12 kanallı KK53 (AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, T7, T8, O1, O2) kanal kombinasyonu en iyi sınıflandırma performansı vermiştir.

DVM ve LR sınıflandırma algoritmalarından elde edilen veriler, sınıflandırma performansı ve sınıflandırma süresi açısından kıyaslandığında, LR algoritması ile KK55 (AF3, AF4, F3, F4, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2) kanal kombinasyonu en optimum sınıflandırma performansını verdiği gözlenmiştir. kNN sınıflandırma algoritmasından elde edilen veriler, doğruluk ve sınıflandırma süresi açısından kıyaslandığında, KK51 (F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2) kanal kombinasyonu en optimum sınıflandırma performansını verdiği gözlenmiştir.

Sınıflandırma algoritmalarından elde edilen doğruluk dışında kesinlik, duyarlılık ve f1-skor performans metrikleri incelendiğinde, kanal kombinasyonlarının sınıflandırma doğrululuk sonuçlarına benzer sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir.

Kanal sayısı bazlı gruplama yapılarak ortalama duygu tanıma süreleri kıyaslama gerçekleştirildiğinde, kanal sayısına bağlı olarak duygu tanıma sürelerinin doğrusal artış gösterdiği gözlemlenmiştir.

KK1, KK8, KK32, KK43 ve KK54 kanal kombinasyonları için kNN sınıflandırma algoritmasında farklı k parametreleri ile elde edilen doğruluk değerleri kıyaslandığında, uyarılma ve değerlik duygu boyutları için birbirlerine yakın sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir. Bu durum, kNN sınıflandırma algoritmasının en iyi k parametresini bulmak için kullanılan GridSearhCV ve çapraz doğrulama kullanılmadan, k parametresi sabit tutularak yapılan sınıflandırma işleminde de benzer doğruluk sonuçlarına ulaşılabileceği değerlendirilmiştir.

DVM algoritmasının uyarılma ve değerlik duygu boyutlarından elde edilen test doğruluk sonuçları üzerinden kanal sayısı bazlı gruplama yapılarak kıyaslama gerçekleştirildiğinde, kanal sayısına bağlı olarak sınıflandırma doğruluk sonuçları doğrusal olarak değişiklik göstermediği gözlenmiştir.

Beynin sağ ve sol yarım küresinde birbirlerine karşılık gelen kanal çiftlerinin AF3-AF4 (KK2), F7-F8 (KK3), F3-F4 (K4) FC5-FC6 (KK5), O1-O2 (KK6), P7-P8 (KK7) ve T7-T8 (KK8) arasında sınıflandırma algoritmalarının sonuçlarına göre kıyaslama

yapıldığında, T7-T8 (KK8) EEG kanal çiftinin diğer kanal çiftlerine göre daha iyi sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Sınıflandırma algoritmalarından elde edilen doğruluk sonuçlarına göre, uyarılma ve değerlik duygu boyutları için beyin bölgeleri göre gruplama yapılarak 11 farklı beyin bölgesi kombinasyonu değerlendirilmiştir. Frontal, Temporal, Oksipital (BB6) beyin bölgesindeki kanal kombinasyonlarının, diğer beyin bölgeleri göre daha iyi sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Çalışmada katılımcıların her bir deneme sonunda SAM anketi verdiği cevapların ortalaması ile IAPS uyaran veri kümesindeki SAM anket sonuçları kıyaslandığında birbirine yakın sonuçlar çıktığı gözlenmiştir. Ayrıca, deney ve IAPS anket sonuçları arasındaki korelasyon sonucu incelendiğinde hem uyarılma hem de değerlik duygu boyutu için çok yüksek, pozitif yönlü ve anlamlı bir ilişki olduğu görülmektedir. EEG verilerinin etiketlenme koşuluna göre SAM anket sonuçları kıyaslandığında %80 oranında etiketleme sonuçları eşleşmektedir.

Gelecekteki çalışmalarda, EEG frekans bantlarından elde edilen özniteliklerin ayrı ayrı kullanılarak kanal kombinasyonlarının sınıflandırma performansları değerlendirilebilir. Daha fazla EEG kanalına sahip cihazlar veya hazır EEG veri kümeleri kullanılarak, bu çalışmadaki yöntemlerle benzer kanal kombinasyonlarının performans sonuçları değerlendirilebilir. Ayrıca EEG veri kümesi oluşturma deneyini farklı yaş gruplarıyla gerçekleştirerek, yaş grupları arasında kıyaslama gerçekleştirilebilir.

KAYNAKLAR

Al-Nafjan, A., Hosny, M., Al-Ohali, Y., & Al-Wabil, A. (2017). Review and Classification of Emotion Recognition Based on EEG Brain-Computer Interface System Research: A Systematic Review. *Applied Sciences, 7*(12), 1239.

