



**T.C.
MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**EEG SİNYALLERİ VE YÜZ İFADELERİ KULLANILARAK FARKLI
UYARAN TİPLERİNE GÖRE DUYGU ANALİZİ VE SINIFLANDIRMA**

Yaşar DAŞDEMİR

ENFORMATİK ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

**HATAY
HAZİRAN – 2016**



T.C.
MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**EEG SİNYALLERİ VE YÜZ İFADELERİ KULLANILARAK FARKLI
UYARAN TİPLERİNE GÖRE DUYGU ANALİZİ VE SINIFLANDIRMA**

Yaşar DAŞDEMİR

ENFORMATİK ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

HATAY
HAZİRAN – 2016

T.C.
MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

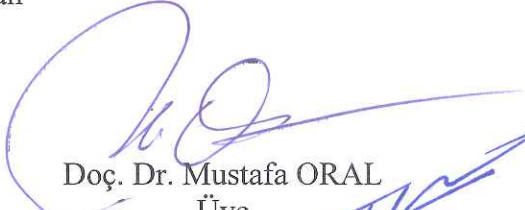
**EEG SİNYALLERİ VE YÜZ İFADELERİ KULLANILARAK FARKLI
UYARAN TİPLERİNE GÖRE DUYGU ANALİZİ VE SINIFLANDIRMA**

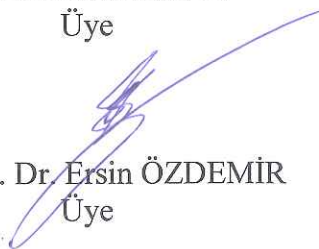
YAŞAR DAŞDEMİR
ENFORMATİK ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ

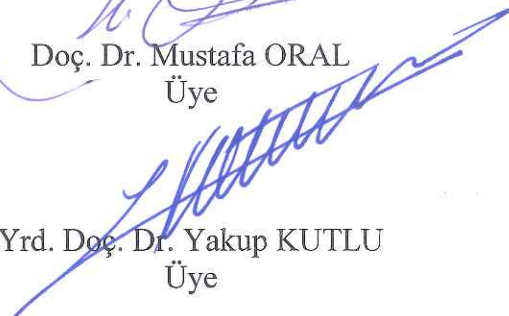
Doç. Dr. Serdar YILDIRIM danışmanlığında hazırlanan bu tez **21/06/2016** tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri tarafından **OYBİRLİĞİ** ile kabul edilmiştir.


Doç. Dr. Serdar YILDIRIM
Başkan


Doç. Dr. Mutlu AVCI
Üye


Doç. Dr. Mustafa ORAL
Üye


Yrd.Doç. Dr. Ersin ÖZDEMİR
Üye


Yrd. Doç. Dr. Yakup KUTLU
Üye

Kod No:

Prof. Dr. Okan ŞENER
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

21.06.2016

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını ve tez üzerinde Yükseköğretim Kurulu tarafından hiçbir değişiklik yapılamayacağı için tezin bilgisayar ekranında görüntülendiğinde asıl nüsha ile aynı olması sorumluluğunun tarafıma ait olduğunu beyan ederim.

Yaşar DAŞDEMİR

ÖZET

EEG SİNYALLERİ VE YÜZ İFADELERİ KULLANILARAK FARKLI UYARAN TİPLERİNE GÖRE DUYGU ANALİZİ VE SINIFLANDIRMA

Kişiler arası iletişimde, sizinle iletişim halindeki bir kişinin belirli duygularını anlamak kolay olsa da, kişilerin duygusal durumunun insan-makine arayüzleri için otomatik olarak algılanması zor bir işlemdir. Videodan ve konuşmadan duygu algılama 90'ların ortalarından beri çok iyi çalışılan konulardandır. Son zamanlarda ise kişi tarafından kontrol edilmesi çok zor olan fizyolojik sinyaller de duygu tanıma çalışmalarında kullanılmaya başlamıştır. Bu tez çalışmasında, EEG sinyalleri ve yüz ifadeleri kullanılarak farklı uyaran tipleri için duygu analizi ve sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Çalışmaları gerçekleştirmek için, duygusal EEG ve yüz ifadeleri içeren veritabanı tez kapsamında oluşturulmuştur. Veritabanı oluşturulurken, farklı uyaran tipleri kullanılarak hedeflenen duygu durumları tetiklenmiştir. Farklı uyaran tipleri için pozitif ve negatif duygular sırasındaki beyin bölgeleri arasında oluşan etkileşim alfa, beta ve gama bantlarında faz kilitleme değeri kullanılarak incelenmiştir. Negatif ve pozitif duygular için sağ yarıkürede özellikle frontal bölgede önemli farklılıklar ortaya çıktığı görülmektedir. Sonuçların aynı zamanda, farklı uyaran tiplerinin negatif ve pozitif duygular için alfa, beta ve gama bantlarında önemli farklılıklar gösterdiğini ortaya koymuştur. EEG sinyallerinden dalgacık dönüşümü kullanılarak, pozitif/negatif duygu durumu sınıflandırmasında, ses ve görüntü bilgisinin birlikte kullanılmasının daha etkili olduğunu gösterilmiş ve %81.6 başarı oranı elde edilmiştir. Aktivasyon boyutunda yapılan sınıflandırmada, ses bilgisinin sakinlikten heyecanlıya olan ayırimda görüntü bilgisinden daha etkin olduğu gözlenmiş ve hem ses hem de ses+görüntü uyaranları kullanıldığında %73.7 doğru pozitif oranı elde edilmiştir. Değerlik-aktivasyon uzayında dört sınıflı sınıflandırma performansları da araştırılmıştır. En iyi sonuçlar, EEG'den elde edilen öznitelikler ile yüz ifadelerinden elde edilen özniteliklerin öznitelik seviyesinde birleştirilmesiyle elde edilmiştir.

2016, 81 sayfa

Anahtar Kelimeler: EEG, duygu, faz kilitleme değeri, dalgacık transformu, birleşim

ABSTRACT

EMOTION ANALYSIS AND CLASSIFICATION FOR VARIOUS TYPES OF STIMULI USING EEG SIGNALS AND FACIAL EXPRESSIONS

Understanding if the person you are communicating with is experiencing a particular emotion is easy most of the times during interpersonal communication. However, automatically detecting the emotional state of a person is a challenging task of human-computer interface. Emotion detection from speech and video is a very well studied topic since mid 90s. Recently, physiological signals which are hard, if not impossible, to trigger or control have gained attention for emotion recognition. In this thesis, emotion analysis and classification for various types of stimuli using EEG signals and facial expressions are performed. For this purpose, an emotional EEG and facial expression database is constructed. In the database, three stimuli types are used for emotion elicitation. The brain networks during positive and negative emotions for different types of stimulus (audio only, video only and audio+video) in alpha, beta, and gamma bands are investigated in terms of phase locking value. Results show significant differences for negative and positive emotions in right hemisphere mainly in frontal region in terms of phase locking values. Results in terms of different stimulus types also show significant differences for negative and positive emotions in alpha, beta, and gamma bands. Positive/negative emotional states are classified from EEG signals using wavelet decomposition. Better classification rates are obtained when audio+video is used as stimulus resulting in a classification rate of 81.6%. For activation dimension, similar classification rates are obtained for audio only and audio+video stimuli resulting in a classification rate of 73.7%. Classification performances for four class classification in valence-activation space are also presented. Better performances are obtained for feature level fusion of features extracted from EEG and extracted from facial expressions.

2016, 81 pages

Key Words: EEG, emotion, phase locking value, wavelet transform, fusion

TEŞEKKÜR

Doktora tez konusunun belirlenmesinde, araştırılması ve yazımı sırasında sahip olduğu bilgi birikimi ve tecrübesi ile çalışmayı yönlendiren ve her türlü yardımı esirgemeyen tez danışmanım Doç. Dr. Serdar YILDIRIM'a sonsuz saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım sırasındaki destekleri ile Yrd.Doç.Dr. Esen YILDIRIM ve Doç.Dr. Yakup HAMEŞ'e, tüm bölüm olanaklarından yararlanmamı sağlayan İskenderun Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölüm Başkanlığı'na ve isimlerini burada zikredemediğim ama yardımlarını esirgememiş herkese içten teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım sırasında desteklerini esirgemeyen eşime ve çocuklarıma çok teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	I
ABSTRACT.....	II
TEŞEKKÜR.....	III
İÇİNDEKİLER	IV
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	VI
ÇİZELGELER DİZİNİ	VIII
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	IX
1. GİRİŞ	1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	4
3. MATERYAL VE YÖNTEM	12
3.1. Materyal	12
3.1.1. Kişisel Değerlendirme Formu	13
3.1.2. Uyarın Seçimi	14
3.1.3. Verilerin Elde Edilmesi.....	19
3.1.4. EEG Verilerinin Toplanması.....	21
3.2. Yöntem	23
3.2.1. EEG Verilerinin Önışleme Adımları.....	23
3.2.1.1. Filtreleme	24
3.2.1.2. Bölütleme	25
3.2.1.3. Gürültü Temizleme	25
3.2.1.4. Referans Seviyesi Düzenleme.....	27
3.2.2. Öznitelik Çıkarımı.....	27
3.2.2.1. Dalgacık Dönüşümü.....	27
3.2.2.2. Dalgacık Fonksiyonları	28
3.2.2.3. Öznitelikler.....	29
3.2.3. Sınıflandırma Yöntemleri.....	31
3.2.3.1. Destek Vektör Makineleri (DVM)	31
3.2.3.2. Çok Katmanlı Algılama (MLP)	32
3.2.3.3. Rassal Ormanlar	32
3.2.4. Fonksiyonel Bağlantı	34
3.2.4.1. Faz Kilitlenmesi	35
3.2.4.2. Faz Senkronizasyonu	36
3.2.4.3. Hilbert Dönüşümü ile Faz Senkronizasyonu.....	38
3.2.5. Uyarınların Duygu Boyutlarına Etkisi	38
3.2.6. Yüz İfadelerinden Duygu Tanıma.....	39
3.2.7. EEG Verileri ve Yüz İfadeleri Kullanılarak Sınıflandırma Sonuçlarının Birleştirilmesi.....	41
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA	42

4.1. Fonksiyonel Beyin Bağlantılarının Faz Kilitlenme Değerleri Yoluyla Analizi.....	42
4.1.1. Faz Kilitlenme Değerlerinin Duygusal Durum İle Nötr Durum İçin	
Karşılaştırılması.....	42
4.1.2. Faz Kilitlenme Değerlerinin Negatif Duygular ile Pozitif Duygular İçin	
Karşılaştırılması.....	46
4.1.3. Uyarıcı Tipleri Arasındaki Önemli Farklılıklar.....	51
4.1.4. En Önemli Kanal Çiftleri	57
4.2. EEG Sinyallerinden İkili Duygu Sınıflandırma	64
4.4. EEG Sinyalleri ve Yüz İfadeleri Kullanılarak Dörtlü Sınıflandırma	65
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	68
KAYNAKLAR	70
ÖZGEÇMİŞ	78
EKLER.....	79
Ek 1. Tıbbi Etik Kurulu Rıza Formu	79
Ek-2. Katılımcı Bilgileri	81

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1.	SAM görselleri (üstten aşağıya doğru değerlik, aktivasyon, baskınlık boyutları).....	13
Şekil 3.2.	SAM görselleri ile kişisel değerlendirme formu.....	15
Şekil 3.3.	Bazı kategorilerinin Aktivasyon-Değerlik uzayında gösterimi	15
Şekil 3.4.	Katılımcılar tarafından seçilen ve Duygu-VT veritabanında kullanılan 15 uyaran (merkezden ve en uç noktalardan 3'er tane seçilmiştir)	17
Şekil 3.5.	Deney esnasında bir katılımcı.....	19
Şekil 3.6.	Katılımcı verileri.....	20
Şekil 3.7.	Veri Toplama Protokolü	21
Şekil 3.8.	Emotiv tarafından kullanılan kafa derisindeki elektrot konumları	22
Şekil 3.9.	Çalışmada izlenen adımlar.....	23
Şekil 3.10.	Önişleme adımları.....	24
Şekil 3.11.	EEGLAB arabirimindeki MARA ile kullanılan 6 özellik	26
Şekil 3.12.	MARA ile çıkartılan Bağımsız Bileşenler (EEGLAB arabirimi).....	27
Şekil 3.13.	Ayrık Dalgacık Dönüşümü ($g[n]$:yüksek geçiren, $h[n]$:alçak-geçiren)	29
Şekil 3.14.	Çok çözünürlüklü dalgacığın yeniden üretilmesi	30
Şekil 3.15.	a) Doğrusal ayrılabilen sonsuz sayıdaki düzlem b) Destek vektörleri.....	31
Şekil 3.16.	a) Doğrusal olarak ayrılama b) Zayıflık değişkeninin eklenmesi	32
Şekil 3.17.	Rassal ormanlarda kullanılacak veri	33
Şekil 3.18.	Rassal ormanda sınıflandırma ağaçları	33
Şekil 3.19.	Önişleme adımları ve PLV hesabı	35
Şekil 3.20.	Çalışmanın akış diyagramı.....	39
Şekil 3.21.	Yüz nirengi noktaları	40
Şekil 3.22.	Birleştirme (Fusion) yaklaşımlarından Öznitelik-Seviyesi Birleştirme.....	41
Şekil 4.1.	Alfa, beta, gama bantları için nötr duygulara karşı pozitif duyguların 0.7 eşik değerini aşan elektrotlar arasındaki önemli PLV değerleri (ilk satır alfa, orta satır beta, son satır gama bandı)	43
Şekil 4.2.	Alfa, beta, gama bantları için nötr duygulara karşı negatif duyguların 0.7 eşik değerini aşan elektrotlar arasındaki önemli PLV değerleri (ilk satır alfa, orta satır beta, son satır gama bandı)	44
Şekil 4.3.	Ses (Audio) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı)	48

Şekil 4.4.	Görüntü (Video) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı)	49
Şekil 4.5.	Ses-Görüntü (AudioVideo) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı).....	50
Şekil 4.6.	Ses ile Görüntü arasındaki önemli farklar (Düşük değerlik için)	52
Şekil 4.7.	Ses ile Görüntü arasındaki önemli farklar (Yüksek değerlik için)	52
Şekil 4.8.	Ses ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Düşük değerlik için)	53
Şekil 4.9.	Ses ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Yüksek değerlik için).....	54
Şekil 4.10.	Görüntü ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Düşük değerlik için)	55
Şekil 4.11.	Görüntü ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Yüksek değerlik için)	55
Şekil 4.12.	Tüm bantlarda düşük değerlik için En Önemli Kanal Çiftlerine(MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama).....	59
Şekil 4.13.	Tüm bantlarda yüksek değerlik için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama).....	60
Şekil 4.14.	Tüm bantlarda ses uyarana için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)	61
Şekil 4.15.	Tüm bantlarda görüntü uyarana için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama).....	62
Şekil 4.16.	Tüm bantlarda ses+görüntü uyarana için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)	63
Şekil 4.17.	Dört bölgeyi duyu uzayı	66

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1. EEG sinyalinde duygu çıkarımı üzerine yapılan çalışmalar	9
Çizelge 2.2. Yüz ifadesi tanıma çalışmalarında kullanılan öznitelikler.....	10
Çizelge 3.1. Duygu-VT veritabanının içeriği.....	12
Çizelge 3.2. Katılımcıların seçtiği duyguların bölgelere göre dağılımı	16
Çizelge 3.3. Bölgelere göre duygusal vurgu değerleri.....	17
Çizelge 3.4. Cihazın Özellikleri.....	21
Çizelge 3.5. Konumlarına göre elektrotların işlevleri.....	22
Çizelge 3.6. Dalgacık analizi seviyeleri (A:Yaklaşım katsayıları, D:Detay katsayıları)	30
Çizelge 3.7. Geometrik öznitelikler (F:öznitelikler).....	40
Çizelge 4.1. Alfa, Beta, Gama bantları için Nötr duygulara karşı Negatif duyguların eşiği aşan PLV değerleri	45
Çizelge 4.2. Alfa, Beta, Gama bantları için Nötr duygulara karşı Pozitif duyguların eşiği aşan PLV değerleri	45
Çizelge 4.3. Önem seviyesi 0.01 olan $H_A: \mu_{PLV(negEmo)} < \mu_{PLV(posEmo)}$ için p değerleri.....	46
Çizelge 4.4. Ses (A) ile Görüntü (V) arasındaki farklar	56
Çizelge 4.5. Ses (A) ile Ses+Görüntü (AV) arasındaki farklar.....	56
Çizelge 4.6. Görüntü (V) ile Ses+Görüntü (AV) arasındaki farklar	57
Çizelge 4.7. MSP'ler için ortalama PLV değerleri.....	64
Çizelge 4.8. Farklı uyaran tipleri için çeşitli sınıflandırıcı sonuçları.....	64
Çizelge 4.9. Farklı uyaran tipleri için sınıflandırıcıların kesinlik, hassasiyet ve f-skor değerleri	65
Çizelge 4.10.Sınıflandırıcı başarımları	66
Çizelge 4.11.Ağırlıklı ortalama f-Skor değerleri	67

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

SİMGELER

α	Alfa bandı
β	Beta bandı
γ	Gama bandı

KISALTMALAR

ANOVA	ANalysis Of VAriance
AU	Action Units (Hareket Birimleri)
BBA	Beyin-Bilgisayar Arayüzü (Brain-Computer Interface)
CCRF	Continuous Conditional Random Fields (CCRF)
DVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines, SVM)
EEG	Electroencephalogram
EMG	Electromyogram
ERD	Event-Related Desynchronization (Olaya İlişkin Eşzamansızlık)
ERP	Event Related Potentials (Olaya İlişkin Potansiyeller)
ERS	Event-Related Synchronization (Olaya İlişkin Eşzamanlılık)
ET	Extremely Randomized Trees
FACS	Facing Action Coding System (Yüz Hareket Kodlama Sistemi)
FAP	Facial Animation Parameters
FDA	Fisher Discriminant Analysis
fMRI	functional Magnetic Resonance Imagery
IAPS	International Affective Picture System
ICA	Independent Component Analysis (Bağımsız Bileşen Analizi)
KNN	k-Nearest Neighbours (k-En Yakın Komşular)
LBP	Local Binary Pattern (Yerel İkili Örüntü)
LBP-TOP	LBP-Three Orthogonal Planes (Yerel İkili Örüntü Üç Dik Düzlem)
LDA	Linear Discriminant Analysis (Doğrusal Ayırtaç Analizi)
LMSE	Least Mean Square Error (En Küçük Ortalama Karesel Hata)
LOCP-TOP	Local Ordinal Contrast Pattern-Three Orthogonal Planes
LSTM-RNN	Long-Short-Term-Memory Recurrent Neural Networks
MARA	Multiple Artifact Rejection Algorithm
MEG	Magnetoencephalogram
MLP	Multi-layer Perceptron
PCA	Principal Component Analysis (Temel Bileşen Analizi, TBA)
PET	Positron Emission Tomography
PLV	Phase Locking Value (Faz Kilitleme Değeri)
RF	Random Forest (Rassal Ormanlar)
SAM	Self-Assessment Manikins (Kişisel Değerlendirme Görselleri)
SDM	Supervised Descent Method
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
STLMBP	Spatiotemporal Local Monogenic Binary Pattern

1. GİRİŞ

Duygu tanıma, uzaktan eğitim alanında, insan-bilgisayar etkileşiminde, kamusal alanda, eğlence sektöründe, internet ortamında ve televizyonda şiddet, korku vb. sahnelerin sınıflandırılmasında kullanılabilecek bir konudur. Son zamanlarda insan duygularının tanınması üzerine yapılan çalışmalar önemli miktarda artış göstermiştir. Bu çalışmalar, gerçek zamanlı uygulamalarda özellikle nöro-pazarlama, eğlence ve sağlık alanlarında uygulanabilir duruma gelmiştir. Kişiler arası iletişimde, sizinle iletişim halindeki bir kişinin belirli duygularını anlamak kolay olsa da, kişilerin duygusal durumunun insan-makine arayüzleri için otomatik olarak algılanması zor bir işlemdir. Videodan ve konuşmadan duygu algılama 90'ların ortalarından beri çok iyi çalışılan konulardandır (Sato ve Morishima, 1996; Lyons ve ark., 1998; El Ayadi ve ark., 2011). Duygu analizi için her bir kanalın (ses, görüntü, yüz vb) rolünü araştırmak için kullanılan çeşitli veritabanları bulunmaktadır. Bunlara örnek olarak; duygusal konuşma veritabanları (Batliner ve ark., 2004; Burkhardt ve ark., 2005; Oflazoglu ve Yildirim, 2013), yüz ifadeleri veritabanları (Kanade ve ark., 2000; Kaulard ve ark., 2012) ve sesli-görsel veritabanları (Sebe ve ark., 2004; Martin ve ark., 2006; Busso ve ark., 2008; McKeown ve ark., 2010) verilebilir. Son zamanlarda ise kişi tarafından kontrol edilmesi çok zor olan fizyolojik sinyaller de duygu tanıma çalışmalarında kullanılmaya başlamıştır. Duygusal durumlar ile beyin aktiviteleri arasındaki ilişkiler, elektroensefalografi (EEG) ve fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI) görüntüleme yöntemleri sayesinde keşfedilmişlerdir. Bunlar arasında, fMRI ile yapılan çalışmalar son yıllarda başlamış olmasına rağmen, EEG duygu görevleri esnasında beyin dinamiklerinin araştırılmasında daha fazla dikkat toplamıştır. Literatürde açık erişimli olarak MAHNOB-HCI (Soleymani ve ark., 2012) ve DEAP (Koelstra ve ark., 2012) gibi duygusal EEG veritabanları kullanılmaktadır. Bu tez kapsamında, farklı duygu uyaran tipleri kullanılarak hem EEG sinyalleri ve hem de yüz ifadeleri içeren bir veritabanı oluşturulmuştur.

Duygular iletişimde anahtar bir role sahiptir ve insan davranışlarını anlamak için gereklidirler. Duygu, sinirbilimi, psikoloji ve dilbilimi gibi çeşitli disiplinlerin araştırma konuları arasındadır. Psikoloji alanında duygu modelleme ile ilgili farklı yaklaşımlar

bulunmaktadır (Gunes ve Pantic, 2010). Kategorik ve boyutsal yaklaşımlar duygu tanıma çalışmalarında duygu etiketleme için en çok kullanılan modellerdir.

Kategorik yaklaşımda duygusal durum, ayırık olarak belirtilmiş duygu durumları olarak tanımlanmıştır. Çok çeşitli duygu kategorileri tanımlanmış olmasına rağmen, Ekman (1999) tarafından önerilen kızgın, korkmuş, şaşırılmış, mutlu, üzgün, ve iğrenç duygu sınıfları evrensel duygular olarak kabul görmüştür. Boyutsal yaklaşımda ise duygular az sayıda ayırık duygu sınıfları ile sınırlandırılmamakta, bunun yerine çok boyutlu uzayda noktalar olarak tanımlanmaktadır. Bu yaklaşımda duygu çeşitliliği 3 boyutta ele alınmaktadır. Bunlar değerlik (valence), aktivasyon (arousal) ve baskınlık (dominance) boyutlarıdır. Değerlik boyutu duygunun negatiften pozitif doğru olan aralığını belirlerken, aktivasyon boyutu duygunun sakinlikten uyarılmış doğru olan aralığını göstermektedir. Baskınlık boyutu ise duygunun çevre ile olan kontrolü ile ilişkilidir.

Bu tez çalışmasında duyguların temsili ve etiketlenmesinde boyutsal yaklaşım kullanılmış ve literatürde de yaygın olarak kullanılan değerlik ve aktivasyon boyutları üzerine çalışmalar yapılmıştır. Tez kapsamında oluşturulan veritabanında katılımcılarda duyguları ortaya çıkarmak için, ses (işitsel), görüntü (görsel) ve ses+görüntü (hem işitsel hem görsel) olmak üzere üç farklı uyaran tipi kullanılarak, uyaran tiplerinin duygu analizi ve sınıflandırması üzerine etkileri de araştırılmıştır.

Duygu analizinde, farklı duygu durumları için fonksiyonel beyin bağlantıları faz kilitlenme değerleri yoluyla analiz edilmiştir. Duygu tanımada EEG çalışmaları çoğunlukla tek kanal yaklaşımlarına odaklanmıştır (Lin ve ark., 2010; Petrantonakis ve Hadjileontiadis, 2010). Ancak, duyu-motor, görsel ve bilişsel görevlerin beynin geniş bir alanına yayılmış çok sayıda fonksiyonel entegrasyonu gerektirdiğini gösteren çok sayıda çalışma vardır (Tass ve ark., 1998; Lachaux ve ark., 1999; Rodriguez ve ark., 1999). Duygu işleme sürecinin de beyin üzerinde geniş fonksiyonel alanların entegrasyonunu gerektirdiğini varsayarsak, duygu tanıma kapsamında EEG tabanlı fonksiyonel bağlantı seviyesindeki çalışmalar bir ivme kazanmıştır (Lindquist ve ark., 2012; Kassam ve ark., 2013; Lee ve Hsieh, 2014; Shahabi ve Moghimi, 2016). EEG tabanlı fonksiyonel bağlantı, temelde belirli bir görevin hangi beyin alanlarını etkilediğini göstermektedir. Fonksiyonel bağlantı, zaman serileri ya da aktivasyon haritaları arasındaki benzerliklerin dikkate alınmasıyla analiz edilir. Zaman serileri arasındaki istatistiksel bağımlılıklar çok sayıda

farklı metot ile araştırılmıştır. Bu metotlar arasında, frekans uzayında frekans kilitlenmesini araştıran doğrusal eşevrelilik kestirimi çalışmaları (Bressler, 1995; Nunez ve ark., 1997; Ding ve ark., 2000; Brovelli ve ark., 2004) ve doğrusal olmayan yöntemler bulunmaktadır. Doğrusal olmayan yöntemler çoğunlukla genelleştirilmiş eşzamanlı (Stam ve Dijk, 2002) ya da faz eşzamanlılığı (Tass ve ark., 1998; Lachaux ve ark., 1999; Mormann ve ark., 2000) üzerine odaklanmıştır. Bu çalışmada, pozitif ve negatif duygular için beyin bölgeleri arasındaki ilişkiler faz kilitlenmesi aracılığıyla analiz edilmiştir.

Bu tezin amacı, insan-makine etkileşimine katkı sağlayacak duygu analizini farklı uyaranlar ile gerçekleştirmektir. Tez kapsamında, işitsel (ses), görsel (görüntü) ve işitsel-görsel (ses+görüntü) uyaranlar için değerlik ve aktivasyon duygu boyutlarında yüksek/düşük olmak üzere ikili ve dörtlü sınıflandırma çalışmaları da yapılmıştır. İkili sınıflandırma çalışmalarında, EEG sinyallerinden delta, teta, alfa, beta ve gama frekans bantlarında dalgacık katsayılarına ait istatistiksel bilgiler öznitelik olarak kullanılmış ve farklı sınıflandırıcılar için performanslar sunulmuştur. Dörtlü sınıflandırma çalışmalarında; EEG verileri, yüz ifadeleri verileri ayrı ayrı ve öznitelik temelinde birleştirilerek sınıflandırma performansları irdelenmiştir. Yüz ifadelerinden sınıflandırmada, yüz tarama ve izleme yöntemi ile elde edilen nirengi noktalarından elde edilen geometrik öznitelikler (Xiong ve Torre, 2013) kullanılmıştır.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Picard (1997) yazdığı “Affective Computing” kitabı ile makinelerin insan duygusunu algılama, tanıma ve işleme yeteneklerine sahip olmaları gerektiğini vurgulamıştır. Çeşitli kaynakları (ses, yüz, fizyolojik sinyaller gibi) kullanılarak üzerinde bir çok makine öğrenmesi ve sinyal işleme metotlarının geliştirildiği Duygu Tanıma sistemi, üzerinde en çok araştırma yapılan uygulamadır.

Biyosinyaller hem merkezi hem de otonom sinir sisteminden elde edilen kayıtlardır. Duygu analizi ve tanıma çalışmalarında kullanılan biyosinyallere örnek olarak; galvanik deri tepkisi (Galvanic skin response, GSR), elektroansefalogram (Electroencephalogram, EEG), elektromiyogram (Electromyogram, EMG), elektrokardiyogram (Electrocardiogram, EKG), kalp atış oranı (heart rate, HR), nefes alma oranı gibi sinyaller verilebilir. Bu sinyaller (GSR, EEG, EMG, EKG) ile kişinin fizyolojik aktivasyon seviyesi öğrenilebilir. Kalp atış oranındaki (HR) değişkenlik kişinin zihinsel veya rahatlama durumunu gösterirken, nefes alma oranı (hızlı veya derin alınan nefes) korku veya kızgınlık gibi duyguların daha düzensiz meydana geldiğini gösterebilmektedir.

Ses ve görsel sinyallerin elde edilmesinde kullanılan sensörlere kıyasla biyosensörler genellikle daha hantal ve girişimsel olarak algılanırlar. Son zamanlarda giyilebilir ve kablosuz yapılarıyla biyosensör kullanımı oldukça yaygınlaşmıştır. Bu çalışmada, EEG sinyalleri kullanılarak duygu analizi ve tanıma çalışmaları yapılmıştır.

Bütün makine öğrenmesi çalışmalarında olduğu gibi duygu tanıma çalışmalarında da uygun ve yeterli bir veritabanı çalışmanın geçerliliği için gereklidir. Veritabanı oluşturulurken, çeşitli uyaranlarla katılımcılarda farklı duygu durumları uyandırılmaktadır.

İnsanlar ve hayvanlar üzerinde yapılmış pek çok çalışma, duyu-motor, görsel ve bilişsel ödevlerin, beynin çeşitli fonksiyonel bölgeleri arasında bütünleşmeyi gerektirdiğini göstermektedir (Bressler, 1995; Brovelli ve ark., 2004).

EEG ile duygu analiz ve tanıma çalışmaları fonksiyonel bağıllık kavramı ile sınırlı kalmamıştır. EEG ile duygu üzerine yapılan çalışmalarda pozitif duyguların beynin sol yarıküresinde negatif duyguların ise beynin sağ yarıküresinde uyarım meydana getirdikleri bilinmektedir (Holtgraves ve Felton, 2011). Pozitif ve negatif değerlikli

resimler ile 14 bayan katılımcı üzerinde yapılan çalışmada bu durum test edilmiş ve önemli aktivasyon alanları verilmiştir (Canli ve ark., 1998).

Chanel ve ark. (2007), güvenilir ve kısa süreli duyguları ortaya çıkarma yöntemi olarak kişinin geçmiş hayatındaki güçlü duygusal olayları hatırlamasını istemişlerdir. Çünkü aynı olay bir deneme süresinden diğerine benzer reaksiyonları üretir ve duygusal hatırlama, EEG aktivitesini uyaran bilişsel bir görevdir. Bir duygu döngü süresi sadece 8 sn olarak belirlenmiştir. Duygular bir kaç dakika süresince uyarılmaya çalışılmış ve ardından katılımcı tarafında değerlendirilmiştir.

Birçok çalışma, bazı duyguları ortaya çıkarmak için kabul görmüş duygu uyarıcılar (filmler, resimler, ses, koku) kullanmıştır. Örneğin, IAPS (International Affective Picture System) duygu üzerine yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanılan bir verisetidir (Lang ve ark., 1997). İçerisinde profesyonel fotoğrafçılar tarafından çekilmiş manzaralar, insanlar ve nesneler gibi doğal 716 renkli resim bulunmaktadır ve yaygın olarak EEG ile duygu tanıma çalışmalarında kullanılmaktadır (Yohanes ve ark., 2012; Xu ve Plataniotis, 2012; Ramirez ve Vamvakousis, 2012b). Duygu uyarımları için film kliplerini kullanan çalışmalar da bulunmaktadır (Rottenberg ve ark., 2007).

Bazı çalışmalarda, katılımcılardan duygularını ortaya çıkarmak için onların geçmişlerindeki olayları hatırlamaları istenmiştir. Farklı bir duygusal reaksiyonu ortaya çıkarma yolunu Ekman, (2007), DFA (Directed Facial Action Task) metodu ile bildirmiştir. Bu metot yüzdeki kas hareketlerinin kombinasyonunu kullanır. Psikologlar tek bir duygunun uyarılması için 1 ile 10 dakika arası videoları tavsiye etmektedir (Rottenberg ve ark., 2007).

Mutlu ve üzgün duygu durumlarını sınıflandırmak amacı ile mutlu yüz ve üzgün yüz içeren resimlerin uyaran olarak kullanıldığı çalışmalar da bulunmaktadır (Li ve Lu, 2009). Çalışmada, gama bandındaki EEG sinyaline ait ERD/ERS aktiviteleri mutlu ve üzgün gibi duyguları sınıflandırmada kullanılabileceği gösterilmiştir.

Genellikle yüzsel öznitelikler, geometrik öznitelikler ve görünüm (doku) öznitelikleri olarak çıkartılır. Geometrik öznitelikler, yüz bileşenlerine (kaş, dudaklar, gözler, ağız, çene gibi) ait şekiller ile önemli yüz noktalarının (gözlerin ve ağzın köşesi gibi) konumları olarak belirlenirken, görünüm öznitelikleri ise yüze ait kırıksıklıklar, çıkıntılar gibi özniteliklerdir (Zeng ve ark., 2009).

Wang ve ark. (2009) Granger nedenselliğini beynin farklı bölgelerindeki ritimler için uygulamışlar ve düşük gama bandında (30~50Hz) negatif duygu yüzlerinin pozitiflere nazaran daha fazla uyarım meydana getirdiklerini gözlemlemişlerdir.

Bir çok çalışmada EEG sinyallerindeki faz uyumunun verilen uyarana tepki olarak alınan beyin aktiviteleri ile ilgili olduğu bulunmuştur. Gu ve ark. (2010) yaptıkları deneyde yüz ile nesne uyarana verilen cevapların P1-N170-P2 zaman penceresinde ve alfa bandında en yüksek faz senkronizasyonunu elde etmişlerdir (Gu ve ark, 2010).

Duygu ile ilgili olan ilişkilerinden dolayı prefrontal bölgedeki F3 ve F4 konumlarındaki (10-20 sistemine göre konumlandırılmış) kayıtları dikkate alan, ayrıca duygu ile ilgili bu ayırt edici öneminden dolayı bu iki elektrot konumundaki farkı (F3-F4) öznitelik çıkarımında kullanan çalışmalarda bulunmaktadır (Zhang ve Lee, 2010). Pozitif duygusal etkilerin sol prefrontal bölgede ve negatif duygusal etkilerin sağ prefrontal bölgede aktif olduklarını Zhang ve Lee (2010) fMRI kayıtlarında göstermişlerdir.

Kalabalık yüzler içeren bir resimdeki duygusal yüz ifadelerinin zorluk ve ifade tarama görevi ile yapılan bir çalışmada EEG sinyallerinin gama bandı kullanılmıştır (Tang ve ark., 2011). Çalışmada, indüklenmiş bir gama aktivitesinin duygunun bilişsel denetim ile ortaya çıkarılmasının kullanışlılığı gösterilmiştir.

Video uyararı kullanılarak yapılan duygu tanıma çalışmalarında, frontal ve parietal bölgelerdeki EEG sinyallerinin duygusal durumlarda (mutlu, rahat, korkmuş, üzgün) daha etkin oldukları gösterilmiştir (Wang ve ark, 2011).

Pozitif içerikli uyarıların sağ yarıkürede daha hızlı, negatif içerikli uyarıların sol yarıkürede daha hızlı işlendiği gösterilmiştir (Holtgraves & Felton, 2011).

Soleymani ve ark. (2012), bir duygunun en belirgin biçimde ayırık etiketler (korku veya neşeli gibi) kullanarak gösterilebildiğini; ancak etiket tabanlı belirtilerin bazı dezavantajları olduğunu belirtmişlerdir. Özellikle etiketlerin farklı kültürlerdeki dillerde karşılığının birebir örtüşmediğini ve örnek olarak Polonya dilinde “disgust” kelimesinin tam karşılığının olmadığını belirtmişlerdir. Psikologlar bu yüzden hisleri veya duyguları bir n-boyutlu uzayda (genellikle 2 veya 3 boyutlu) göstermeyi uygun bulmuşlardır. Bilişsel teoride 3-boyutlu değerlik-aktivasyon-baskınlık veya memnuniyet-uyarılma-baskınlık (pleasure-arousal-dominance, PAD) uzayları kullanılmaktadır. Bu uzaylar duygu işleme çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır (Yoon ve Chung, 2011; Liu ve

Sourina, 2012; Ahmed, 2014; Al-galal ve ark., 2015; Chen ve Han, 2015; Atkinson ve Campos, 2016; Huang ve ark., 2016).

Ramirez ve Vamvakousis (2012), Emotiv EPOC aygıtını kullanarak duygu tanıma için yeni bir metot önermişlerdir. Çalışmalarında, duygu-etiketli seslerden oluşan IADS ses kütüphanesinden bazı sesleri uyaran olarak kullanmışlardır. Değerlik ve aktivasyon düzlemini kullanarak yüksek/düşük aktivasyon ve yüksek/düşük değerlik duygu durumlarını çeşitli makine öğrenme teknikleri ile sınıflandırmaya çalışmışlardır. EEG ölçümlerini prefrontal korteks bölümündeki AF3, AF4 ve F3 kanallarından yapmışlardır. Aktivasyon durumu göstergesi olarak beta/alfa oranını kullanmışlardır. Yüksek/düşük aktivasyon için %77.82 ve pozitif/negatif değerlik için %80.11 sınıflandırma başarımları elde etmişlerdir.

Son zamanlarda, duygu tanıma üzerine yapılan EEG temelli fonksiyonel bağıllık çalışmaları öne çıkmaktadır (Lindquist ve ark., 2012; Kassam ve ark., 2013; Lee ve Hsieh, 2014; Shahabi ve Moghimi, 2016). EEG temelli fonksiyonel bağıllık temel olarak, belli ödevler esnasında etkin olan beyin bölgelerini anlamamıza yardımcı olmaktadır. Fonksiyonel bağıllık, zaman serileri ya da aktivasyon haritaları göz önünde bulundurularak çalışılmaktadır. Zaman serileri arasındaki istatistiksel bağımlılık, frekans kilitlenmesi incelemesi için frekans uzayındaki doğrusal uyum (Bressler, 1995; Nunez ve ark., 1997; Ding ve ark., 2000; Ding ve ark., 2000; Brovelli ve ark., 2004) gibi doğrusal veya senkronizasyon gibi doğrusal olmayan yöntemlerle incelenebilmektedir. Senkronizasyon çalışmaları, genelleştirilmiş senkronizasyon (Stam ve van Dijk, 2002) ve faz senkronizasyonu (Tass ve ark., 1998; Lachaux ve ark., 1999; Mormann ve ark., 2000) üzerine yoğunlaşmıştır. Lee ve Hsieh (2014) çalışmalarında, EEG temelli fonksiyonel bağıllık örüntüleri kullanılarak duygusal durum sınıflandırılması yapmışlardır. Bu çalışmada, 40 katılımcıya nötr, pozitif ve negatif duygular uyandıracak sesli görsel film parçaları izletilmiştir (Lee ve Hsieh, 2014b). Korelasyon, uyum ve faz senkronizasyonu kullanılarak hesaplanan fonksiyonel bağımlılık değerlerinde, duygu durumları için önemli farklılıklar rapor edilmiştir. Faz senkronizasyonu kullanılarak yapılan sınıflandırma çalışmasında %82 başarı elde edilmiştir. Bir başka çalışmada, 27 denekten duygu işleme sırasında kaydedilen EEG sinyallerinden, gama salınımları için beyin ağ organizasyonu araştırılmıştır (Ma ve ark., 2012). Çalışma sonucunda, negatif duyguların pozitif duygulara göre daha etkin bir ağ organizasyonu oluşturduğu gözlemlenmiştir.

Faz kilitlenmesi değeri, motor işlev ve dinlenme durumları sırasında duyarlı EEG bantlarının tespiti için de kullanılmıştır (Gonuguntla, ve ark, 2013). Bu çalışmada, duyarlı bant olarak, iki durum arasında en yüksek faz kilitlenme değeri (Phase Locking Value, PLV) farkı değerine sahip bant aktif bant olarak belirlenmiştir.

Katılımcıya uyaran olarak gösterilen sahnelerdeki bir yüz görüntüsü; yüzü hatırlama, yüzü tanıma ve yüz ifadesini tanıma gibi beyinsel süreçleri aktif eder. Değerlik ve aktivasyon duygu boyutları, yüz ifadesi analizinde öne çıkan karakteristiklerdendir (Başar, 2013).

BBA arabirimleri, beyin sinyallerini harici aygıtlara iletebilen komutlara çevirmeyi amaçlamaktadır. BBA tasarımının zorluklarından birisi, iki veya daha fazla mental durum arasındaki gürültülü EEG sinyallerini çözümlemektir. Bunun için uzamsal filtrelerin PLV özniteliklerini kullanarak optimize edilmesi ve böylece sınıflandırma başarımının artırılması üzerine çalışmalar da yapılmıştır (Caramia ve ark., 2014).