Alotaiby, T., El-Samie, F. E. A., Alshebeili, S. A., & Ahmad, I. (2015). A Review of Channel Selection Algorithms for EEG Signal Processing. *EURASIP Journal on Advances In Signal Processing, 2015*, 1-21.

Ang, A. Q. X., Yeong, Y. Q., & Wee, W. (2017). Emotion Classification From EEG Signals Using Time-Frequency-DWT Features and ANN. *Journal of Computer and Communications*, *5*(3), 75-79.

Ansari-Asl, K., Chanel, G., & Pun, T. (2007). A Channel Selection Method for EEG Classification In Emotion Assessment Based on Synchronization Likelihood. In *2007 15th European Signal Processing Conference*, 1241-1245.

Anupama, H. S., Cauvery, N. K., & Lingaraju, G. M. (2012). Brain Computer Interface and Its Types-A Study. *International Journal of Advances In Engineering & Technology*, *3*(2), 739.

Argunşah A. Ö. (2019). *Beyinden Bilgisayara Bir Yol: Beyin Bilgisayar Arayüzü*, https://www.emo.org.tr/ekler/a130f1dc6f0c829_ek.pdf, (Ziyaret Tarihi: 14 Ocak 2024)

Arvaneh, M., Guan, C., Ang, K. K., & Quek, C. (2011). Optimizing The Channel Selection and Classification Accuracy In EEG-Based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *58*(6), *1865-1873.*

Bai, O., Lin, P., Vorbach, S., Floeter, M. K., Hattori, N., and Hallett, M. (2008). A High Performance Sensorimotor Beta Rhythm-Based Brain–Computer Interface Associated with Human Natural Motor Behavior. *J. Neural Eng. 5,* 24–35. DOI: 10.1088/1741-2560/5/1/003

Bajaj, V., & Pachori, R. B. (2015). Detection of Human Emotions Using Features Based on The Multiwavelet Transform of EEG Signals. *Brain-Computer Interfaces: Current Trends and Applications*, 215-240.

Berger, H. (1929). Über Das Elektroenkephalogramm Des Menschen. *Archiv Für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, *87*(1), 527-570.

Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). Measuring Emotion: The Self-Assessment Manikin and The Semantic Differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, *25*(1), 49-59.

Bradley, M. M., & Lang, P. J. (2007). The International Affective Digitized Sounds. IADS-2: Stimuli, Instruction Manual and Affective Ratings. 2nd Ed. Gainesville, *FL: The Center for Research in Psychophysiology*.

Brey, P., & Søraker, J. H. (2009). Philosophy of Computing and information Technology. In *Philosophy of Technology and Engineering Sciences,* 1341-1407.

Byun, S. W., Lee, S. P., & Han, H. S. (2017). Feature Selection and Comparison for The Emotion Recognition According To Music Listening. In *2017 International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS),* 172-176.

Candra, H., Yuwono, M., Chai, R., Nguyen, H. T., & Su, S. (2017). EEG Emotion Recognition Using Reduced Channel Wavelet Entropy and Average Wavelet Coefficient Features with Normal Mutual Information Method. In *2017 39th Annual International Conference of The IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC),* 463-466.

Chen, D. W., Miao, R., Yang, W. Q., Liang, Y., Chen, H. H., Huang, L., Deng C. J., & Han, N. (2019). A Feature Extraction Method Based on Differential Entropy and Linear Discriminant Analysis for Emotion Recognition. *Sensors, 19*(7), 1631.

Cizmeci, H., & Ozcan, C. (2023). Enhanced Deep Capsule Network for EEG-Based Emotion Recognition. *Signal, Image and Video Processing, 17*(2), 463-469.

Conradi, J., Blankertz, B., Tangermann, M., Kunzmann, V., & Curio, G. (2009). Brain-Computer Interfacing in Tetraplegic Patients with High Spinal Cord Injury. *Int. J. Bioelectromagn, 11*(2), 65-68.

Dabas, H., Sethi, C., Dua, C., Dalawat, M., & Sethia, D. (2018). Emotion Classification Using EEG Signals. In *Proceedings of The 2018 2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence,* 380-384.

Dadebayev, D., Goh, W. W., & Tan, E. X. (2022). EEG-Based Emotion Recognition: Review of Commercial EEG Devices and Machine Learning Techniques. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 34*(7), 4385-4401.

Dan-Glauser, E. S., & Scherer, K. R. (2011). The Geneva Affective Picture Database (GAPED): A New 730-Picture Database Focusing on Valence and Normative Significance. *Behavior Research Methods, 43,* 468-477.

Das, P., Khasnobish, A., & Tibarewala, D. N. (2016). Emotion Recognition Employing ECG and GSR Signals As Markers of ANS. In *2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP),* 37-42.

Dura, A., Wosiak, A., Stasiak, B., Wojciechowski, A., & Rogowski, J. (2021). Reversed Correlation-Based Pairwised EEG Channel Selection In Emotional State Recognition. In *International Conference on Computational Science,* 528-541.

Ekman, P. (1999). Basic Emotions. *Handbook of Cognition and Emotion, 98*(45-60), 16.

Ekman, P., Friesen, W. V., O'Sullivan, M., Chan, A., Diacoyanni-Tarlatzis, I., Heider, K., Krause, R., Lecompte, W. A., Pitcairn, T., Ricci-Bitti, P. E., Scherer, K., Tomita, M., & Tzavaras, A. (1987). Universals and Cultural Differences in The Judgments of Facial Expressions of Emotion. *Journal of Personality and Social Psychology, 53*(4), 712–717. DOI: 10.1037/0022-3514.53.4.712

Fan, J., Wade, J. W., Key, A. P., Warren, Z. E., & Sarkar, N. (2017). EEG-Based Affect and Workload Recognition in A Virtual Driving Environment for ASD Intervention. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 65*(1), 43-51.

Fisher, R. A. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics, 7*(2), 179-188.

Glavas, K., Prapas, G., Tzimourta, K. D., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., & Tsipouras, M. G. (2022). Intra-User Analysis Based on Brain-Computer Interface Controlled Game. In *2022 45th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, 386-390.

Goshvarpour, A., Abbasi, A., & Goshvarpour, A. (2017). An Accurate Emotion Recognition System Using ECG and GSR Signals and Matching Pursuit Method. *Biomedical Journal, 40*(6), 355-368.

Hamada, M., Zaidan, B. B., & Zaidan, A. A. (2018a). A Systematic Review for Human EEG Brain Signals Based Emotion Classification, Feature Extraction, *Brain Condition, Group Comparison. Journal of Medical Systems, 42*(9), 162. DOI: 10.1007/S10916-018-1020-8

Hassenzahl, M., & Tractinsky, N. (2006). User Experience - A Research Agenda. *Behaviour and Information Technology, 25*, 91-97. DOI: 10.1080/01449290500330331

Hoffmann, U., Vesin, J. M., Ebrahimi, T., & Diserens, K. (2008). An Efficient P300-Based Brain–Computer Interface for Disabled Subjects. *Journal of Neuroscience Methods, 167*(1), 115-125.

Holz, E. M., Botrel, L., and Kübler, A. (2015). Independent Home Use of Brain Painting İmproves Quality of Life of Two Artists in The Locked-In State Diagnosed with Amyotrophic Lateral Sclerosis. *Brain Comput. Interfaces 2*, 117–134. DOI: 10.1080/2326263X.2015.1100048

Horvat, M., Dobrinić, M., Novosel, M., & Jerčić, P. (2018). Assessing Emotional Responses Induced in Virtual Reality Using A Consumer EEG Headset: A Preliminary Report. In *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 1006-1010.

Houssein, E. H., Hammad, A., & Ali, A. A. (2022). Human Emotion Recognition From EEG-Based Brain–Computer Interface Using Machine Learning: A Comprehensive Review. *Neural Computing and Applications, 34*(15), 12527-12557.

International Organization for Standardization. (2019). *Ergonomics of Human-System Interaction-Part 210: Human-Centred Design for Interactive Systems* (ISO 9241-210:2019). Technical Specification International Organisation for Standardisation.

Jasper, H.H. (1958) The Ten-Twenty Electrode System of The International Federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 10*, 371-375.

Jeon, H., & Shin, D. A. (2015). Experimental Set Up of P300 Based Brain Computer Interface Using A Bioamplifier and BCI2000 System for Patients with Spinal Cord Injury. *Korean Journal of Spine*, *12*(3), 119.

Karikari, E., & Koshechkin, K. A. (2023). Review on Brain-Computer Interface Technologies in Healthcare. *Biophysical Reviews*, 1-8.

Karim, A. A., Hinterberger, T., Richter, J., Mellinger, J., Neumann, N., Flor, H., Et Al. (2006). Neural Internet: Web Surfing with Brain Potentials for The Completely Paralyzed. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, *20*(4), 508–515. DOI: 10.1177/1545968306290661

Katsigiannis, S., & Ramzan, N. (2017). DREAMER: A Database for Emotion Recognition Through EEG and ECG Signals From Wireless Low-Cost Off-The-Shelf Devices. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 22*(1), 98-107.

Kaufmann, T., Schulz, S. M., Köblitz, A., Renner, G., Wessig, C., & Kübler, A. (2013). Face Stimuli Effectively Prevent Brain–Computer Interface Inefficiency in Patients with Neurodegenerative Disease. *Clinical Neurophysiology*, *124*(5), 893-900.

Khan, S. B., & Chandna, S. (2023). Introduction To Human-Computer Interaction Using Artificial Intelligence. In *Innovations in Artificial Intelligence and Human-Computer Interaction in The Digital Era*, 1-6.