Farklı gürültülü ortamlarda sesli-görsel ve sadece sesli uyaran koşullarında çoklu duyuşsal kazancı analiz edildiğinde gama bandındaki osilasyonların bilişsel süreçlerin erken evrelerinde güçlü bir bağlantı bilgisi içerdiği görülmüştür (Lin ve ark., 2015).

Beyin fonksiyonel bağlantısı analizi ile duygu işleme üzerine yakın zamanda da yapılan pek çok çalışma bulunmaktadır. (Chen ve Han, 2015; Senyerl ve ark., 2015; Bono ve ark., 2016; Chandra ve ark., 2016; Chen ve ark., 2016; Kumar ve ark., 2016; Xing ve ark., 2016).

Aristidou ve ark. (2015) duygu sınıflandırma için yaptıkları çalışmada farklı duygu durumlarını ayırt eden hareketleri ayırmayı hedeflemişlerdir. Bu çalışmada, insan hareketlerini psikoloji, kas bilimi ve anatomi yardımıyla yorumlayan çok disiplinli bir sistem olan LMA (Laban Movement Analysis) yöntemi ile hareket öznitelikleri çıkartılmıştır. Bu özniteliklerin duyguya göre dans hareketlerinin sınıflandırılmasında ve indekslenmesinde kısmen de olsa etkili oldukları gözlenmiştir.

Duygu tanıma çalışmaları öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma bölümlerinden oluşmaktadır. EEG sinyalinden duygu tanıma üzerine yapılmış bazı çalışmalar Çizelge 2.1’de sunulmuştur.

Çizelge 2.1. EEG sinyalinde duygu çıkarımı üzerine yapılan çalışmalar

Yazar	Öznitelik Çıkarımı	Sınıflandırma	Duygu
Ishino and Hagiwara, 2003	FFT, Dalgacık, Varyans, Ortalama	Neural Network	Neşeli, üzgün, kızgın, rahat
Takahashi, 2004	İstatistiksel öznitelikler	DVM, Neural Networks	Neşeli, kızgın, üzgün, korkmuş, idrak
Chanel et al 2006	Farklı konumlardan 6 frekans bandı	Naive Bayes, FDA	aktivasyonun 3 derecesi
Zhang and Lee, 2009	TBA	Linear Kernel, DVM, RBF Kernel DVM	Negatif, pozitif
Chanel et al., 2009	Short Time Fourier Transform, Mutual Information	Discriminant Analysis, DVM, Relevance Vector Machine	Pozitif/aktivasyon Nötr/sakin Negatif/aktivasyon
Lin et al., 2009	ASM 12	DVM	Neşeli, kızgın, üzgün, memnun
Khalili and Moradi, 2009	Korelasyon boyutu ile birleştirilmiş istatistiksel öznitelikler	Quadratic Discriminant Analysis	Sakin, pozitif aktivasyon, negatif aktivasyon
Petrantonakis and Hadjilenonti, 2010	Wavelet tabanlı istatistiksel öznitelikler, higher order crossings	DVM, QDA, KNN, Mahalanobis Distance	happy, suprised, angry, fear, disgust, sad
(Kumar ve ark., 2016)	Bispectrum analizi	DVM, ANN	Değerlik, aktivasyon
(Huang ve ark., 2016)	spektral güç ve spektral güç yoğunluğu farkı	DVM	Değerlik, aktivasyon
(Soleymani ve ark., 2016)	Spektral güç yoğunluğu	LSTM-RNN, CCRF	Değerlik
(Srinivas ve ark., 2016)	Wavelet, FFT	ANN, RBF, MLP	EEF bantlarındaki karakteristikler

Beyin dinamiklerini araştıran çalışmalarda uyaran olarak görsel uyaranlar (Lahane ve Sangaiah, 2015; Valenza ve ark., 2016), koku uyaranı (Nikolaevna, 2015) ve film klipleri (Gonzalez ve ark., 2016) kullanılmaktadır,

Duygu sınıflandırma çalışmalarında DVM, kNN; (Patil ve ark., 2015; Mehmood ve Lee, 2016), çekirdek yoğunluk kestirimi ile öznitelikler elde edilip yapay sinir ağları ile sınıflandırma yapan (Lahane ve Sangaiah, 2015) çalışmalar da yaygın olarak kullanılmaktadır.

Negatif değerlik ile ilgili süreçlerde beynin sağ yarıküresinin sol yarıküresine oranla daha hızlı olduğu (Mashal & Itkes, 2016), negatif içerikli kelimelerin işlem hızı için sağ yarıkürenin daha avantajlı olduğu (Jończyk, 2016), pasif olarak dinlenen duygusal ses bürünlere (ton, vurgu) temporal lob cevabının sağ yanlı olduğu (Mitchell ve ark., 2003) gösterilmiştir. Ayrıca duygunun yarıküreler ile ilintisi sağ yarıküre ve değerlik hipotezleri için test edilmiştir. Elde edilen sonuçların sağ yarıküre hipotezini desteklediği

gösterilmiştir (Borod ve ark., 1998). Bu bulgular ile duygusal etkilerin sağ ve sol yarıküerler ile ilintili olduğu vurgulanmaktadır.

Değerlik-aktivasyon duygu uzayı kullanılarak EEG sinyallerinin bispektrum analizi ile yapılan duyguların düşük/yüksek aktivasyon ve değerlik sınıflandırılmalarında sırasıyla %64.84 ve %61.17 oranlarında başarımlar elde edilmiştir (Kumar ve ark., 2016).

Huang ve ark. (2016), EEG sinyallerinin ve yüz ifadelerinin çok kanallı bir yapıda birleştirilmesi ile yaptıkları duygu tanıma çalışmasında, erişime açık MAHNOB-HCI veritabanını kullanmışlardır. EEG sinyalleri için öznitelik olarak spektral güç ve spektral güç yoğunluğu farkını, yüz ifadeleri için öznitelik olarak LBP, LBP-TOP, STLMBP ve LOCPTOP özniteliklerini kullanarak öznitelik ve karar seviyelerinde birleştirme yapmışlardır. Karar seviyesinde birleştirme ile değerlik için %66.28 ve aktivasyon için %63.22 en iyi tanıma oranlarını elde etmişlerdir (Huang ve ark., 2016).

EEG sinyalleri ve yüz ifadeleri kullanılarak yapılan başka bir çalışmada uyaran olarak videolar kullanılmıştır. Uyaran videoları değerlik ve aktivasyon boyutlarında etiketlenmiştir. Uyguladıkları çok-kanallı yaklaşım ortalama bir performans sağlamıştır (Soleymani ve ark., 2016).

Video uyaranlar ile EEG kayıtları toplanarak elde edilmiş DEAP veriseti (Koelstra ve ark., 2012) üzerinde dalgacık tabanlı öznitelikleri kullanarak duygu tanıma çalışmaları yapılmıştır (Srinivas ve ark., 2016) ve delta, teta, alfa, beta ve gama bantlarında ortaya çıkan duygu karakteristikleri dalgacık analizi ile MLP ve RBF ile sınıflandırılmıştır. Frekans uzayında en iyi sonuçlar RBF ile %54.54 ve MLP ile %63.63 ile elde edilmiştir.

Yüz görüntüleri ile yapılan çalışmalardan bazıları Çizelge 2.2’de verilmiştir.

Çizelge 2.2. Yüz ifadesi tanıma çalışmalarında kullanılan öznitelikler

Öznitelik Türü	Kullanılan Metot	İlgili Çalışma
Doku (Görünüm) tabanlı öznitelikler	SIFT	Ölçek-bağımsız öznitelik transformu (Lowe, 2004)
	HOG	Yönlendirilmiş gradient histogramı (Dalal ve Triggs, 2005)
	LPQ	Yerel faz kuantalama (Heikkilä ve ark., 2010; Jiang ve ark., 2012)
	LBP	Yerel İkili Örüntüler (Ojala ve ark., 2002)
	Gabor	Gabor Dalgacıkları (Barlett ve ark., 2006)
Geometrik öznitelikler	AAM	Aktif Görünüm Modeli (Ashraf ve ark., 2009)
	SDM	Nirengi noktaları (Tsalakanidou ve Malassiotis, 2010; Xiong ve Torre, 2013; Torre ve ark., 2015)
	ASM	Aktif Şekil Modeli (Cootes ve ark., 1995)
	FAP	Yüz animasyon paramet. (Aleksic ve Katsaggelos, 2006)

Bu tez çalışmasında, EEG verilerinin yanısıra yüz ifadeleri de duygu analizinde kullanılmıştır. Yüz ve EEG sinyallerinden çok kanallı duygu analizi çalışmaları popüler bir konu olarak güncelliğini korumaktadır (Huang ve ark., 2016; Radeva ve Radev, 2016).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada, EEG sinyalleri ve yüz ifadeleri kullanılarak duygu analizi ve sınıflandırma çalışması yapılmış ve sistemin performansı 4 bölgeyi duygu uzayında test edilmiştir. Çalışmaları gerçekleştirmek için gerek şart olan veritabanı tez kapsamında oluşturulmuştur. Veritabanı oluşturulurken, sadece sesli, sadece görüntülü ve sesli-görüntülü uyarılar kullanılarak hedeflenen duygu durumları tetiklenmiştir. Bu kapsamda, yerli ve yabancı filmlerden elde edilen kısa videolar uyarılar olarak kullanılmıştır. Her bir video 60 saniyelik bölümler halinde seçilmiş ve videonun 3 farklı sürümü (sadece sesli-A, sadece görüntülü-V ve hem sesli hem görüntülü-AV) uyarılar olarak kullanılmıştır. EEG sinyalleri kullanılarak farklı duygu durumları için beyin bölgeleri arasındaki fonksiyonel bağıllık PLV kullanılarak incelenmiş; uyarı tiplerine göre farklılıklar istatistiksel yöntemlerle araştırılmıştır.

3.1. Materyal

Bu çalışmada, 25 gönüllü katılımcıdan toplanan EEG sinyalleri ve yüz ifadeleri kullanılmıştır. Tez kapsamında oluşturulan veritabanında, EEG sinyalleri 14 kanallı Emotiv EPOC kablosuz EEG cihazı, yüz videoları ise 1920x1080 HD 30 fps çözünürlüğe sahip akıllı telefon kullanılarak kayıt altına alınmıştır. Farklı duygu durumlarını içeren 60 saniye uzunluğunda 15 farklı film parçası uyarılar olarak kullanılmıştır. Uyarılar, 3 farklı biçimde (yalnızca ses, yalnızca görüntü, sesli-görüntülü) katılımcılara sunulurken, veriler tek oturumda toplanmıştır. Verilerin toplanması sırasında uyarılar her bir katılımcıya rastgele bir sırada sunulmuştur. Duygu-VT veritabanının içeriği Çizelge 3.1’te verilmiştir.

Çizelge 3.1. Duygu-VT veritabanının içeriği

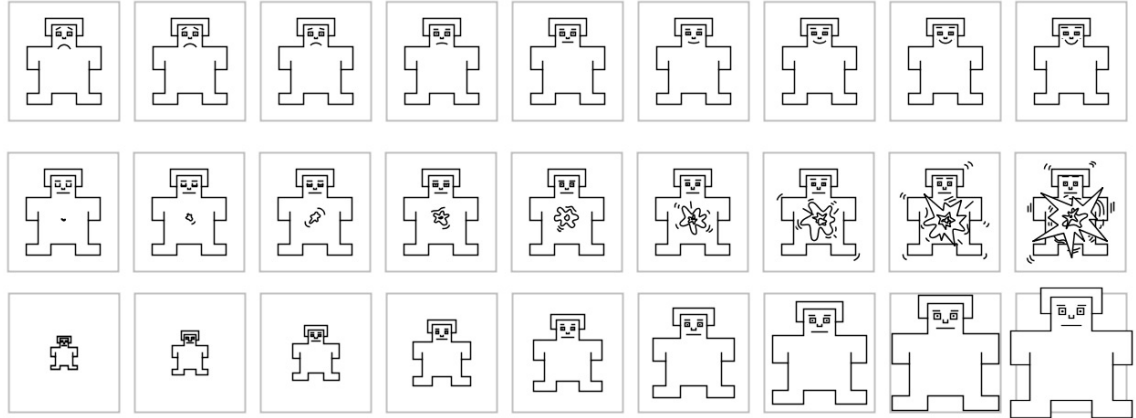
	Kişisel Değerlendirme
Video sayısı	45 (15 sesli-görüntülü, 15 yalnızca sesli, 15 yalnızca görüntülü)
Video süresi	1 dakika
Uyarı seçim metodu	130 adet manuel olarak, 15 adet ise 130 video içerisinden deneye katılmayan 11 katılımcı (8 erkek, 3 kız) tarafından seçildi (15 adet deneye katılmayanlar tarafından değerlendirilen en uç noktalardaki uyarılar)
Video başına değerlendirme sayısı	6

Çizelge 3.1. (Devam) Duygu-VT veritabanının içeriği

	Kişisel Değerlendirme
Değerlendirme ölçekleri	Aktivasyon Değerlik Baskınlık
Değerlendirme aralıkları	9 tane ayrık ölçek değeri üzerinden aralık seçimi (0-90 değerlerinde)
	Fizyolojik Deney
Katılımcı sayısı	25 (20 erkek, 5 kız; 18 ile 27 yaş arası) Ortalama yaş: 20.52, standart sapma: 1.69
Video sayısı	1125 (45x25)
Kaydedilen sinyaller	16-kanal 128Hz EEG Yüz videoları (ön yüz, 1920x1080 HD 30 fps çözünürlüklü akıllı telefon)

3.1.1. Kişisel Değerlendirme Formu

Katılımcıların uyaranların kendilerinde uyandırdığı duygu durumlarını tespit etmek için Kişisel-Değerlendirme Formu kullanılmıştır. Duygu üzerine yapılan araştırmalarda duygu analizi için kişisel değerlendirme ölçümlerinden sıklıkla yararlanılmaktadır. Bu değerlendirmeleri yapmak için SAM (Self Assessment Manikin) görselleri (Morris, 1995) kullanılmaktadır (Şekil 3.1). SAM görselleri, bir duyguyu Değerlik (Valence), Aktivasyon (Arousal) ve Baskınlık (Dominance) değerleri ile temsil eden 3 boyutlu duygu uzayını kullanır.



Şekil 3.1. SAM görselleri (üstten aşağıya doğru değerlik, aktivasyon, baskınlık boyutları)

Değerlik görselinde solda tamamıyla negatif değerlere karşılık gelen mutsuz, üzgün, sinirli, umutsuz ve memnuniyetsizlik gibi ifadeler yer alırken, sağda pozitif

değerlere karşılık gelen mutlu, hoşnut, keyifli, iyimser ve memnuniyet gibi ifadeler yer almaktadır.

Aktivasyon görseli duygu şiddetini ve yoğunluğunu ölçmektedir. Bu görselde en solda oldukça sakin, huzurlu, hissiz, uyarılmamış gibi ifadeler yer alırken, en sağda çılgın, heyecanlı, tutkulu ve uyarılmış gibi ifadeler yer almaktadır.

Baskınlık ölçeğinin en solunda diğerlerinin etkisi altında kalan, umursamayan, cesareti kırık, kararsız bir ifade yer alırken, en sağında oldukça kararlı, ne yaptığının farkında bir ifade yer almaktadır. Yani görselin sol tarafı olayların kişinin kontrolünde olmadığını, sağ tarafı ise olayların kişinin kontrolünde olduğunu göstermektedir. Baskınlık boyutu korkudan kızgın duyguları ayırt etmek için de kullanılmaktadır. Özellikle benzer değerlik ve aktivasyon değerlerine sahip duygular arasındaki ayrımı yapabilmek için baskınlık boyutuna ihtiyaç vardır.

3.1.2. Uyarın Seçimi

Deneyde duygusal içerikli film parçaları 3 şekilde uyarın olarak kullanılmıştır. Birinci olarak parçaya ait sesler, ikinci olarak parçaya ait görüntüler ve üçüncü olarak da parçaya ait hem ses hem de görüntü birlikte kullanılmıştır. Bu üç farklı uyarın katılımcılara rastgele sırada gösterilmiştir.

Deneyde kullanılacak uyarınların seçimi için, ilk olarak 59 adet film (9 adet yabancı, 50 adet yerli) 1 dakikalık 130 adet uyarın internette bulunan film değerlendirmeleri kullanılarak seçilmiştir. Seçim yapılırken deneyde kullanılacak duygusal ifadelerinin değerlik-aktivasyon ekseninde her bölgeye eşit oranda düşmesine dikkat edilmiştir.

Film klipleri veri toplama deneyine katılmayan 11 değerlendiriciye (8 erkek, 3 kadın, yaş ortalaması:20.91) izlettirilmiş ve Şekil 3.2’de gösterilen bilgisayar arayüzü kullanılarak duygu boyutları için uygun aralığın SAM görselleri yoluyla seçilmesi istenmiştir.

Self-Assessment Test

1. Bu görselin/işitselin sizde uyandırdığı duygu nedir?

☐ İğrenç ☐ Üzgün

☒ Kızgın ☐ Sakin

☐ Korkmuş ☐ Sıkın

☐ Memnun ☐ Şaşırmış

☐ Mutlu

☐ Nötr (Doğal)

2. Aynı veya daha yüksek bir şiddette yukarıdaki listede olmayan herhangi başka bir duygu yaşadınız mı? Evet ise belirtiniz.

☒ Hayır

☐ Evet

3. Daha önceden bu film klibini görmüş müydünüz?

☐ Evet ☒ Hayır

Değerlik-Valence : 5 - 24

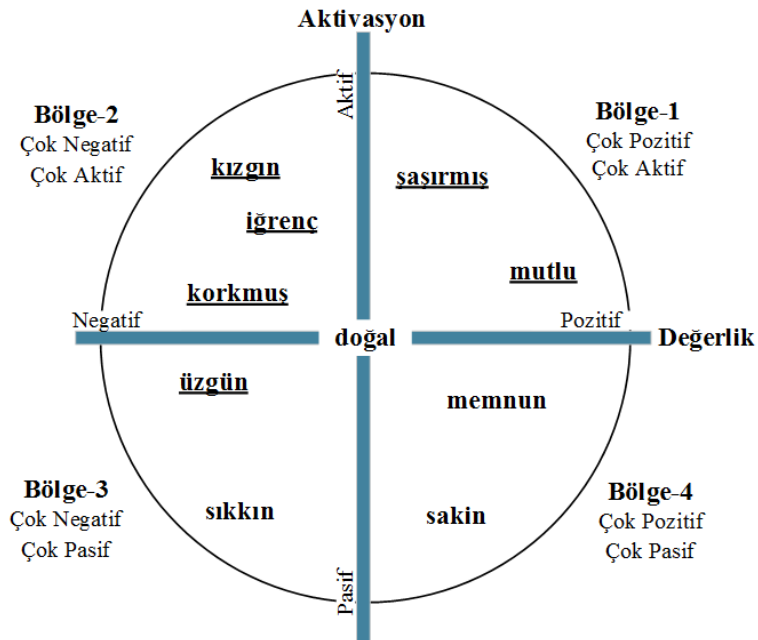
Aktivasyon-Arousal : 52 - 66

Baskınlık-Dominance : 60 - 74

NONE 11/118

Şekil 3.2. SAM görselleri ile kişisel değerlendirme formu

Değerlendiricilerden, duygu boyutu değerlendirmelerine ek olarak ayırık duygu sınıfı değerlendirmeleri de istenmiştir. Kullanılan ayırık duygu sınıfları; mutlu, şaşırmış, iğrenç, kızgın, korkmuş, üzgün, sıkın, memnun, sakın, nötr (doğal) olarak belirlenmiştir. Ayırık duygu sınıflarının Değerlik-Aktivasyon uzayında temsili gösterimleri Şekil 3.3’de gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Bazı kategorilerinin Aktivasyon-Değerlik uzayında gösterimi

Kullanılan her duygu sınıfının değerlendiriciler tarafından seçilme sayısı ise Çizelge 3.2’de verilmiştir.