Koelstra, S., Muhl, C., Soleymani, M., Lee, J. S., Yazdani, A., Ebrahimi, T., Pun, T., Nijholt A. & Patras, I. (2011). Deap: A Database for Emotion Analysis; Using Physiological Signals. *IEEE Transactions on Affective Computing, 3*(1), 18-31.

Kose, M. R., Ahirwal, M. K., & Kumar, A. (2021). A New Approach for Emotions Recognition Through EOG and EMG Signals. Signal, *Image and Video Processing, 15*(8), 1863-1871.

Kouka, N., Fourati, R., Fdhila, R., Siarry, P., & Alimi, A. M. (2023). EEG Channel Selection-Based Binary Particle Swarm Optimization with Recurrent Convolutional Autoencoder for Emotion Recognition. *Biomedical Signal Processing and Control, 84*, 104783.

Krisnandhika, B., Faqih, A., Pumamasari, P. D., & Kusumoputro, B. (2017). Emotion Recognition System Based on EEG Signals Using Relative Wavelet Energy Features and A Modified Radial Basis Function Neural Networks. In *2017 International Conference on Consumer Electronics and Devices (ICCED)*, 50-54.

Kumar, S., & Sharma, M. (2012). BCI: Next Generation for HCI. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering.*

Lang, P. J., Bradley, M. M., & Cuthbert, B. N. (1997). International Affective Picture System (IAPS): Technical Manual and Affective Ratings. *NIMH Center for The Study of Emotion and Attention, 1*(39-58), 3.

Lee, J. C., & Tan, D. S. (2006). Using A Low-Cost Electroencephalograph for Task Classification in HCI Research. In *Proceedings of The 19th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, 81-90.

Leeb, R., Tonin, L., Rohm, M., Desideri, L., Carlson, T., & Millan, J. D. R. (2015). Towards Independence: A BCI Telepresence Robot for People with Severe Motor Disabilities. *Proceedings of The IEEE, 103*(6), 969-982.

Li, J. W., Barma, S., Mak, P. U., Chen, F., Li, C., Li, M. T., Vai M. I., & Pun, S. H. (2022). Single-Channel Selection for EEG-Based Emotion Recognition Using Brain Rhythm Sequencing. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 26*(6), 2493-2503.

Lin, X., Chen, J., Ma, W., Tang, W., & Wang, Y. (2023). EEG Emotion Recognition Using İmproved Graph Neural Network with Channel Selection. *Computer Methods and Programs in Biomedicine, 231*, 107380.

Liu, Y., & Fu, G. (2021). Emotion Recognition By Deeply Learned Multi-Channel Textual and EEG Features. *Future Generation Computer Systems, 119*, 1-6.

Liu, Y. H., Cheng, W. T., Hsiao, Y. T., Wu, C. T., & Jeng, M. D. (2014). EEG-Based Emotion Recognition Based on Kernel Fisher's Discriminant Analysis and Spectral Powers. In *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2221-2225.

Mcfarland, D. J., Krusienski, D. J., Sarnacki, W. A., & Wolpaw, J. R. (2008). Emulation of Computer Mouse Control with A Noninvasive Brain–Computer Interface. *Journal of Neural Engineering, 5*(2), 101.

Momennezhad, A. (2018). EEG-Based Emotion Recognition Utilizing Wavelet Coefficients. *Multimedia Tools and Applications*, 77, 27089-27106.

Msonda, J. R., He, Z., & Lu, C. (2021). Feature Reconstruction Based Channel Selection for Emotion Recognition Using EEG. In *2021 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB),* 1-7.

Naji, M., Firoozabadi, M., & Azadfallah, P. (2015). Emotion Classification During Music Listening From Forehead Biosignals. *Signal, Image and Video Processing*, 9, 1365-1375.

Nakasone, A., Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2005). Emotion Recognition From Electromyography and Skin Conductance. In *Proc. of The 5th International Workshop on Biosignal Interpretation*, 219-222.

Nam, C. S., Schalk, G., & Jackson, M. M. (2010). Current Trends in Brain–Computer Interface (Bci) Research and Development. *Intl. Journal of Human–Computer Interaction*, *27*(1), 1-4.

Nijboer, F., Sellers, E. W., Mellinger, J., Jordan, M. A., Matuz, T., Furdea, A., Halder S., Mochty U., Krusienski D. J., Vaughan T. M., Wolpaw J. R., Birbaumer N., & Kübler, A. (2008). A P300-Based Brain–Computer Interface for People with Amyotrophic Lateral Sclerosis. *Clinical Neurophysiology*, *119*(8), 1909-1916.

Özerdem, M. S., & Polat, H. (2017). Emotion Recognition Based on EEG Features in Movie Clips with Channel Selection. *Brain Informatics, 4*(4), 241-252.

Paul, S., Mazumder, A., Ghosh, P., Tibarewala, D. N., & Vimalarani, G. (2015). EEG Based Emotion Recognition System Using MFDFA As Feature Extractor. In *2015 International Conference on Robotics, Automation, Control and Embedded Systems (RACE)*, 1-5.

Picard, R. W. (2000). *Affective Computing*. MIT Press, Cambridge, MA, USA.

Russell, J. A. (1980). A Circumplex Model of Affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, *39*(6), 1161.

Saeed, S. M. U., Anwar, S. M., Majid, M., & Bhatti, A. M. (2015). Psychological Stress Measurement Using Low Cost Single Channel EEG Headset. In *2015 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, 581-585.

Sanei, S., & Chambers, J. A. (2013). *EEG Signal Processing*. John Wiley & Sons.

Sarıkaya, M. A., & Ince, G. (2017). Emotion Recognition From EEG Signals Through One Electrode Device. In *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 1-4.

Sarma, P., & Barma, S. (2022). Emotion Recognition By Discriminating EEG Segments with High Affective Content From Automatically Selected Relevant Channels. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71, 1-12.

Scherer, R., Billinger, M., Wagner, J., Schwarz, A., Hettich, D. T., Bolinger, E., ... & Müller-Putz, G. (2015). Thought-Based Row-Column Scanning Communication Board for Individuals with Cerebral Palsy. *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, *58*(1), 14-22.

Sellers, E. W., & Donchin, E. (2006). A P300-Based Brain–Computer Interface: Initial Tests By ALS Patients. *Clinical Neurophysiology, 117*(3), 538-548.

Shahnaz, C., & Hasan, S. S. (2016). Emotion Recognition Based on Wavelet Analysis of Empirical Mode Decomposed EEG Signals Responsive To Music Videos. In *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 424-427.

Shi, L. C., Jiao, Y. Y., & Lu, B. L. (2013). Differential Entropy Feature for EEG-Based Vigilance Estimation. In *2013 35th Annual International Conference of The IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 6627-6630.

Soleymani, M., Lichtenauer, J., Pun, T., & Pantic, M. (2011). A Multimodal Database for Affect Recognition and İmplicit Tagging. *IEEE Transactions on Affective Computing, 3*(1), 42-55.

Soundariya, R. S., & Renuga, R. (2017). Eye Movement Based Emotion Recognition Using Electrooculography. In *2017 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (I-PACT)*, 1-5.

Spezialetti, M., Placidi, G., & Rossi, S. (2020). Emotion Recognition for Human-Robot Interaction: Recent Advances and Future Perspectives. *Frontiers in Robotics and AI*, 145.

Subasi, A., & Gursoy, M. I. (2010). EEG Signal Classification Using PCA, ICA, LDA and Support Vector Machines. *Expert Systems with Applications, 37*(12), 8659-8666.

Subramanian, R., Wache, J., Abadi, M. K., Vieriu, R. L., Winkler, S., & Sebe, N. (2016). ASCERTAIN: Emotion and Personality Recognition Using Commercial Sensors. *IEEE Transactions on Affective Computing, 9*(2), 147-160.

Teplan, M. (2002). Fundamentals of EEG Measurement. *Measurement Science Review, 2*(2), 1-11.

Tong, L., Zhao, J., & Fu, W. (2018, September). Emotion Recognition and Channel Selection Based on EEG Signal. In *2018 11th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, 101-105.

Torres, E. P., Torres, E. A., Hernández-Álvarez, M. &Amp; Yoo, S. G. (2020) Emotion Recognition Related To Stock Trading Using Machine Learning Algorithms with Feature Selection. *IEEE Access, 8*, 199719–199732.

Udovičić, G., Đerek, J., Russo, M., & Sikora, M. (2017). Wearable Emotion Recognition System Based on GSR and PPG Signals. In *Proceedings of The 2nd International Workshop on Multimedia for Personal Health and Health Care*, 53-59.

Ullah, H., Uzair, M., Mahmood, A., Ullah, M., Khan, S. D., & Cheikh, F. A. (2019). Internal Emotion Classification Using EEG Signal with Sparse Discriminative Ensemble. *IEEE Access, 7*, 40144-40153.

URL-1: https://bcmi.sjtu.edu.cn/home/seed/index.html, (Ziyaret Tarihi: 29 Ekim 2021).

URL-2: https://tr.wikipedia.org/wiki/duygu, (Ziyaret Tarihi: 12 Şubat 2024).

Vasiljevic, G. A. M., & Cunha De Miranda, L. (2023). The Codıs Taxonomy for Brain-Computer Interface Games Controlled By Electroencephalography. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1-28.

Vidal, J. J. (1973). Toward Direct Brain-Computer Communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering, 2*(1), 157-180.

Vujic, A., Nisal, S., & Maes, P. (2023). Joie: A Joy-Based Brain-Computer Interface (BCI). In *Proceedings of The 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, 1-14.

Wobbrock, J. O., & Kientz, J. A. (2016). Research Contributions in Human-Computer Interaction. *Interactions, 23*(3), 38-44.