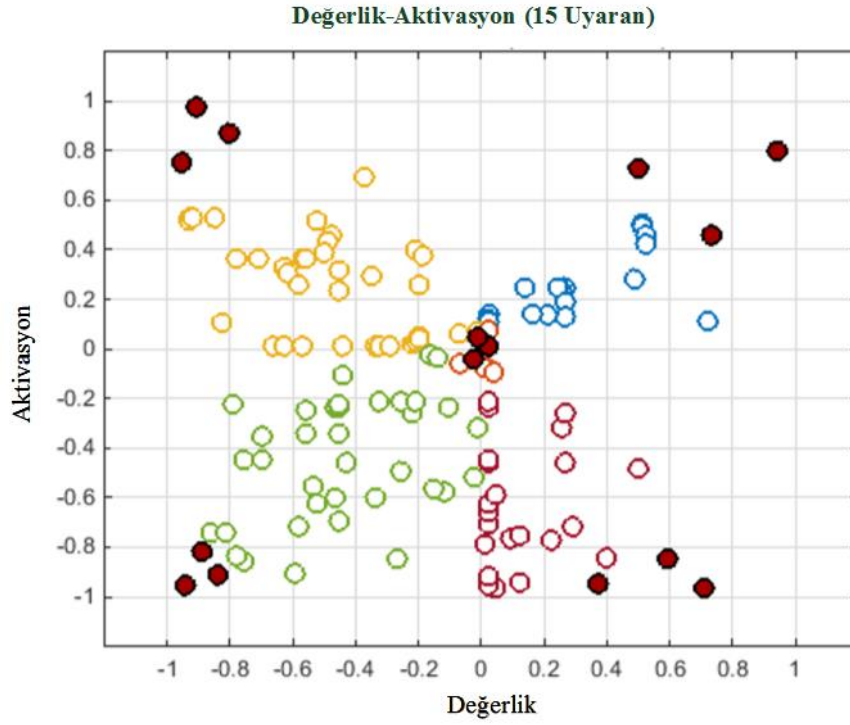
Çizelge 3.2. Katılımcıların seçtiği duyguların bölgelere göre dağılımı

Taninan Duygu	Katılımcıların değerlendirmesi
İğrenç	69
Kızgın	29
Korkmuş	126
Memnun	199
Mutlu	248
Nötr (Doğal)	260
Sakin	123
Sıkkın	101
Şaşırmış	50
Üzgün	225

Veri toplamada kullanılacak film klipleri, değerlendiricilerin seçtiği değerler göz önünde bulundurularak, değerlik-aktivasyon iki boyutlu uzayındaki 4 bölgeye eşit dağılacak şekilde seçilmiştir. Bu seçimi yapmak için duygusal vurgu değeri kullanılmıştır (Koelstra ve ark., 2012). Klipler için duygusal vurgu değeri, e_i , klibe ait duygu değerinin orijine olan uzaklığıdır ve (3.1) kullanılarak hesaplanır. (Koelstra ve ark., 2012).

$$e_i = \sqrt{a_i^2 + v_i^2} \quad (3.1)$$

Burada a_i , i. klibe ait Aktivasyon değerini, v_i ise i. klibe ait Değerlik değerini göstermektedir. Düşük e_i değerleri (orijine yakın değerler) nötr duygu durumuna yakınlığı gösterecektir. Bu tez çalışmasında 4 duygu bölgesini temsilen e_i değerleri uç noktalardaki 15 adet klip seçilmiştir (Şekil 3.4).



Şekil 3.4. Katılımcılar tarafından seçilen ve Duygu-VT veritabanında kullanılan 15 uyaran (merkezden ve en uç noktalardan 3'er tane seçilmiştir)

Veri toplanmasında kullanılmak üzere seçilen kliplere ait Değerlik, Aktivasyon, duygusal vurgu değerleri duygu bölgelerine göre Çizelge 3.3'te verilmiştir. Uyarılar katılımcılara hazırlanan deney protokolüne göre rastgele sırada tek oturumda izlettirilmiştir. Bu esnada yüz videoları ve EEG sinyalleri kaydedilmiştir. Her uyarıdan sonra katılımcı kişisel değerlendirme formunu doldurmuştur. Form doldurma süresi rahatlama süresi içinde takip edilerek toplanan verilerin eş zamanlaması sağlanmıştır.

Çizelge 3.3. Bölgelere göre duygusal vurgu değerleri

	UyarıNo	Değerlik	Aktivasyon	e
Birinci Bölge	001	0,9419	0,8000	1,2358
	082	0,5000	0,7294	0,8843
	056	0,7326	0,4588	0,8644
	079	0,7209	0,1118	0,7295
	081	0,5116	0,5059	0,7195
	070	0,5116	0,4941	0,7113
	085	0,5233	0,4588	0,6959
	083	0,5233	0,4235	0,6732

Çizelge 3.3. (Devam) Bölgelere göre duygusal vurgu değerleri

	UyaranNo	Değerlik	Aktivasyon	e
İkinci Bölge	130	-0,9070	0,9765	1,3327
	128	-0,9535	0,7529	1,2149
	098	-0,8023	0,8706	1,1839
	069	-0,9286	0,5294	1,0689
	124	-0,9302	0,5176	1,0646
	107	-0,9186	0,5294	1,0602
	095	-0,8488	0,5294	1,0004
	105	-0,7791	0,3647	0,8602
Üçüncü Bölge	068	-0,9419	-0,9529	1,3398
	039	-0,8386	-0,9112	1,2383
	007	-0,8886	-0,8176	1,2075
	061	-0,7558	-0,8588	1,1440
	116	-0,7791	-0,8353	1,1422
	101	-0,8605	-0,7412	1,1357
	087	-0,8140	-0,7412	1,1008
	119	-0,5930	-0,9059	1,0827
Dördüncü Bölge	090	0,7093	-0,9647	1,1974
	042	0,5933	-0,8468	1,0339
	029	0,3723	-0,9472	1,0177
	040	0,0455	-0,9647	0,9658
	018	0,0233	-0,9529	0,9532
	122	0,1233	-0,9419	0,9499
	050	0,3983	-0,8432	0,9325
	053	0,0233	-0,9176	0,9179
Nötr (doğal)	088	0,0233	0,0118	0,0261
	080	-0,0246	-0,0412	0,0480
	010	-0,0118	0,0471	0,0485
	078	0,0116	-0,0706	0,0715
	110	0,0093	-0,0765	0,0770
	120	-0,0684	-0,0588	0,0902
	030	0,0395	-0,0941	0,1021
	055	0,0233	0,0753	0,2364

3.1.3. Verilerin Elde Edilmesi

Veri toplama işlemine 18 ile 27 yaşları arasındaki önlisans öğrencilerinden oluşan 25 katılımcı (20 erkek, 5 kadın, ortalama yaş 20.52, standart sapma 1.69) gönüllü olarak katılmıştır. Veri toplama esnasında kaydedilen örnek görsel Şekil 3.5'te verilmiştir.



Şekil 3.5. Deney esnasında bir katılımcı

EEG kayıtları, Mustafa Kemal Üniversitesi Tıp Fakültesi tarafından Dünya Tabipleri Birliği Helsinki Bildirgesi'nin insanlar üzerinde yapılan tıbbi araştırmalarla ilgili etik ilkeleri dikkate alınarak verilen onay ile elde edilmiştir. Katılımcılar bu konuda bilgilendirilerek Olur (Rıza) formu ile onayları alınmıştır (Ek 1). Deneyden önce istatistiksel analizlerde kullanmak üzere katılımcılara ait kişisel bilgiler Şekil 3.6'daki form aracılığıyla toplatılmıştır. Formda toplanan bilgiler ve ayrıntıları Ek-2'de verilmiştir.

Katılımcılara bir gün öncesinden deney protokolü anlatılmış ve deney günü uyku almadıklarını, herhangi bir uyarıcı almamaları ve aç gelmemeleri hususunda uyarılarda bulunulmuştur. Ayrıca katılımcıya her bir uyarı sonrasında uyarana ait değerlendirmeler hakkında açıklayıcı form verilmiştir.

Deney öncesinde Emotiv cihazının elektrotları sıvı solüsyon ile nemlendirilmiş ve 90 saniyelik bir süre içerisinde ilk ayarlar ile 10 saniyelik referans seviyesi (baseline)

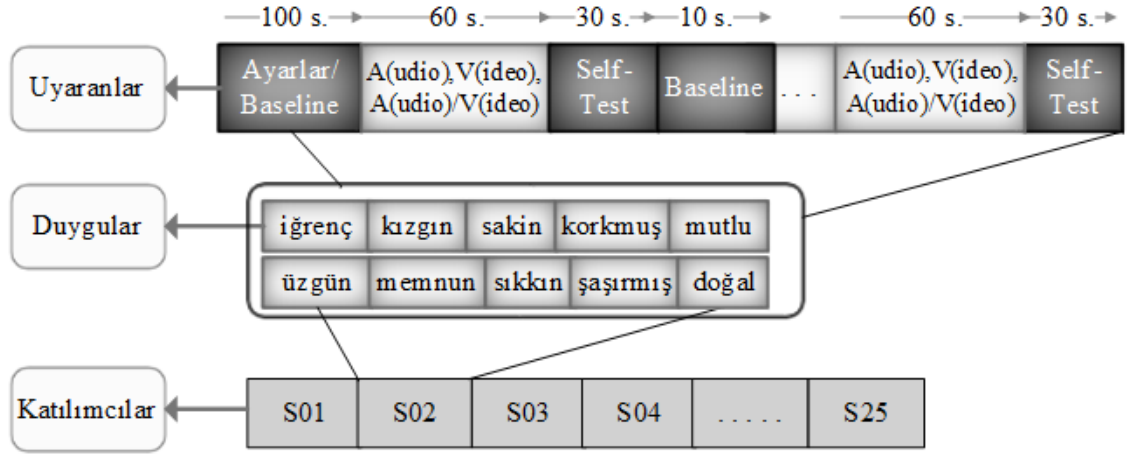
kaydı ile deney başlatılmıştır. Deney başladıktan sonra katılımcı odada yalnız bırakılmıştır.

No		Foto	
Adı	YAŞAR		
Soyadı	DAŞDEMİR		
Yaş	40		
Cinsiyet	Erkek		
Doğum Tarihi	01/10/1975		
Doğum Yeri	ERZURUM		
Yaşadığı Şehir	HATAY		
Sağ/Sol El Kullanımı	Sağ El		
Görme	Normal		
Eğitim	Yüksek Lisans		
Alkol Kullanımı	Hiç		
Kahve Kullanımı	Ara Sıra		
Çay Kullanımı	Düzenli Olarak		
Tütün Kullanımı	Hiç		
İlaç Kullanımı	Düzenli Olarak		
Normal Uyku Süresi	8		
Dün Geceki Uyku Süresi-1	7		
Dün Geceki Uyku Süresi-2	7	Uyku Süresi-3	8
Zihinsel Durum (Ruh Hali)	RAHAT		
BBA Tecrübesi	Evet		
Şu an ilaç kullanılmış mı?-1	Evet		
Şu an ilaç kullanılmış mı?-2	Hayır		
Şu an ilaç kullanılmış mı?-3	Evet		

Şekil 3.6. Katılımcı verileri

Uyaranlar, katılımcıya Şekil 3.7'deki protokole göre aşağıdaki adımlar dahilinde sunulmuştur:

1. İlk uyaran olarak kısa bip sesi,
2. 60 saniye uyaran izletilmesi (3 farklı uyaran rastgele sıralarda gösterilmektedir),
3. 30 saniye kişisel değerlendirme formunun doldurulması,
4. 10 saniye rahatlatma evresi (siyah ekran).



Şekil 3.7. Veri Toplama Protokolü

3.1.4. EEG Verilerinin Toplanması

Çok kanallı EEG verileri ucuz, hafif ve kablosuz bir BBA cihazı olan Emotiv EPOC¹ kullanılarak toplanmıştır. Cihazın özellikleri Çizelge 3.4’te verilmiştir.

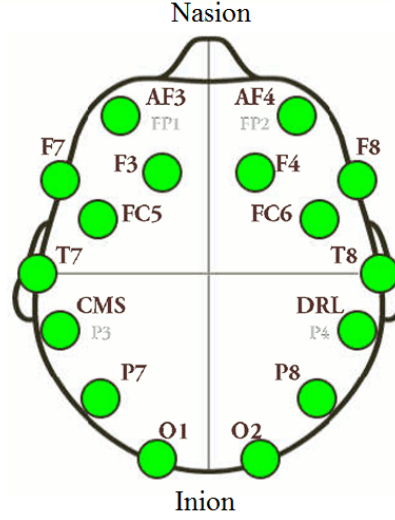
Çizelge 3.4. Cihazın Özellikleri

Özellik	EEG cihazı
Kanal Sayısı	14 (ek olarak CMS/DRL referansları, P3/P4 konumlarında)
Kanallar (Uluslararası 10-20 yerleşimine göre)	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4
Örnekleme metodu	Sıralı örnekleme (sequential sampling), Tek ADC
Örnekleme oranı	128 SPS (2048 Hz dahili)
Çözünürlük	14 bit 1 LSB=0.51uV (16 bit ADC, 2 bit yardımcı gürültü tabanı için ayrıldı)
Band genişliği	0.2-45Hz, 50Hz ve 60Hz’de sayısal notch filtre
Filtreleme	Yerleşik 5. dereceden Sinc filtre
Dinamik aralık	8400uV (pp)
Coupling mod	AC coupled
Bağlanabilirlik	Özel kablosuz iletişim, 2.4GHz bandı
Güç	LiPoly
Batarya ömrü	12 saat
Empedans ölçümü	Patentli sistem kullanımı ile gerçel-zamanlı kontak kalitesi

Emotiv EPOC EEG cihazı, AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2 elektrotlarını kullanmaktadır. Toplanan veriyi referanslamak için iki adet elektrot

¹ www.emotiv.com

da mastoid² kanallara tutturulur. Burada iki farklı konum referans elektrot olarak kullanılabilir. Varsayılan referans elektrotların (P3-CMS ve P4-DRL³) konumu kulağın 30 derece arkasında ve yukarısında olan elektrotların konumudur (Şekil 3.8).



Şekil 3.8. Emotiv tarafından kullanılan kafa derisindeki elektrot konumları

Çizelge 3.5'te konumlarına göre elektrotların işlevleri verilmektedir (Sontisirkir, 2013).

Çizelge 3.5. Konumlarına göre elektrotların işlevleri

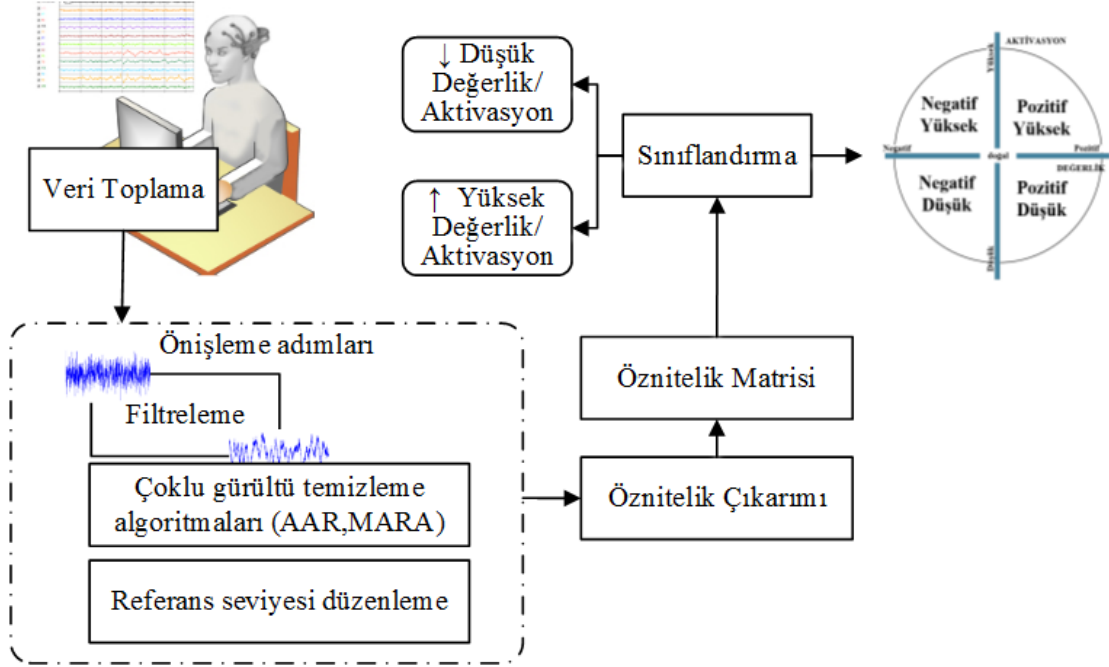
Sol yarıküre			Sağ yarıküre		
1	AF3	dikkat	AF4	muhakeme	
2	F7	sözlü ifade	F8	duygusal ifade	
3	F3	motor işlev	F4	sol üst için motor planlama	
4	FC5	sağ vücut kontrolcüsü	FC6	sol vücut kontrolcüsü	
5	T7	sözel hafıza	T8	duygusal hafıza	
6	P7	sözel anlama	P8	duygusal anlama, motivasyon	
7	O1	görsel işleme	O2	görsel işleme	

² Kulak kepçesinin arkasında kalan kemik çıkıntı

³ CMS (Common Mode Sense) aktif elektrot, DRL (Driven Right Leg) pasif elektrot

3.2. Yöntem

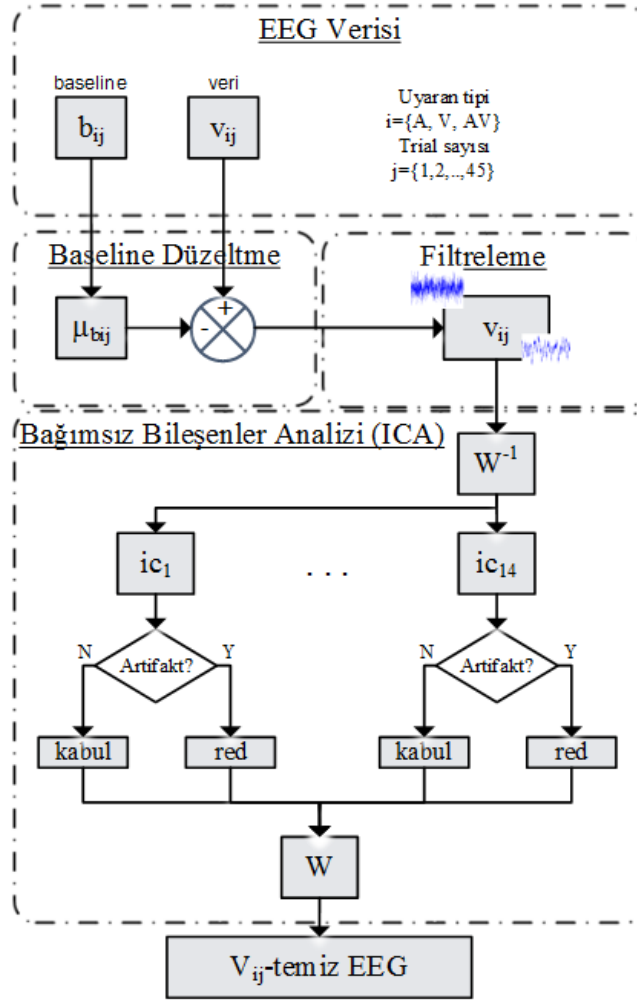
Bu tez çalışmasında, izlenen adımlar Şekil 3.9’da gösterilmiş, kullanılan yöntemler aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.9. Çalışmada izlenen adımlar

3.2.1. EEG Verilerinin Ön işleme Adımları

Veriler, EEGLAB araç kutusu kullanılarak ön işlemeye tabi tutulmuş, AAR (Automatic Artifact Removal) kullanılarak gürültülerden temizlenmiştir. Bağımsız Bileşen Analizi (Independent Component Analysis, ICA) uzamsal filtresi, gürültüyü azaltmak için ilgili kanallara MARA aracı yardımıyla uygulanmıştır. Bu sayede, hem gürültü tarafından hem de doğal olarak üretilen EEG kaynaklarının birbirinden izolasyonu sağlanmıştır. Uygulanan ön işleme adımları şematik olarak Şekil 3.10’da gösterilmiştir.



Şekil 3.10. Önışleme adımları

3.2.1.1. Filtreleme

EEG sinyalleri elde edilirken, sinyallere gürültü de (deri veya terlemeden kaynaklanan potansiyellerden oluşan veya elektriksel kaynaklardan gelen nörolojik olmayan sinyaller) karışmaktadır. Bazı gürültü sinyalleri asıl sinyalin içerisindeki frekanslardan farklı frekanslarda olduğundan bu gürültü sinyalleri filtreleme ile temizlenebilmektedir. Çalışmada EEG sinyalleri 0.16-45 Hz band geçiren filtreden geçirilmiştir.

3.2.1.2. Bölütleme

EEG sinyalleri ve yüz görüntüleri her bir uyarana karşılık gelen 60 saniyelik aralıklara ayrıştırılmıştır. Sinyallerin denetimi için uyaranlardan önceki 10'ar saniyelik kısımlar referans seviyesi değeri olarak kullanılmıştır.

3.2.1.3. Gürültü Temizleme

Deney esnasında kaydedilen beyin sinyallerindeki gürültülerin temizlenmesi, sadece beyin aktivitelerinin olduğu sinyallerin elde edilmesi bakımından önemlidir. Gürültülü sinyaller genellikle yüksek genlikli olurlar.

Genellikle ilk olarak referans seviyesi dediğimiz uyaran gelmeden önceki katılımcının beyin aktivitesini gösteren sinyalin uyaran esnasındaki sinyalden çıkartılması gerekir. Daha sonra, tanımlanan bir eşik değeri aşamayan potansiyel değerli elektrotların seçimi gelmektedir. Genellikle seçilen elektrotlar merkezi kafa yüzeyindeki yerleşimindeki elektrotlardır. Parietal bölgelerdeki elektrotlar kas gürültülerini, frontal bölgelerdeki elektrotlar göz hareketlerine ait gürültüleri içermektedir.

Kullanılan EEG cihazı kablosuz iletişim sağladığından, enerji hattından gelen olumsuzluklardan (50 Hz şebeke frekansı) çok etkilenmemiştir. Ancak kaydedilen EEG verisi göz kırpmaları, kafa veya kalp kası aktiviteleri veya diğer çevresel gürültülerden etkilenebilmektedir. Bu tür gürültülerin EEG sinyalinden ayrıştırılması için ICA kullanılmıştır. ICA çok boyutlu karışım halindeki sinyallerden kaynak sinyalini ayırtmaktadır. Kaydedilen 14 kanallı EEG sinyali (3.2)'deki gibi gösterilebilir:

$$x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_{14}(t)]^T \quad (3.2)$$

Bağımsız kaynaklardan karışan 14 bağımsız $s_i(t)$ kaynağı (3.3) ile gösterilebilir:

$$s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_{14}(t)]^T \quad (3.3)$$

Bağımsız bileşenleri (ic) elde etmek için 14x14 doğrusal tersi alınabilir karışım W matrisi (3.4)'teki gibi yazılabilir:

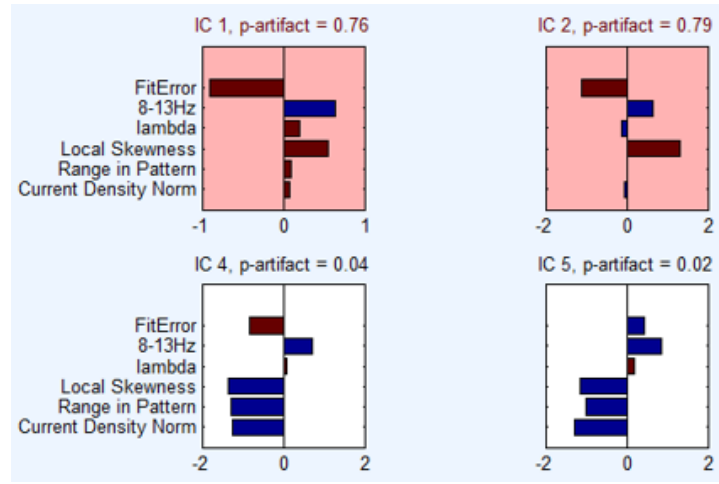
$$x(t) = Ws(t) \quad (3.4)$$

Burada amaç, W matrisini kestirmektir (Onton & Makeig, 2006). Bağımsız bileşenler (3.5) kullanılarak bulunabilir.

$$ic_i(t) = W^{-1}x(t), \quad i = 1, 2, \dots, n(n \leq 14) \quad (3.5)$$

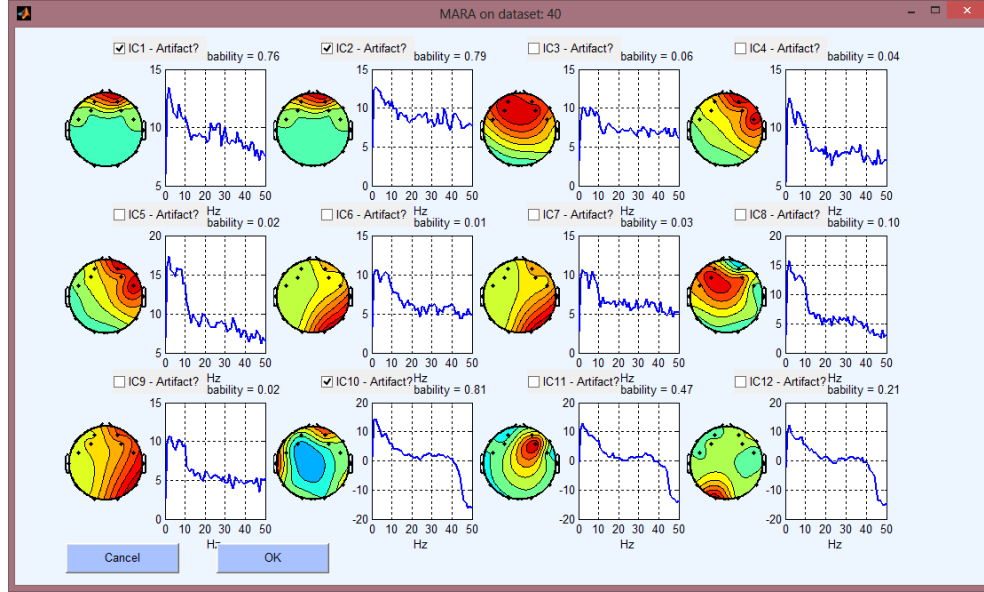
Bu çalışmada Duygu-VT veritabanındaki EEG kayıtlarını gürültüden temizlemek için EEGLAB'ın MARA (Multiple Artifact Rejection Algorithm) aracı kullanılmıştır (Winkler, Haufe, ve Tangermann, 2011).

MARA'nın çekirdeği, uzamsal, frekans ve zaman uzaylarında çıkarılan 6 özellik (FitError, 8-13Hz, λ , Mean Local Skewness, Range Within Pattern, Current Density Norm) ile 1290 bileşenin uzman değerlendirmesinden öğrenen eğitilmiş makine öğrenmesi algoritmasıdır (Şekil 3.11).



Şekil 3.11. EEGLAB arabirimindeki MARA ile kullanılan 6 özellik

Şekil 3.11'de 6 özelliğin değerlendirilmesi ile birinci ve ikinci bileşenlerin red, dördüncü ve beşinci bileşenlerin kabul edilmesi görülmektedir. Özellikler, “kabul” ve “red” şeklinde ikili sınıflandırma problemini çözmek üzere optimize edilmiştir (Şekil 3.12).



Şekil 3.12. MARA ile çıkartılan Bağımsız Bileşenler (EEGLAB arabirimi)

3.2.1.4. Referans Seviyesi Düzenleme

Elde edilen kayıtlardan, veri zaman dilimleri arasında referans seviyesi farklılıkları olduğunda referans seviyesi değerinin çıkarılması yararlı bir işlemdir. Referans seviyesi süresindeki varyasyonlar potansiyel genliklerinde değişikliklere neden olabilirler. Dolayısıyla her elektroda ayrı ayrı referans seviyesi çıkarımı uygulamak aynı varyasyonlu sinyaller ile çalışma açısından önemlidir. Duygu-VT veritabanındaki protokolde kullanılan 10 saniyelik referans seviyesi değerleri her bir kanaldan tek tek çıkarılmıştır.

3.2.2. Öznitelik Çıkarımı

EEG kayıtlarından öznitelik çıkarımı Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform) ile yapılmıştır.

3.2.2.1. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık Dönüşümü (DD) Fourier analizi ile yakından ilgilidir. Ancak Fourier analizindeki gibi sabit temel fonksiyonları kullanmak yerine, frekansa bağlı ayarlanabilir pencere fonksiyonları kullanmaktadır. Bu şekilde düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için ise dar pencere boyutları kullanarak diğer dönüşümlere bir üstünlük sağlamaktadır.

Dalgacık Dönüşümü durağan olmayan sinyallerin analizi için tasarlanmış adaptif zaman-frekans metodudur. Bu tür dönüşümlerde sinyaller genişleyen ve daralan basit dalgacıklardan oluşan kümeler cinsinden gösterilebilirler. Bu yüzden DD farklı zaman sürelerine sahip durağan olmayan sinyallerin işlenmesine ve analiz edilmesine uygun bir dönüşümdür.

DD ile her bir zaman aralığında sinyalin hem alçak hem de yüksek frekans bileşenlerini hesaplamak mümkündür. Dönüşüm alçak frekanslarda uzun pencere boyutu, yüksek frekanslarda kısa pencere boyutu kullanır. Bu şekilde frekansı zamanla değişen sistemlerin analizi ve geçici durum analizleri hassas bir şekilde yapılabilmektedir.

3.2.2.2. Dalgacık Fonksiyonları

Bir Dalgacık aşağıdaki 2 koşulu sağlar:

1. Ortalama değeri sıfır ve zamanla sınırlı olan dalga şeklidir (3.6)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.6)$$

2. Dalgacığın karesinin integrali 1 değerine sahiptir (3.7)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi^2(t) dt = 1 \quad (3.7)$$

EEG sinyalleri durağan olmayan sinyallerdir. Dolayısıyla EEG sinyallerini tek bir prototip ana dalgacık fonksiyonunu, $\psi_{a,b}(t)$, genişletme, daraltma ve kaydırma ile temel fonksiyonlara açmak mümkündür. Ana dalgacık fonksiyonu, $\psi_{a,b}(t)$, (3.8) denklemi ile verilmektedir.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.8)$$

(3.8) denkleminde $a, b \in \mathbb{R}$, $a > 0$ ve $\mathbb{R}$ dalgacık uzayı olmak üzere a ölçekleme çarpanı, b ise kaydırma çarpanıdır. Ana dalgacık fonksiyonunu bir prototip fonksiyon olarak seçmek için (3.9) denklemindeki koşul sağlanmalıdır.

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (3.9)$$

(3.9) denkleminde $\psi(\omega)$, $\psi_{a,b}(t)$ 'nin Fourier dönüşümüdür.

Dalgacık fonksiyonları ise bir ana dalgacığın öteleme ve ölçekleme parametrelerinin değiştirilmesiyle elde edilen fonksiyonlardır. Örneğin Mexican Hat dalgacığı (3.10) ifadesi ile tanımlanmaktadır (Arı ve ark., 2008).

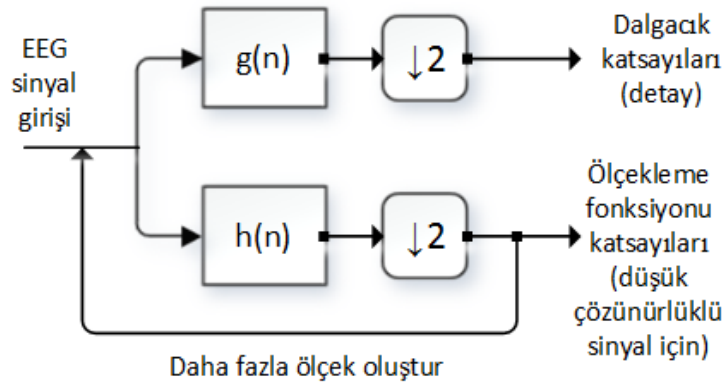
$$\psi(t, \tau, s) = \frac{\left[\left(\frac{(t - \tau)^2}{s} \right) - 1 \right] \exp \left\{ -0.5 \left(\frac{(t - \tau)^2}{s} \right) \right\}}{\sqrt{2\pi} s^3} \quad (3.10)$$

Bu denklemde, s ölçek parametresi ve τ öteleme parametresidir.

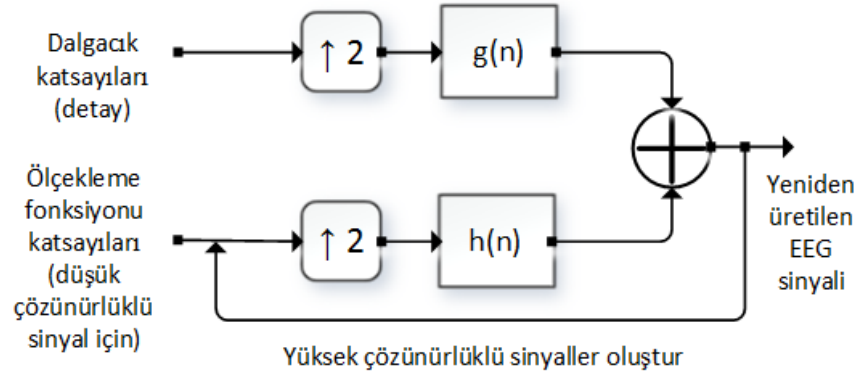
3.2.2.3. Öznitelikler

Öznitelik çıkarımında, EEG sinyali gibi durağan olmayan sinyallerin analizi için uygun bir yöntem olan Ayırık Dalgacık Dönüşümü dördüncü seviyeye kadar kullanılmıştır.

Dalgacık Dönüşümü (DD), Quadrature Mirror Filter (QMF) olarak bilinen FIR filtreler ile gerçekleştirilir. Bu filtre çiftleri giriş sinyalini düşük ve yüksek frekans bileşenlerine ayırır. Sinyalin ilk bölme noktasını, Nyquist frekansını dikkate alarak, 0 Hz ile örnekleme frekansının yarısı olarak belirler (Gandhi ve ark., 2011). Düşük frekansları süzen filtrenin (alçak geçiren) çıkışı diğer bir QMF filtrenin girişine geriye doğru besleme ile aktarılır (Şekil 3.13).



Şekil 3.13. Ayırık Dalgacık Dönüşümü ($g[n]$:yüksek geçiren, $h[n]$:alçak-geçiren)



Şekil 3.14. Çok çözünürlüklü dalgacığın yeniden üretilmesi

Alçak geçiren filtrelerin çıkışları yaklaşım katsayıları (A) olarak, yüksek geçiren filtrelerin çıkışları ise detay (D) olarak adlandırılır. Alçak geçiren filtre katsayıları ölçekleme fonksiyonu ile yüksek geçiren filtre katsayıları ise Dalgacık fonksiyonu ile ilgilidir. Dalgacık katsayıları ve ölçekleme fonksiyonu katsayıları ile EEG sinyali yeniden üretilir (Şekil 3.14).

Bu çalışmada, EEG işaretleri “db4” dalgacık fonksiyonu kullanılarak 5 farklı frekans bandına ayrılmıştır. Kullanılan frekans bantları Çizelge 3.6’da verilmiştir.

Çizelge 3.6. Dalgacık analizi seviyeleri (A:Yaklaşım katsayıları, D:Detay katsayıları)

Ayrıştırma Seviyesi	Frekans aralığı (Hz)	EEG frekans bandı
D1	32 – 64	Gama
D2	16 – 32	Beta
D3	8 – 16	Alfa
D4	4 – 8	Teta
A4	0 – 4	Delta

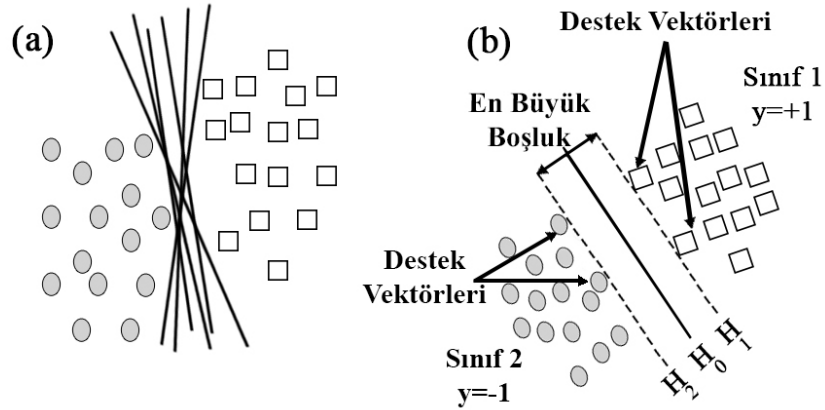
Öznitelikler her ayrıştırma seviyesinde elde edilen katsayıların, maksimum ve minimum değerleri, standart sapmaları, ortalama değerleri, değişim değerleri, ortalama güç değerleri ve entropilerinden oluşmaktadır. Toplamda her bir örnek için 295 adet öznitelik çıkarılmıştır. En uygun öznitelikleri belirleyerek öznitelik sayısını azaltmak amacıyla korelasyon tabanlı öznitelik seçim algoritması (CFS, Correlation-based Feature Selection) (Hall, 1999) uygulanmıştır.

3.2.3. Sınıflandırma Yöntemleri

Benzer özellik taşıyan verilerin daha önceden belirlenen gruplara atanması işlemine sınıflandırma denmektedir. Yapılan çalışmalarda kullanılan sınıflandırma yöntemlerine takip eden konu başlıklarında değinilmiştir.

3.2.3.1. Destek Vektör Makineleri (DVM)

Sınıflandırma işleminde kullanılan oldukça etkili yöntemlerden birisi olan Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines, SVM), istatistiksel öğrenme teorisine dayanan bir makine öğrenmesi yöntemidir. DVM bir düzlemde bulunan iki grup veriyi, aralarına bir sınır düzlemi (H_0) çizerek ayırmayı amaçlar. Bu düzlem her iki grubun da üyelerine en uzakta yer almalıdır. Sınır düzlemine her iki grupta en yakın olan üyelere “destek vektörleri” denmektedir (Şekil 3.15-b). DVM hem doğrusal olarak ayrılabilen (Şekil 3.15-a) hem de doğrusal olarak ayrılamayan (Şekil 3.16-a) veri kümelerini sınıflandırabilir.



Şekil 3.15. a) Doğrusal ayrılabilen sonsuz sayıdaki düzlem b) Destek vektörleri

İkili sınıflandırmada hiper düzlemin üst tarafında kalan öznitelikler Sınıf 1'e (y_1) ve alt kısmında kalan öznitelikler Sınıf 2'ye (y_2) atanmaktadır (Şekil 3.15-b). Bu iki sınıf (3.11) ile tanımlanırlar.

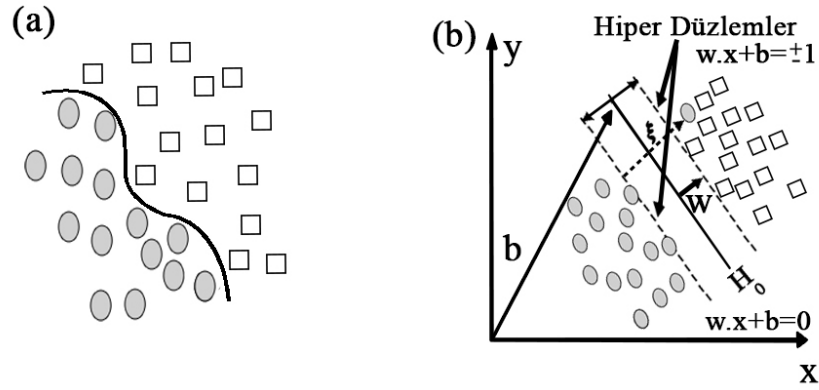
$$\begin{aligned} w_i x_i + b &\geq +1, \quad y_1 = +1 \\ w_i x_i + b &\leq -1, \quad y_2 = -1 \end{aligned} \quad (3.11)$$

Her zaman veriler doğrusal olarak bir düzlem ile ayrılamayabilir (Şekil 3.16-a). Böyle durumlarda sınıflandırma için kullanılan optimizasyon denkleminde ξ pozitif zayıflık (slack) değişkeni eklenerek çözüm aranır (3.12).

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n$$

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right] \quad (3.12)$$

Burada C ($C > 0$), ceza parametresi olarak eklenmiştir ve kullanıcı tarafından seçilir. Küçük C değerleri ile istenilen konumda olmayan bir çok veriye izin verilir.



Şekil 3.16. a) Doğrusal olarak ayrılamama b) Zayıflık değişkeninin eklenmesi

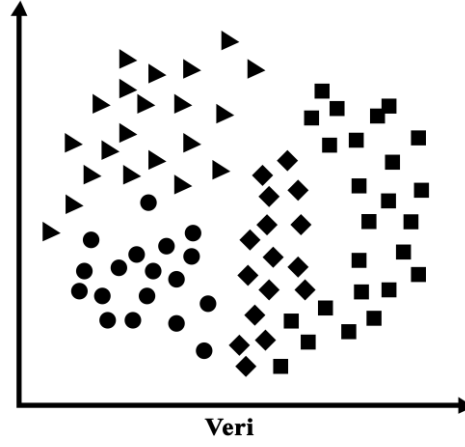
3.2.3.2. Çok Katmanlı Algılama (MLP)

Yaygın olarak kullanılan makine öğrenme algoritmalarından birisi de çok katmanlı algılama (Multi Layer Perceptron, MLP) sınıflandırma algoritmasıdır. Karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır. Giriş ve çıkış katmanlarına ilave olarak probleme göre miktarı belirlenen ara katmanlar bulunmaktadır. Eşik değerli veya sigmoidal aktivasyon fonksiyonlarına sahiptir. Çok katmanlı ağlarda hesaplanan hata geriye doğru yayılarak ağırlıklarını günceller. Bu metot MLP ağlarının eğitilmesinde önemli bir rol oynamaktadır.