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., Mcfarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). *Brain–Computer Interfaces for Communication and Control. Clinical Neurophysiology, 113*(6), 767-791.

Xu, J., Ren, F., & Bao, Y. (2018). EEG Emotion Classification Based on Baseline Strategy. In *2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS)*, 43-46

Yang, L., Chao, S., Zhang, Q., Ni, P., & Liu, D. (2021). A Grouped Dynamic Eeg Channel Selection Method for Emotion Recognition. In *2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 3689-3696.

Yang, S., & Yang, G. (2011). Emotion Recognition of EMG Based on Improved LM BP Neural Network and SVM. *J. Softw.*, *6*(8), 1529-1536.

Yildirim, E., Kaya, Y., & Kiliç, F. (2021). A Channel Selection Method for Emotion Recognition From EEG Based on Swarm-Intelligence Algorithms. *IEEE Access, 9*, 109889-109902.

Zhang, J., Chen, M., Zhao, S., Hu, S., Shi, Z., & Cao, Y. (2016). Relieff-Based EEG Sensor Selection Methods for Emotion Recognition. *Sensors, 16*(10), 1558.

Zheng, W. L., & Lu, B. L. (2015). Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 7*(3), 162-175.

Zheng, X., Liu, X., Zhang, Y., Cui, L., & Yu, X. (2021). A Portable HCI System-Oriented EEG Feature Extraction and Channel Selection for Emotion Recognition. *International Journal of Intelligent Systems, 36*(1), 152-176.

EKLER

Ek - A

Evrak Tarih ve Sayısı: 17.11.2023-E.503293

T.C.
KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulu

Sayı : E-10017888-100-503293
Konu : Furkan DOĞAN

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

İlgi : 07.11.2023 tarihli, 498099 sayılı ve "Arş.Gör.Kübra ERAT ve Furkan DOĞAN -Etik Kurul İzni hk." konulu yazı

Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulunun 16/11/2023 tarih ve 2023/15 no lu toplantısında alınan 16 sıra sayılı kararı aşağıda sunulmuştur.

Bilgilerinize arz/rica ederim.

Karar No 16: Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğünün 07.11.2023 tarih ve 498099 sayılı yazısı görüşüldü. Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı öğrencisi Furkan DOĞAN'ın, Doç. Dr. Pınar ONAY DURDU'nun danışmanlığında yürüteceği "EEG Tabanlı BBA Sistemlerinde Duygu Tanımada Kullanılan Kanalların Doğruluğunun Makine Öğrenmesi İle Belirlenmesi" başlıklı yüksek lisans tezi kapsamında yapacağı çalışmada, **kurum ve kişi ismi belirtmemek koşulu ile bilimsel araştırma ve yayın etiği açısından bir sakınca olmadığına oy birliği ile karar verilmiştir.**

Prof.Dr. Ümüt AY
Kurul Başkanı

Mevcut Elektronik İmzalar

ÜMÜT AY (Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulu - Kurul Başkanı) 17.11.2023 15:04

Belge Doğrulama Kodu :BSVF1VVEBZ Belge Doğrulama Adresi :https://turkiye.gov.tr/kocaeli-universitesi-ebys

Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulu Kocaeli Üniversitesi Umuttepe Yerleşkesi 41380, Kocaeli
Tel:+90 (262) 303 10 01 Faks:+90 (262) 303 10 33
E-Posta :rekiletisim@kocaeli.edu.tr Elektronik Ağ :http://www.kocaeli.edu.tr
Kep Adresi: kocaeliuniversitesi@hs01.kep.tr

Bilgi için: Pelin ÜNALDI DOLGUN
Raportör
Telefon No: 303 10 49

Bu belge 5070 sayılı Elektronik İmza Kanununun 5. Maddesi gereğince güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.

Şekil A.1. Etik kurul onay belgesi

Ek - B

IAPS Görüntü Veri Kümesi Kullanarak EEG Sinyallerinden Duygu Durum Tahmini için bir Veri Kümesi Oluşturma: Bir Deneysel Çalışma

Sayın Katılımcı,

Bir deneysel çalışmaya davet edilmektesiniz. Lütfen aşağıdaki bilgileri dikkatlice okuyunuz. Açık olmayan bir bölüm varsa ya da daha ayrıntılı bilgiye ihtiyaç duyuyorsanız lütfen araştırmacılara sorunuz.

Bu deneysel çalışma, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı'nda Doç. Dr. Pınar Onay Durdu, Arş. Gör. Kübra Erat ve Bilg. Müh. Furkan Doğan tarafından gerçekleştirilen "**IAPS Görüntü Veri Kümesi Kullanarak EEG Sinyallerinden Duygu Durum Tahmini için bir Veri Kümesi Oluşturma: Bir Deneysel Çalışma**" çalışmasıdır.