3.2.3.3. Rassal Ormanlar

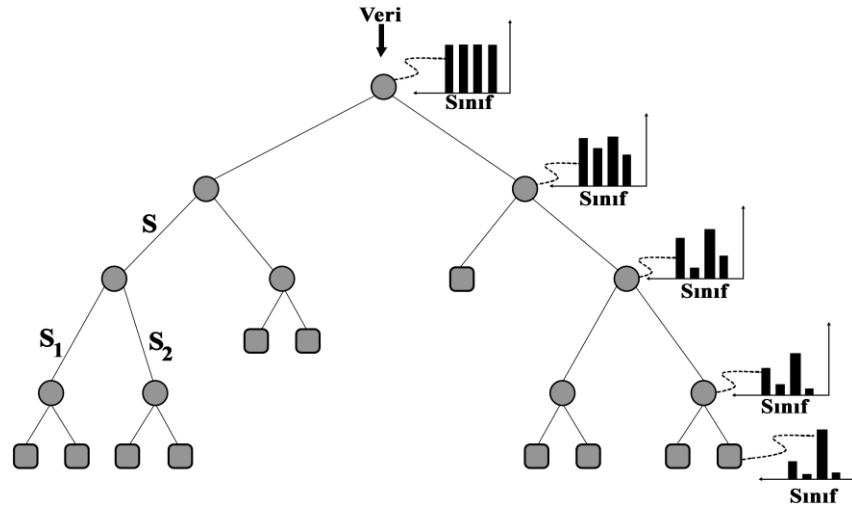
Rassal Ormanlar (Random Forest, RF), çok sayıda karar ağacı kullanan sınıflandırıcıdır. RF, veri setlerinde kullanılan etiket verisi kategorik değere sahip ise

sınıflama, sürekli değere sahip ise regresyon ağaçları kurmaktadır. Veri seti eğitim ve test olarak ayrılmamış olsa bile tüm seti kullanarak model oluşturabilmektedir (Şekil 3.17).



Şekil 3.17. Rassal ormanlarda kullanılacak veri

Ağaçların kurulumunda, ilk önce rassal olarak veri seti orijinal veri setinden yer değiştirmeli olarak yeniden üretilir (bootstrap tekniği ile) ve ardından her karar düğümünde bütün öz nitelikler içerisinde rastgele olarak belirli sayıda öz nitelik seçilir. Bu şekilde kurulan ağaçlara modelin hata oranına göre ağırlık verilir. Ağırlık verilirken en düşük hata oranına sahip ağaca en yüksek ağırlık, en yüksek hata oranına sahip ağaca ise en düşük ağırlık verilir (Akman, Genç, & Ankaralı, 2011). RF, bu ağaçların belirlenen ağırlıklarına göre yaptıkları sınıflama tahminlerini kullanır (Şekil 3.18).



Şekil 3.18. Rassal ormanda sınıflandırma ağaçları

Yeni bir nesneyi sınıflandırmak için bu nesnenin içine katıldığı giriş vektörü ormandaki her bir ağaca sınıflandırma yapması için gönderilir. RO bu nesnenin sınıfı olarak ormandaki değerlendirmelerden en çok oy alan sınıfı seçer.

Eğitim seti olarak rastgele seçilmiş ve orijinal veri setinden elde edilmiş N örnek (geliştirilecek ağaçların sayısı) ve M tane giriş değişkeni olsun. Her bir karar düğümünde $m \ll M$ için M 'den rastgele seçilmiş m değişkeni (bir düğümde kullanılacak değişken sayısı) her bir düğümü ayırmak için kullanılır ve bu değer ormanın çoğalması esnasında hep sabit tutulur. Ağaçlarda budama yapılmaz. Ormandaki sınıflar $\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)\}$ ve eğitim setinden elde edilen rastgele veri vektörü X , sınıf etiketleri vektörü Y olmak üzere marjin fonksiyonu (3.13)'deki gibi tanımlanır (Breiman, 2001).

$$mg(X, Y) = \bar{x}I(h_k(X) = Y) - \max_{j \neq Y} (\bar{x}_j I(h_k(X) = j)) \quad (3.13)$$

Denklem (4.29)'de $\bar{x}$ ortalama ve $I(.)$ gösterge fonksiyonudur. Marjin fonksiyonu gerçek sınıfın oy ortalamasının diğer sınıfın oy ortalamasını ne kadar aştığını ölçer. Marjin fonksiyonunu kullanarak genelleştirilmiş hata (3.14) ile verilir.

$$PE^* = P_{X,Y}(mg(X, Y) < 0) \quad (3.14)$$

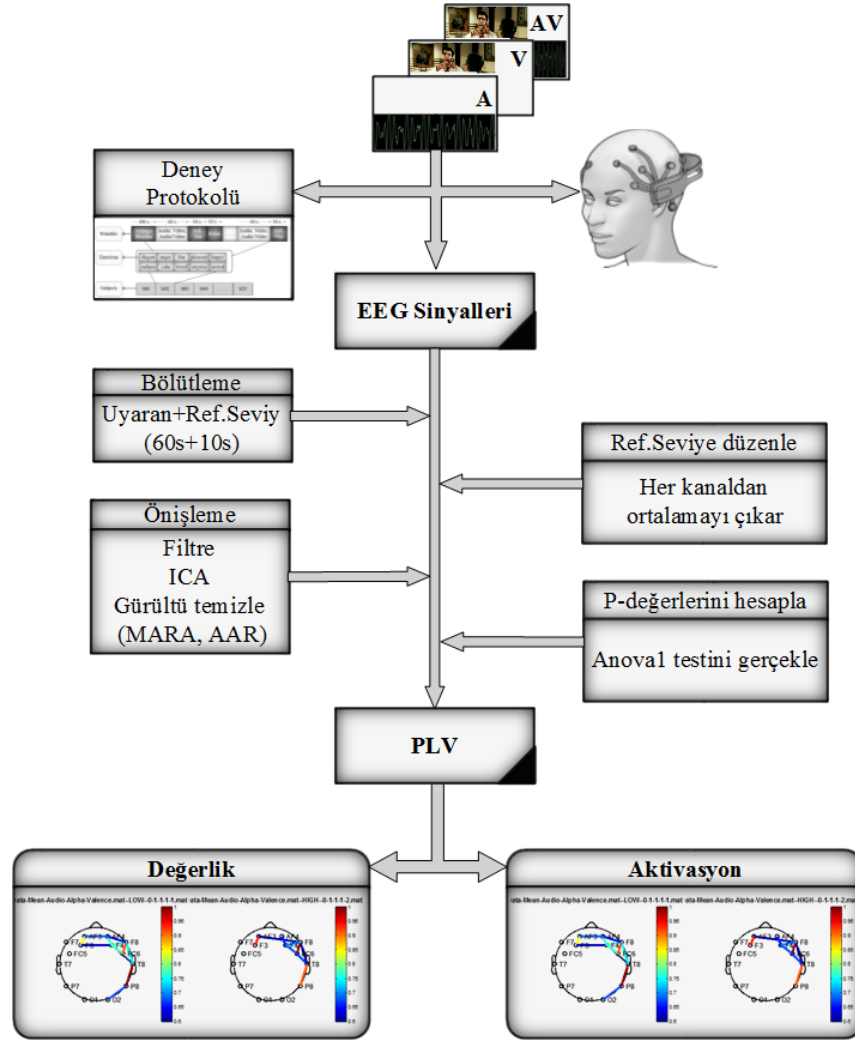
Genelleştirilmiş hatanın üst sınırı (Breiman, 2001) tarafından (3.15)'deki gibi tanımlanmıştır.

$$PE^* \leq \bar{\rho} \frac{(1-s^2)}{s^2} \quad (3.15)$$

(3.15)'de $\bar{\rho}$ sınıflandırıcılar arasındaki ortalama korelasyonu ve s sınıflandırıcı setinin gücünü göstermektedir. Genelleştirilmiş hata ağaç sayısındaki artış ile sınır değere yakınsar.

3.2.4. Fonksiyonel Bağlantı

Çalışmanın bu bölümünün amacı, Faz Kilitleme Değeri (Phase Locking Value, PLV) aracılığıyla alfa, beta ve gama bantlarındaki pozitif ve negatif duyuların beyin bölgeleri arasında oluşturduğu etkileşimi ve uyaran tiplerinin beyin bölgeleri üzerindeki etkisini araştırmaktır. Çalışmanın akış diyagramı Şekil 3.19 ile verilmiştir.



Şekil 3.19. Önişleme adımları ve PLV hesabı

3.2.4.1. Faz Kilitlenmesi

Biosinyaller (özellikle de elektriksel beyin aktiviteleri) ile yapılan çalışmalarda faz-kilitlenme değeri önemli senkronizasyon ölçümlerinden biridir. Geniş bantlı sinyallerin anlık fazlarının fiziksel yorumunun zorlukları yüzünden bir çok uygulama dar bantlı sinyallerle birlikte PLV değerini kullanır.

Bilişsel olarak yapabildiğimiz çoğu eylem, beyin üzerine yayılmış çok sayıdaki fonksiyonel alanların entegrasyonunu gerektirir. Belirli bir görevi yerine getiren alanları anlamak için nörolojik görüntüleme verisi kullanılarak “fonksiyonel bağlantı” yı araştırmak gerekir. Fonksiyonel bağlantı, bir çok araştırmacı tarafından fonksiyonel görüntüleme sistemleri (fMRI, PET, EEG, MEG gibi) kullanılarak elde edilen aktivasyon

haritaları veya zaman serileri arasındaki benzerlikler dikkate alınarak çalışılmıştır (Kucukaltun-Yildirim, 2006). Zaman serileri arasındaki benzerlikler genellikle doğrusal teknikler ile gösterilebilmektedir. Uyum kestirimi gibi metotlar zaman serileri arasındaki doğrusal ilişkileri yakalayabilirken, doğrusal olmayan bağımlılıkları tanımlayamayabilir. Çoğu uygulama ile EEG ve MEG verileri üzerindeki ölçümler ile farklı beyin bölgeleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkiler gösterilmiştir (Stam & van Dijk, 2002).

3.2.4.2. Faz Senkronizasyonu

Periyodik salınımlarda faz senkronizasyonu, $n:m$ oranı ile salınımların fazlarının kilitlenmesi olarak tanımlanır (Lachaux ve ark., 1999).

$$n\phi_1 - m\phi_2 = \text{sabit} \quad (3.16)$$

Burada n ve m olası faz kitleme oranlarını gösteren tamsayılardır. (3.16) gerçel sistemlere (3.17)'daki gibi uygulanır.

$$|n\phi_1(t) - m\phi_2(t)| < \text{sabit} \quad (3.17)$$

Faz farkı dinamikleri, zayıf olarak eşleşmiş periyodik salınımlar arasındaki faz senkronizasyonunu karakterize etmede kullanılabilir (3.18).

$$\varphi_{n,m}(t) = n\phi_1(t) - m\phi_2(t) \quad (3.18)$$

Genlikteki değişimlerin ihmal edilmesi ile (3.18) denklemleri zayıf olarak eşleşmiş periyodik salınımların faz dinamiklerini tanımlama için kullanılabilir (Rosenblum ve ark., 2001).

$$\frac{d\phi_1}{dt} = w_1 + \varepsilon g_1(\phi_1, \phi_2), \frac{d\phi_2}{dt} = w_2 + \varepsilon g_2(\phi_2, \phi_1) \quad (3.19)$$

Burada 2π periyotlu eşleme terimleri $g_{1,2}$ 'dir. ε ise eşleme katsayısıdır. (3.18) ve (3.19) eşitliklerini birleştirip sadece rezonant terimlerini tutarak (3.20)'yi elde ederiz.

$$\frac{d\varphi_{n,m}}{dt} = nw_1 - mw_2 + \varepsilon G(\varphi_{n,m}) \quad (3.20)$$

Burada $G(\cdot)$ fonksiyonu 2π periyotlu ve $\varphi_{n,m} = \text{sabit}$ salınımların mükemmel faz kilitlenmesine karşılık gelmektedir. $\varphi_{n,m}$ 'nin periyodik rotasyonları ise sistemdeki iki farklı frekansı ile yarı-periyodik harekete karşılık gelmektedir. Eğer rezonant olmayan terimleri dikkate alırsak, senkronizasyon (3.21-a)'daki faz kitleme koşulu olarak veya (3.21-b)'deki frekans kenetlenme koşulu olarak yazılır.

$$\begin{aligned} |n\phi_1 - m\phi_2 - \delta| &< \text{sabit} & (a) \\ n\Omega_1 &= m\Omega_2 & (b) \end{aligned} \quad (3.21)$$

Burada δ ortalama faz kaymasını ve $\Omega_{1,2} = \left\langle \frac{d\phi_{1,2}}{dt} \right\rangle$ 'i göstermektedir.

(3.21)'den faz farkının genel olarak sabit olmadığı görülmekte. Ancak senkronizasyon durumunda δ değeri etrafında salınım meydana gelir. Çok küçük frekanslarda uyumsuzluk veya sadece ilgili faza ($g_{1,2} = g_{1,2}(nf_1 - mf_2)$) bağlı olarak eşleşme durumunda osilasyon kaybolur.

EEG gibi biyolojik sinyallerde senkronizasyon PLV değerinin hesaplanması ile ölçülür. Bu değer açısıl dağılımın ortalama faz uyumudur (Lachaux ve ark., 1999). Ayırık sinyaller için PLV değeri (3.22) ile hesaplanmaktadır.

$$PLV_t = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N \exp(j\theta(t, n)) \right| \quad (3.22)$$

Burada $\theta(t, n)$, faz farkıdır ($\phi_1(t, n) - \phi_2(t, n)$). ϕ_1 ve ϕ_2 faz farkları 1 ve 2 nolu elektrotlardaki anlık fazlardır. Bu değerler ya Hilbert transformu ya da kompleks Gabor dalgacıklarının konvolüsyonu ile hesaplanabilirler. Hilbert transformu (3.23) ile tanımlanmıştır.

$$y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.23)$$

$y(t)$ 'den $z(t) = x(t) + iy(t)$ veya kutupsal (polar) formdaki (3.24) analitik sinyalini tanımlamak mümkündür

$$z(t) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (3.24)$$

$z(t)$ 'nin imajiner bölümü $x(t)$ 'nin Hilbert dönüşümüdür. $a(t)$, $x(t)$ 'nin zarfı ve $\theta(t)$ ise $x(t)$ 'nin anlık fazı olarak adlandırılır (3.25).

$$a(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)}, \quad \theta(t) = \arctan\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (3.25)$$

Anlık frekans (ω), fazın anlık değişimi alınarak tanımlanır (3.26).

$$\omega = 2\pi f_0 = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3.26)$$

PLV bu faz farkının t anında denemeler (trial) arası değişkenliğini ölçmektedir. Eğer faz farkı denemelere karşı küçük bir değişim gösteriyorsa, PLV değeri 1'e yaklaşır. Aksi durumda 0'a yaklaşır.

3.2.4.3. Hilbert Dönüşümü ile Faz Senkronizasyonu

Faz senkronizasyonu çalışmalarında iki adıma ihtiyaç duyulmaktadır: sinyalin anlık fazların kestirimi ve faz kilitleme derecesinin ölçümü. Beynin elektriksel aktivitesine uygulanan bu iki adım Hilbert Dönüşümü kullanarak tanımlamaktadırlar.

Hilbert Dönüşümü anlık fazı bulmak için analitik sinyal kavramını kullanır. Bu yaklaşım, $s(t)$ gerçel sinyalinin belirsiz faz tanımı için kullanılabilen Hilbert Dönüşümü temellidir. Zamanın bir karmaşık fonksiyonu olan $\Psi(t)$ analitik sinyali (3.27)'deki gibi tanımlanmıştır.

$$\Psi(t) = s(t) + j\tilde{s}(t) = A(t)e^{j\phi(t)} \quad (3.27)$$

Burada $\tilde{s}(t)$, $s(t)$ gerçel sinyalinin Hilbert dönüşümüdür ve (3.28)'deki gibi tanımlanmıştır.

$$\tilde{s}(t) = \frac{1}{\pi} P.V. \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.28)$$

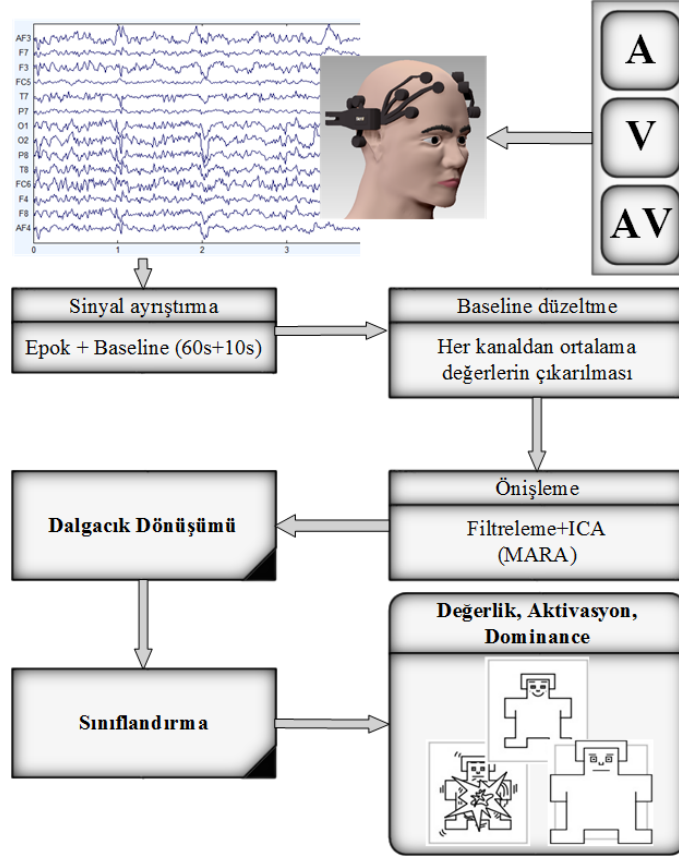
Cauchy Birincil Değeri (Cauchy Principal Value) P.V. ile gösterilmiştir. (3.27)'den $s(t)$ 'nin anlık fazı $\phi(t)$ ve genliği $A(t)$ elde edilebilir.

Hilbert Dönüşümü $s(t)$ sinyalinin $\frac{1}{\pi t}$ ile konvolüsyonu olarak düşünülebilir. İdeal olarak $\tilde{s}(t)$, $\frac{\pi}{2}$ faz gecikmesi ve birim genlik cevabına sahip bir filtre yardımı ile elde edilebilir. Bu yaklaşımın bir avantajı geniş banda yayılmış bir sinyalin fazının bulunabilmesidir. Ancak anlık faz ve genlik sadece dar band sinyallerde bulunur. Bu nedenle sinyal ilgilenilen bir frekans etrafında filtrelenebilir ve sinyalden anlamlı faz cevabı çıkarılabilir.