Bu çalışmanın amacı, EEG sinyallerinden kullanıcı duygu durum değerlendirmesi yapmaktır. Çalışmada Emotiv EPOC+ EEG başlığı takılı iken verilen duygusal yük belirlemeye yönelik basit görevleri gerçekleştirmeniz istenmektedir. Görevler esnasında gösterilen bazı görüntüler (savaş, hastalık, ölüm vb.) rahatsız edici olabilir. Görevleri gerçekleştirirken EEG başlığı ile beyinden alınan sinyaller aracılığıyla duygu durumunuz tahmin edilecektir. Çalışma kapsamında kullanılan Emotiv EPOC+ EEG başlığının ve üzerindeki EEG sensörlerinin **sağlığınız üzerinde herhangi bir olumsuz etkisi bulunmamaktadır**.

Katılım tamamen **gönüllülük** esasına dayalıdır. Çalışmadan istediğiniz zaman neden göstermeden ayrılabilirsiniz. Toplanan tüm veriler, bilimsel araştırma amaçlı kullanılacak ve araştırma yayınlandığında da kimlik bilgilerinizin gizliliği korunacaktır.

Çalışma ile ilgili detaylı bilgi almak isterseniz aşağıdaki iletişim bilgilerini kullanabilirsiniz.

Çalışmamıza katılım davetimizi kabul ederek katkıda bulunduğunuz için teşekkür ederiz.

Arş. Gör. Kübra Erat

Bilg. Müh. Furkan Doğan

Doç. Dr. Pınar Onay Durdu

Çalışmaya gönüllü olarak katılmayı kabul ediyorum _____

Ek - C

Kullanıcı Demografik Bilgi Anketi

1. Cinsiyet:

◯ Kadın

◯ Erkek

2. Yaş: ……..

3. Bölümünüz: ……

4. Şu an öğrenci olduğunuz eğitim düzeyi

◯ Lisans

◯ Yüksek Lisans

◯ Doktora

◯ Diğer…

5. Baskın kullandığınız eliniz?

◯ Sağ

◯ Sol

6. Herhangi bir nörolojik rahatsızlığınız var mı?

◯ Evet

◯ Hayır

Cevabınız EVET ise rahatsızlığınızın ne olduğunu yazınız.

……

7. Daha önce herhangi bir EEG (Neurosky, EMOTIV EPOC+ vb.) başlığı kullandınız mı?

◯ Evet

◯ Hayır

Cevabınız EVET ise hangi ekipmanı ve ne amaçla kullandığınızı açıklayınız

……

Ek - D

	Düşük Değerlik - Düşük Uyarılma				Düşük Değerlik- Yüksel Uyarılma				Yüksek Değerlik- Düşük Uyarılma				Yüksek Değerlik- Yüksek Uyarılma			
Sıra No	Görüntü	IAPS	Val_mn	Aro_mn	Görüntü	IAPS	Val_mn	Aro_mn	Görüntü	IAPS	Val_mn	Aro_mn	Görüntü	IAPS	Val_mn	Aro_mn
1	Hospital	2205	1,95	4,53	Mutilation	3080	1,48	7,22	Seal	1440	8,19	4,61	Puppies	1710	8,34	5,41
2	Cemetery	9220	2,06	4	Soldier	9410	1,51	7,07	PolarBears	1441	7,97	3,94	Beach	5833	8,22	5,71
3	Woman	2375,1	2,2	4,88	DeadBody	3120	1,56	6,84	Kitten	1460	8,21	4,31	Skier	8190	8,1	6,28
4	Accident	9435	2,27	5	BurnVictim	3100	1,6	6,49	Kittens	1463	7,45	4,79	Sea	5825	8,03	5,46
5	GrievingFem	2141	2,44	5	HeadlessBody	3001	1,62	6,64	Horse	1600	7,37	4,05	Money	8501	7,91	6,44
6	Cigarettes	9830	2,54	4,86	Explosion	9940	1,62	7,15	Rabbit	1610	7,82	3,08	Baby	2058	7,91	5,09
7	Cemetery	9000	2,55	4,06	StarvingChild	9075	1,66	6,04	Antelope	1620	7,37	3,54	Baby	2045	7,87	5,47
8	Bum	2750	2,56	4,31	StarvingChild	9040	1,67	5,82	Bunnies	1750	8,28	4,1	Children	2347	7,83	5,56
9	CryingBoy	2900,1	2,56	4,61	Dog	9570	1,68	6,14	Porpoise	1920	7,9	4,27	Fireworks	5910	7,8	5,59
10	Mastectomy	9432	2,56	4,92	HurtDog	9183	1,69	6,58	Mickey	1999	7,43	4,77	Rafting	8370	7,77	6,73
11	DistressedFem	6311	2,58	4,95	Mutilation	3010	1,71	7,16	Kid	2035	7,52	3,69	Tubing	8420	7,76	5,56
12	Vomit	9320	2,65	4,93	Hanging	9413	1,76	6,81	Baby	2040	8,17	4,64	Castle	7502	7,75	5,91
13	Girl	2276	2,67	4,63	Attack	6563	1,77	6,85	Baby	2050	8,2	4,57	Gymnast	8470	7,74	6,14
14	SickKitty	9561	2,68	4,79	SadChild	2800	1,78	5,49	Father	2057	7,81	4,54	Sailing	8080	7,73	6,65
15	DisabledChild	3300	2,74	4,55	Toddler	2095	1,79	5,25	Baby	2070	8,17	4,51	IceCream	7330	7,69	5,14
16	KidCry	2301	2,78	4,57	InjuredChild	3301	1,8	5,21	Babies	2080	8,09	4,7	Bride	2209	7,64	5,59
17	Smoke	9280	2,8	4,26	Attack	3530	1,8	6,82	Girls	2091	7,68	4,51	Sailboat	8170	7,63	6,12
18	Handicapped	9415	2,82	4,91	Mutilation	3059	1,81	6,48	Family	2154	8,03	4,48	Rollercoaster	8499	7,63	6,07