3.2.5. Uyarıların Duygu Boyutlarına Etkisi

Bu bölümdeki çalışmada duygu kestirimi konusunda kullanılan yaklaşımlar için genel bir çerçeve sunulmuş ve uyarı türlerinin duygu boyutları üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Bu alanda yapılan çalışmalarda ayrı ayrı kullanılan ses (A), sessiz görüntü (V) ve sesli-görüntü (AV) uyarılarının hepsinin bir deneyde kullanılması ile uyarıların

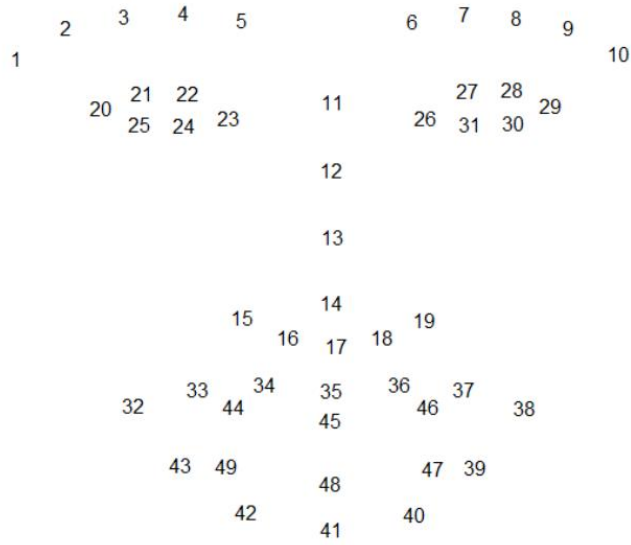
sınıflandırma performansı üzerine etkileri karşılaştırılmıştır. Bu noktadan hareketle film klipleri kullanılarak üç farklı uyaran türü seçilmiştir. Bu uyaran türlerinin değerlik, aktivasyon ve baskınlık boyutlarındaki etkileri üç farklı sınıflandırıcı (MLP, DVM, Random Forest) kullanılarak düşük/yüksek şeklinde sınıflandırılmıştır. Sonuçlar 10 kat çapraz doğrulama kullanılarak sınıflandırılmıştır. Uygulanan yöntemin aşamaları Şekil 3.20’de gösterilmektedir.



Şekil 3.20. Çalışmanın akış diyagramı

3.2.6. Yüz İfadelerinden Duygu Tanıma

Yüz ifadelerinden duygu sınıflandırması için görsel tanımlayıcılar olarak geometrik öznitelikler kullanılmıştır. Geometrik tabanlı öznitelikler yüzdeki önemli nirengi noktalarına işaret ederler. Kullanılan geometrik özellikler Xiong ve Torre (2013) tarafından sunulan yüz tarama ve izleme metodu ile elde edilen nirengi noktalarından elde edilmiştir. Bu nirengi noktaları Şekil 3.21 ile verilmiştir.



Şekil 3.21. Yüz nirengi noktaları

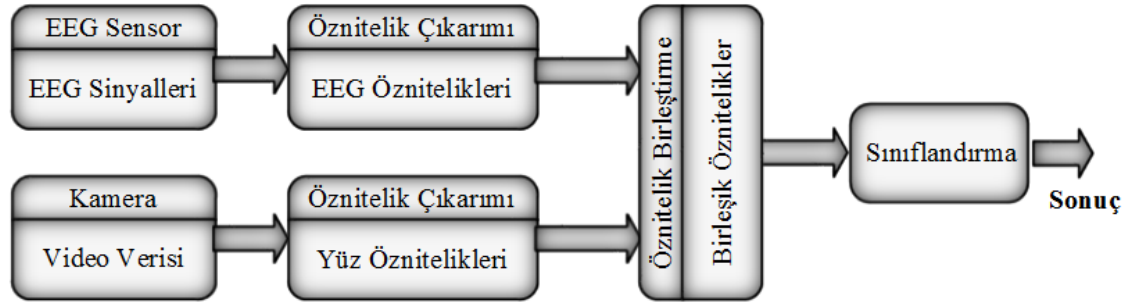
Her bir görüntüden elde edilen geometrik öznitelikler ile ilgili detaylar Çizelge 3.7 ile verilmiştir (Kaya ve ark., 2015).

Çizelge 3.7. Geometrik öznitelikler (F:öznitelikler)

F	Açıklama	Nirengi Noktaları	Öznitelik Tipi
1	Göz bakış oranı	[20:25], [26:31]	Uzaklık
2	Ağız görünüm oranı	32, 35, 38, 41	Uzaklık
3	Üst dudak açısı	32, 35, 38	Açı
4	Burun ucu- ağız köşesi açıları	17, 32, 38	Açı
5	Alt dudak açısı	[32, 42], [38, 40]	Açı
6	Kaş eğimi	[1, 5], [6, 10]	Açı
7	Alt göz açısı	[20, 23, 24, 25], [26, 29, 30, 31]	Açı
8	Alt göz açısı	[20, 23, 24, 25], [26, 29, 30, 31]	Açı
9	Ağız köşesi-ağız alt açısı	32, 38, 41	Açı
10	Üst ağız açısı	[32, 34], [36, 38]	Açı
11	Alt-dış dudak eğrisi	[32, 43, 42], [38, 39, 40]	Eğri
12	Alt-iç dudak eğrisi	[32, 42, 41], [38, 40, 41]	Eğri
13	Alt dudak eğrisi	[32, 38, 41]	Eğri
14	Ağız açıklığı/genişliği	45, 48, 32, 38	Uzaklık
15	Ağız üst/alt	35, 41, 45	Uzaklık
16	Göz-orta kaş mesafesi	[3, 20, 23], [8, 26, 29]	Uzaklık
17	Göz-iç kaş mesafesi	[5, 20, 23], [6, 26, 29]	Uzaklık
18	İç göz-kaş merkezi	[3, 23], [8, 26]	Uzaklık
19	İç göz-ağız üstü mesafe	23, 26, 35	Uzaklık
20	Ağız genişliği	32, 38	Uzaklık
21	Ağız yüksekliği	35, 41	Uzaklık
22	Üst ağız yüksekliği	32, 38, 35	Uzaklık
23	Alt ağız yüksekliği	32, 38, 41	Uzaklık

3.2.7. EEG Verileri ve Yüz İfadeleri Kullanılarak Sınıflandırma Sonuçlarının Birleştirilmesi

Çok-kanallı birleştirme alanında genel olarak iki yaklaşım kullanılmaktadır: Öznitelik-seviyesi birleştirme (erken birleştirme) ve Karar-seviyesi birleştirme (geç birleştirme). Bu çalışmada değerlik-aktivasyon uzayında öznitelik seviyesinde birleştirme işlemi yerine getirilmiştir. (Şekil 3.22).



Şekil 3.22. Birleştirme (Fusion) yaklaşımlarından Öznitelik-Seviyesi Birleştirme

4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, EEG sinyalleri ve yüz ifadelerini içeren duygusal veritabanı boyutsal yaklaşım kullanılarak oluşturulmuş ve değerlik ve aktivasyon boyutları üzerine çalışmalar yapılmıştır. Veritabanı üç farklı (görsel, işitsel ve görsel-işitsel) uyaran tipine ait verileri içermektedir. Farklı duygu durumları için fonksiyonel beyin bağlantıları faz kilitlenme değerleri yoluyla analiz edilmiştir. Ayrıca, tez kapsamında, değerlik ve aktivasyon duygu boyutlarında yüksek/düşük olmak üzere ikili ve aktivasyon-değerlik düzlemindeki 4 duygu bölgesi için dördülm duygu sınıflandırma çalışmaları da yapılmıştır. EEG sinyallerinden delta, teta, alfa, beta ve gama frekans bantlarında dalgacık katsayılarına ait istatistiksel bilgiler öznitelik olarak kullanılmıştır. Yüz ifadelerinden öznitelik çıkarımında yüz tarama ve izleme yöntemi ile elde edilen nirengi noktalarından elde edilen geometrik öznitelikler (Xiong ve Torre, 2013) kullanılmıştır. Dördülm sınıflandırma çalışmalarında EEG ve yüz ifadelerinden elde edilen öznitelikler birleştirilerek sınıflandırma performansları irdelenmiştir. Yapılan tüm çalışmalar farklı uyaran tiplerinin etkileri araştırılmıştır.

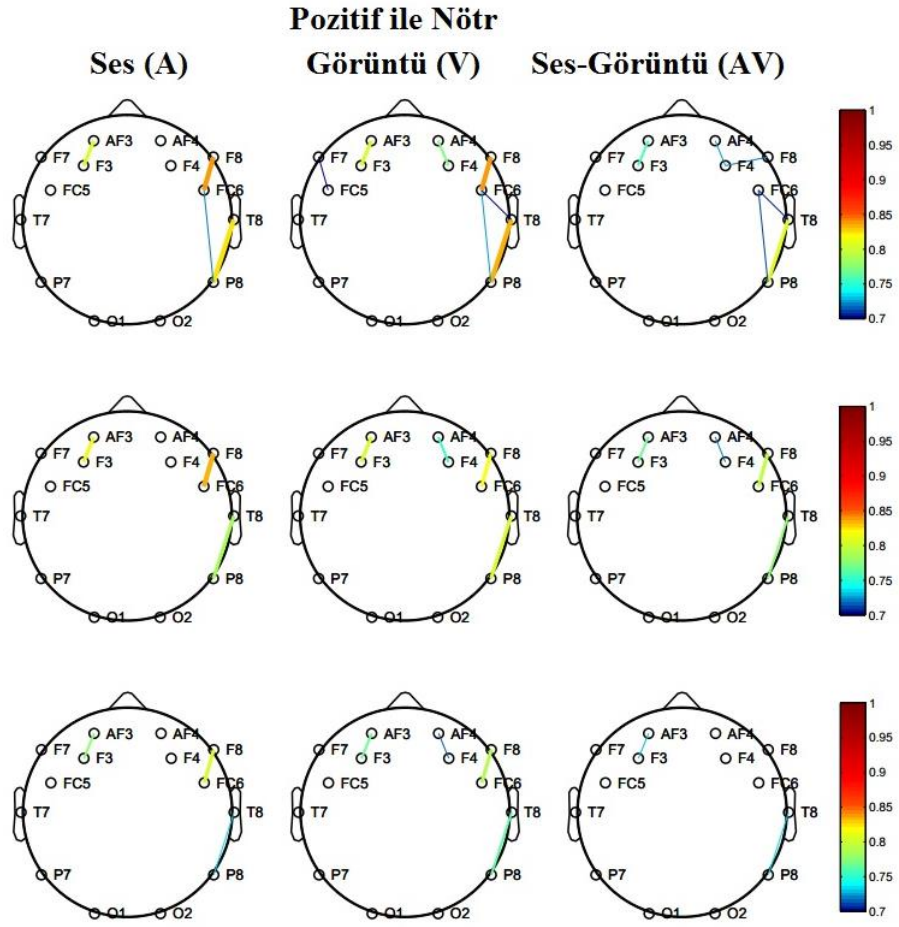
4.1. Fonksiyonel Beyin Bağlantılarının Faz Kilitlenme Değerleri Yoluyla Analizi

Çalışmanın bu bölümünde pozitif ve negatif duygular için PLV kullanılarak beyin bölgeleri arasındaki etkileşim incelenmiştir. Bölgeler arasındaki etkileşimler, uyaran tipine bağlı olarak alfa, beta ve gama bantlarında incelenmiştir.

Tüm elektrot çiftleri için PLV değerleri, pozitif ($\text{Değerlik} \geq 0.7$), negatif ($\text{Değerlik} \leq 0.3$) ve nötr ($0.4 \leq \text{Değerlik} \leq 0.6$) durumlar için bütün katılımcılardan toplanan EEG sinyalleri birleştirilerek elde edilmiştir. Belirli bir eşik değerini (0.7) aşan anlamlı PLV değerleri Şekil 4.1 ve Şekil 4.2 ile gösterilmiştir.

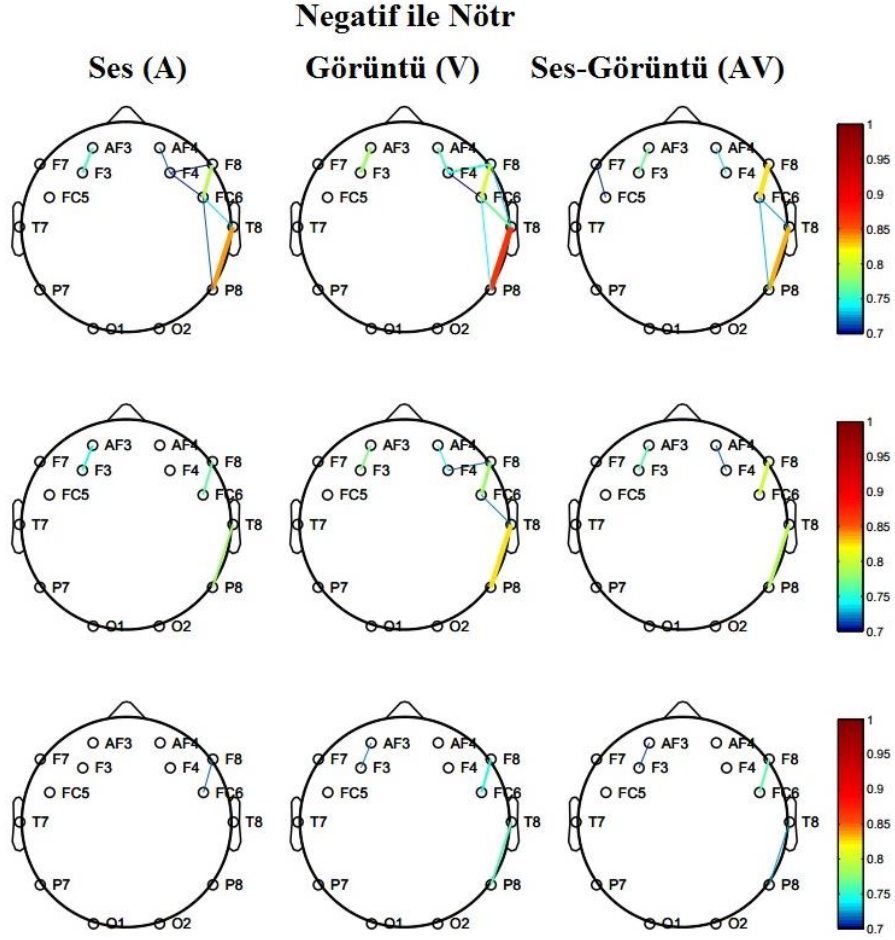
4.1.1. Faz Kilitlenme Değerlerinin Duygusal Durum İle Nötr Durum İçin Karşılaştırılması

Pozitif ile nötr ve negatif ile nötr arasında önemli faz kitleme değeri farklarına sahip elektrot konumlarının belirlenmesi için varyans analizi (ANalysis Of VAriance, ANOVA) yapılmıştır. Pozitif ile nötr (Şekil 4.1) ve negatif ile nötr (Şekil 4.2) koşulları için 0.7 eşik değerini aşan önemli ($p \leq 0.01$) etkileşimler Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2 ile verilmiştir.



Şekil 4.1. Alfa, beta, gama bantları için nötr duygulara karşı pozitif duyguların 0.7 eşik değerini aşan elektrotlar arasındaki önemli PLV değerleri (ilk satır alfa, orta satır beta, son satır gama bandı)

Sağ-sol yarıküre yanallaşması, önemli kanallar arasındaki faz senkronizasyonu olarak göze çarpmaktadır ve sağ yarıkürede hem negatif hem de pozitif duygular için yüksektir. Bu bulgular, duygular için sol yarıküre üzerine sağ yarıkürenin baskınlığını ifade eden teorileri desteklenmektedir. Benzer sonuçlar çeşitli çalışmalarda duygu uyaranları işleme için rapor edilmiştir (Borod ve ark., 1998; Holtgraves ve Felton, 2011b; Joczky, 2016; Mashal ve Itkes, 2016; Mitchell ve ark., 2003).



Şekil 4.2. Alfa, beta, gama bantları için nötr duygulara karşı negatif duyguların 0.7 eşik değerini aşan elektrotlar arasındaki önemli PLV değerleri (ilk satır alfa, orta satır beta, son satır gama bandı)

Şekil 4.1 ve Şekil 4.2 incelendiğinde, duygusal durum ile nötr durum arasında önemli faz kilitlemesi farklarına sahip beyin bölgelerinin anterior-frontal (AF3, AF4), fronto-central (FC5, FC6), mid-frontal (F3, F4), inferior-frontal (F7, F8), temporal (T8) ve parietal (P8) olduğu görülmektedir. Hem pozitif hem de negatif duygular için nötr duruma göre önemli farklılık gösteren dikkate değer senkronizasyon değerleri P8-T8 ve FC6-F8 arasında gözlenmiştir. Maksimum PLV değerleri negatif duygular için P8 ile T8, pozitif duygular için ise FC6 ile F8 kanalları arasında gözlenmiştir. Bu durum negatif duygular için parietal ve temporal bölgeler arasındaki senkronizasyonun daha yüksek olduğunu göstermektedir. Pozitif duygular için fronto-central ve inferior-frontal bölgeleri arasındaki senkronizasyon daha yüksektir.

Çizelge 4.1. Alfa, Beta, Gama bantları için Nötr duygulara karşı Negatif duyguların eşiği aşan PLV değerleri

	Ses			Görüntü			Ses+Görüntü		
	α	β	γ	α	β	γ	α	β	γ
AF3-F3	0.75	0.75	-	0.78	0.77	0.72	0.77	0.76	0.71
F7-FC5	-	-	-	-	-	-	0.70	-	-
P8-T8	0.84	0.78	-	0.87	0.82	0.75	0.83	0.79	0.73
P8-FC6	0.72	-	-	0.74	-	-	0.73	-	-
T8-FC6	0.73	-	-	0.77	0.72	-	0.73	-	-
T8-F8	-	-	-	0.73	-	-	-	-	-
FC6-F4	0.70	-	-	0.70	-	-	-	-	-
FC6-F8	0.79	0.76	0.71	0.80	0.78	0.74	0.82	0.80	0.76
F4-F8	0.70	-	-	0.75	0.71	-	-	-	-
F4-AF4	0.71	-	-	0.76	0.74	-	0.73	0.72	-

Negatif duygular ile nötr duygular için eşik değerinden yüksek önemli PLV değerleri Çizelge 4.1’de verilmiştir. Kanallar arasındaki fonksiyonel bağlantı, alfa bandında beta ve gama bandına göre daha güçlüdür. Bunun yanısıra ortalama PLV’lerin çoğu durumda (FC6 ve F8 arasındaki PLV’ler ses+görüntü için daha yüksektir) görüntü uyarımı için daha yüksek olduğu gözlenmiştir. Ses uyarımı için gama bandındaki fonksiyonel bağlantı sadece FC6-F8 arasında gözlenmiştir. Ancak uyaran olarak görüntü bilgisi geldiğinde, gama bandında sol frontal ve sol anterior-frontal bölgeler ile sağ parietal ve sağ temporal bölgelerde de önemli fonksiyonel bağlantı değerlerinin elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.2. Alfa, Beta, Gama bantları için Nötr duygulara karşı Pozitif duyguların eşiği aşan PLV değerleri

	Ses			Görüntü			Ses+Görüntü		
	α	β	γ	α	β	γ	α	β	γ
AF3-F3	0.80	0.82	0.78	0.80	0.80	0.76	0.76	0.76	0.73
F7-FC5	-	-	-	0.70	-	-	-	-	-
P8-T8	0.82	0.79	0.73	0.84	0.80	0.76	0.81	0.78	0.73
P8-FC6	0.72	-	-	0.72	-	-	0.71	-	-
T8-FC6	-	-	-	0.70	-	-	0.70	-	-
T8-F8	-	-	-	-	-	-	-	-	-
FC6-F4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
FC6-F8	0.84	0.83	0.80	0.84	0.82	0.79	-	0.79	-
F4-F8	-	-	-	-	-	-	0.72	-	-
F4-AF4	-	-	-	0.77	0.75	0.71	0.72	0.72	-

Pozitif duygular ile nötr duygular için eşik değerinden yüksek olan önemli PLV değerleri Çizelge 4.2’de verilmiştir. Pozitif duygular esnasında alfa bandındaki bağlantılar diğer bantlardaki bağlantılardan daha yüksektir, istisna olarak Ses uyararı için beta bandında AF3-F3 arasında gözlenmiştir. Benzer sonuçlar negatif duygular için de gözlenmiştir. Ayrıca beta bandındaki bağlantıların da gama bandındakinlerden daha yüksek olduğu görülmektedir. Temporal (T8) ile inferior-temporal (F8) arasındaki ve fronto-central (FC6) ile frontal (F4) arasındaki PLV’ler ya eşik değerden düşük ya da önemli olmayan değerlerdir. Dikkate değer bir durum, sol yarıküredeki anterior-frontal (AF3) ve frontal (F3) bölgeleri arasındaki tüm bantlarda ve tüm uyaran tiplerinde PLV değerlerinin yüksek ve önemli olmalarıdır. Bu bulgular duygu işleme çalışmalarındaki frontal yanallaşma modelleri (Harmon-jones, 2003) ve (Iwaki & Noshiro, 2012) ile uyumludurlar. F7 ile FC5 arasında önemli PLV değerinin sadece görüntü uyararı için alfa bandında gözlemlenmesi dikkate değer diğer bir durumdur.