Şekil D.1. Seçilen IAPS görüntülerine ait veriler

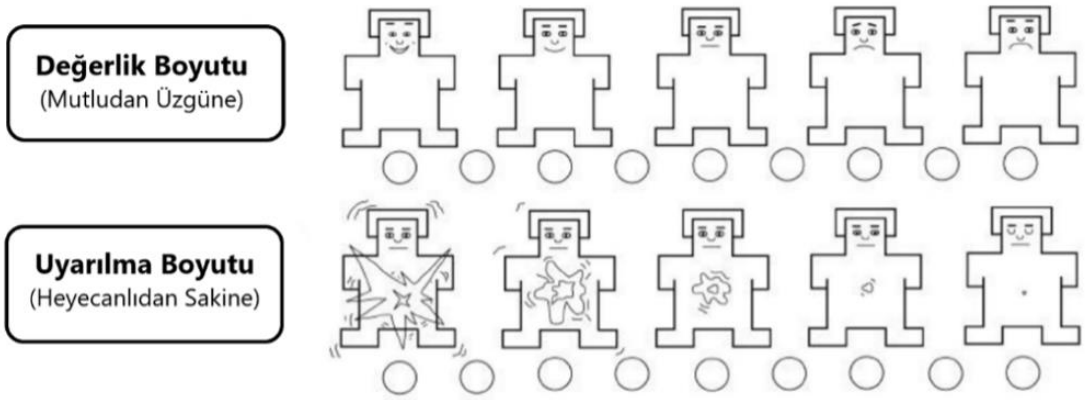
Ek - E

SAM Anketi

SAM Anketi, katılımcıların bir uyarana maruz kaldıktan sonra Değerlik ve Uyarılma olmak üzere iki farklı bağımsız boyutta ne hissettiklerini ortaya çıkarmak için hazırlanmış görsel bir duygusal durum derecelendirme anketidir. Her bir boyutta duygu durumları 1-9 arasında değerler almaktadır. Katılımcılar maruz kaldıkları uyaran sonrası her bir boyut için içlerinde bulundukları duygu durumunu temsil eden dereceyi seçmesi gerekmektedir.

- Değerlik boyutu: Mutluluk hissinden üzüntüye doğru değişkenlik gösteren değerlik boyutu olumludan olumsuza doğru değişmektedir.

- Uyarılma boyutu: Heyecanlıdan sakine doğru değişmekte olan uyarılma boyutu katılımcının maruz kaldığı uyaranın onu ne derece heyecanlandırdığını ortaya çıkarmak için kullanılan boyuttur. Bu boyutta duygu durumu, yüksek enerjiden/heyecandan sakinlik/uykulu olma haline doğru değişmektedir.



Şekil E.1. SAM anketi

Ek - F



Şekil F.1. Deneysel çalışmaya davet posteri

KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

Doğan, F., Erat, K., & Onay Durdu, P., (2022). EEG Tabanlı Duygu Tanıma için Kanal Seçimi. *International Marmara Sciences Congress (Imascon 2022 Spring)*, 56, Kocaeli, Türkiye, 13-14 Mayıs 2022.

Erat, K., Şahin, E. B., **Doğan, F.**, Merdanoğlu, N., Akçakaya, A. & Onay Durdu, P., (2024). Emotion Recognition with EEG-based Brain-computer Interfaces: A Systematic Literature Review. Multimed Tools and Applications, DOI: 10.1007/s11042-024-18259-z

ÖZGEÇMİŞ

İlk, orta ve lise eğitimlerini İstanbul'da tamamladı. 2013 yılında girdiği Kırıkkale Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nden 2018 yılında mezun oldu. 2018 yılından beri Türk Telekom'da Teknik İş Analisti ve Yazılım Geliştirici olarak görev yapmaktadır. 2021 yılında başladığı Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı'ndaki yüksek lisans eğitimine devam etmektedir.