4.1.2. Faz Kilitlenme Değerlerinin Negatif Duygular ile Pozitif Duygular İçin Karşılaştırılması

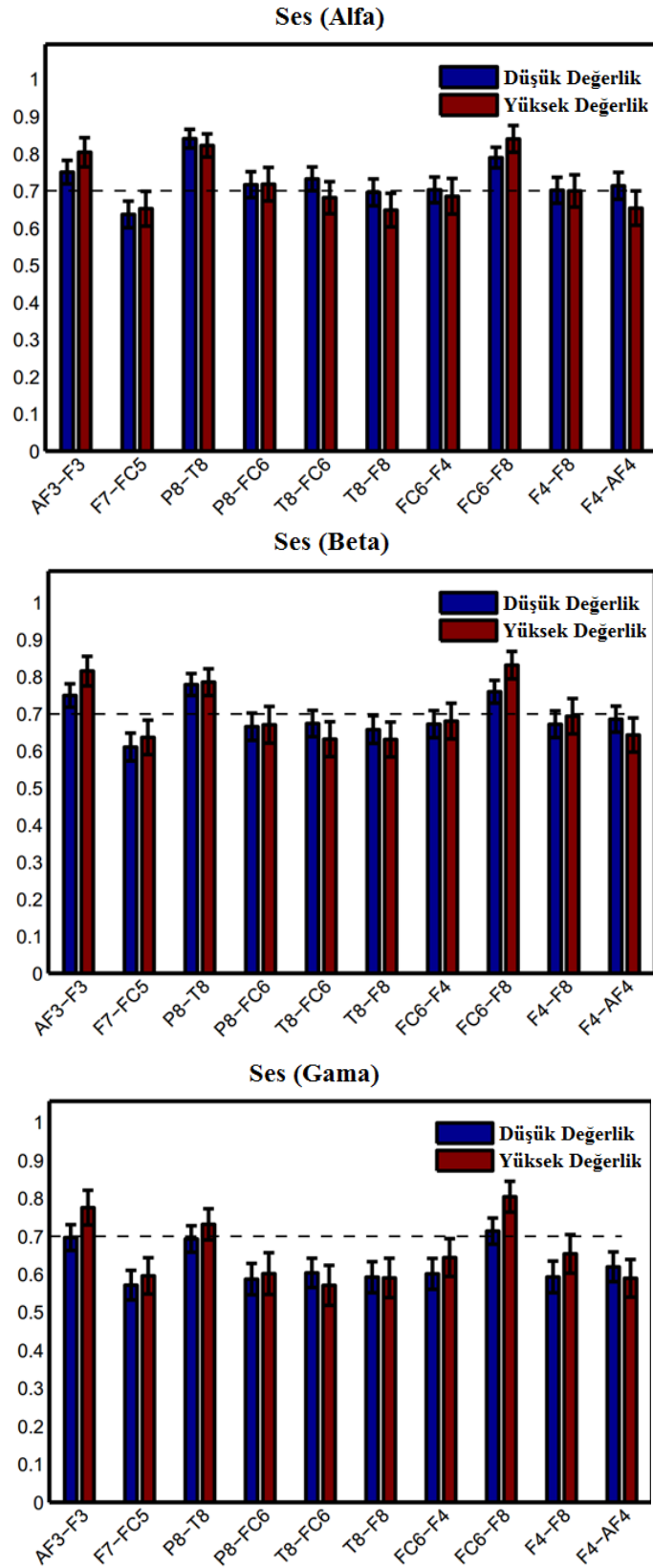
Alternatif hipotez olan “Negatif duyguların ortalama PLV değerleri ($\mu_{PLV(negEmo)}$), pozitif duyguların ortalama PLV değerlerinden ($\mu_{PLV(posEmo)}$) küçüktür” testi için elde edilen p-değerleri Çizelge 4.3’de verilmiştir. Test sonuçları 0.01 önem seviyesine göre değerlendirilmiştir ve $\mu_{PLV(negEmo)}$ ortalamasının $\mu_{PLV(posEmo)}$ ortalamasından önemli derecede farklı olmadığı ($H_A: \mu_{PLV(negEmo)} \neq \mu_{PLV(posEmo)}$) durumlarda p-değerleri çizelgede “-“ ile gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Önem seviyesi 0.01 olan $H_A: \mu_{PLV(negEmo)} < \mu_{PLV(posEmo)}$ için p değerleri

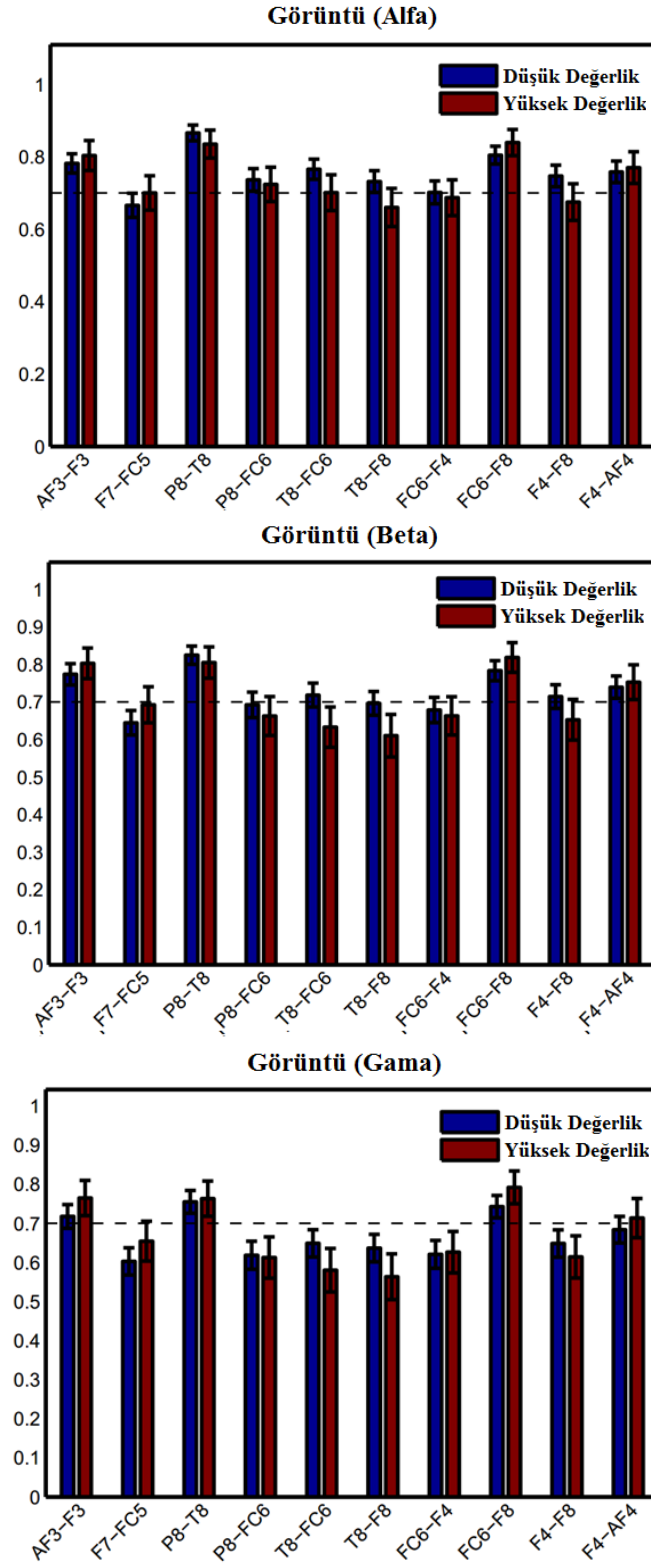
	Ses			Görüntü			Ses+Görüntü		
	α	β	γ	α	β	γ	α	β	γ
AF3-F3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F7-FC5	0	0	-	0	0	0	0	0	0
P8-T8	1	1	1	1	1	1	1	1	1
P8-FC6	0	0	0	1	1	1	-	1	1
T8-FC6	0	0	0	1	0	0	0	0	0
T8-F8	-	1	0	1	1	1	-	1	1
FC6-F4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FC6-F8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F4-F8	1	1	1	1	1	0.0001	1	1	1
F4-AF4	1	1	1	0	0	0	1	1	1

Çizelgeden görüleceği gibi negatif ve pozitif ortalama PLV değerleri çoğu durumda önemli derecede farklıdır. Tüm bantlarda ve tüm uyaran tipleri için önemli kanal çiftlerine ait Çizelge 4.3 ile verilen PLV değerleri, ses için Şekil 4.3 ile görüntü için Şekil 4.4 ile ve ses+görüntü için Şekil 4.5 ile gösterilmiştir.

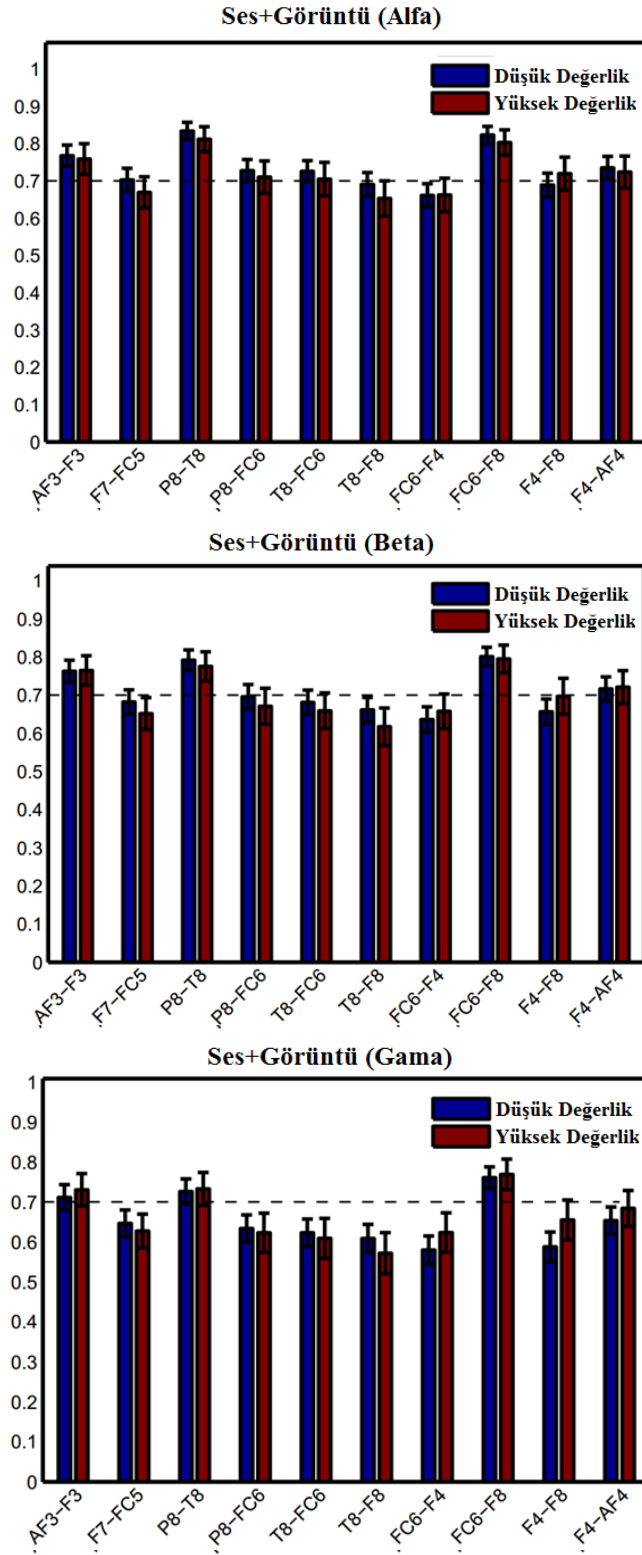
Sağ yarıkürenin duygu üzerinde sol yarıküreye göre daha baskın olduğu kabul edilmekte ve farklı duygu tiplerinin kontrolü için yarıküreler arası özelleştirmeler üzerine tamamlayıcı çalışmalar da bulunmaktadır (Harmon-jones, 2003; Iwaki & Noshiro, 2012; Lane & Nadel, 2002). Bu çalışmalarda pozitif duygular için birincil olarak sol yarıkürenin, negatif duygular için birincil olarak sağ yarıkürenin etkin olduğu gösterilmiştir. Benzer şekilde negatif uyaranlar ile uyarılan katılımcıların sağ yarıkürelerinin sol yarıküreye göre daha aktif olduğu gösterilmiştir (Alfano & Cimino, 2008). Bu tez çalışmasında elde edilen bulgular bu teorileri desteklemektedir. Ortalama PLV değerleri, küçük bir bölge ile sınırlı olasa bile (AF3-F3 ve F7-FC5), sol yarıkürede pozitif duygular için yüksektir. Bununla birlikte, PLV değerleri Görüntü uyaranı için sağ mid-frontal ve anterior-frontal arasındaki pozitif duygular için yüksek iken, Ses ve Ses+Görüntü uyaranları için negatif duygularda yüksektir. Negatif duygular için ortalama PLV değerleri, mid-frontal bölgeye ek olarak, parietal ve temporal bölgeler arasında da pozitif duyguların değerlerinden önemli derecede yüksektir.



Şekil 4.3. Ses (Audio) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı)



Şekil 4.4. Görüntü (Video) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı)



Şekil 4.5. Ses-Görüntü (AudioVideo) uyarana ait önemli kanal çiftleri için PLV değerleri (Üst satır alfa, orta satır beta, alt satır gama bandı)

FC6 ve F8 arasındaki fonksiyonel bağlantı pozitif duygular için önemli derecede yüksektir. Bu elektrot çiftleri, nötr durumdan bir duygusal durum arasındaki farklılığı gösterdiği için kritik öneme sahiptir.

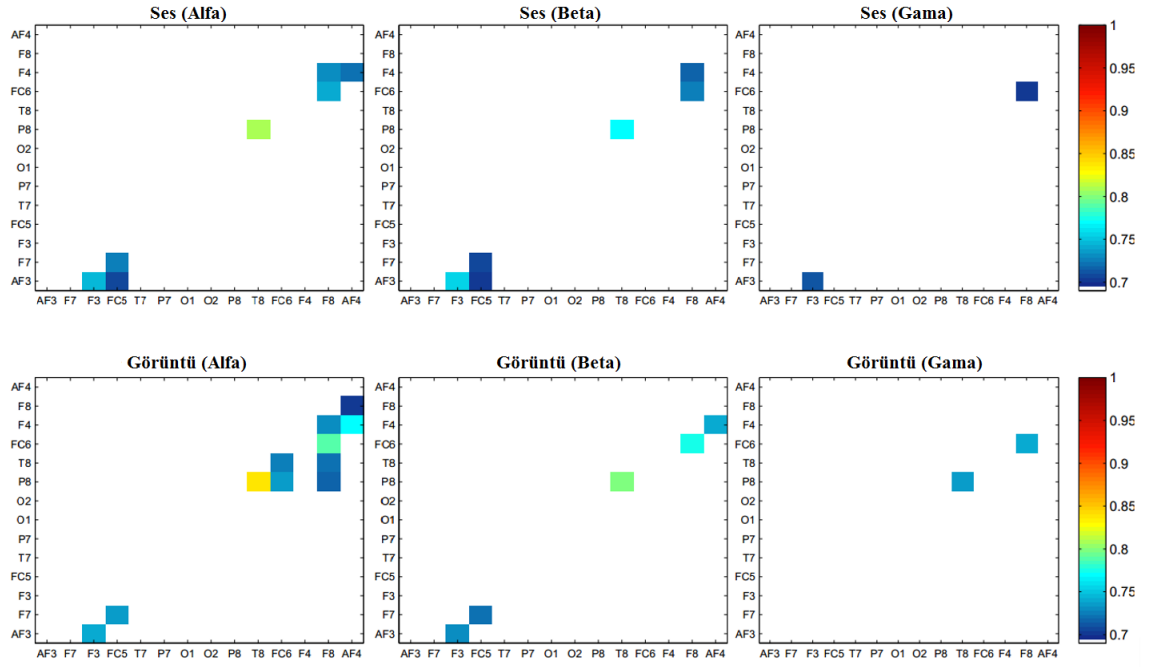
Ortalama PLV değerleri pozitif-nötr arasında önemli bir farklılığa sahip olmamasına ve negatif-nötr arasında sadece Ses ve Görüntü için alfa bandında önemli farka sahip olmasına rağmen, FC6-F4 arasındaki PLV değerleri negatif duygular için pozitif duygulardan önemli derecede düşüktür. Mid-frontal ve inferior-frontal bölgeler arasındaki ortalama PLV'ler, gama bandındaki Ses+Görüntü uyarını hariç, negatif duygular için yüksektir. İlgi çekici diğer bir bulgu, mid-frontal ve anterior-frontal bölgeleri arasındaki değerler, Ses ve Ses+Görüntü uyarıları ile tüm bantlarda negatif duygular için yüksek iken pozitif duygular için ise sadece Görüntü uyarısında yüksek olmasıdır.

Uyaran tipleri arasındaki farklılığı gösteren ilginç bir sonuç ise P8-FC6 arasında gözlenmiştir. PLV'ler, Görüntü ve Ses+Görüntü uyarını için negatif duygularda yüksek iken (alfa bandında Ses+Görüntü uyarını için önemli bir fark gözlenmemiştir) Ses uyarısında düşüktür. Diğer sonuçlar, uyaran tipleri ve bantlar için ayırt edici değildir.

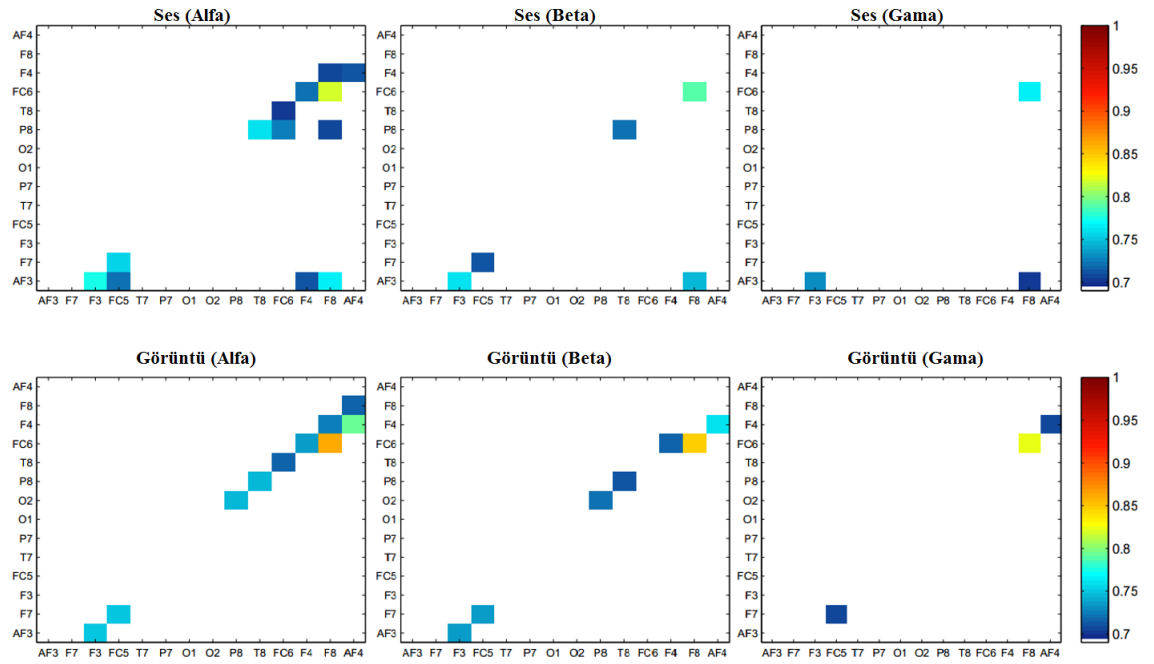
4.1.3. Uyaran Tipleri Arasındaki Önemli Farklılıklar

Faz senkronizasyonu uyaran tiplerine bağlı olarak farklılık gösterebilir. Çalışmamızın odaklandığı noktalardan birisi de duygusal durumlar için fonksiyonel bağlantı üzerinde uyaran tiplerinin etkisini incelemektir.

Ses ile Görüntü arasındaki önemli farklar düşük değerlik için Şekil 4.6'da ve yüksek değerlik için Şekil 4.7'de verilmiştir. Bu şekillerde, alfa, beta ve gama bantlarında Ses ve Görüntü uyarıları ile elde edilen duygular için eşik değerden yüksek önemli PLV değerleri verilmiştir. Şekil 4.8, Şekil 4.9, Şekil 4.10 ve Şekil 4.11 diğer uyaran tipleri için benzer şekilde sunulmuştur. Değerler, ayrıca Çizelge 4.4, Çizelge 4.5 ve Çizelge 4.6'da ayrıntılı olarak verilmiştir.

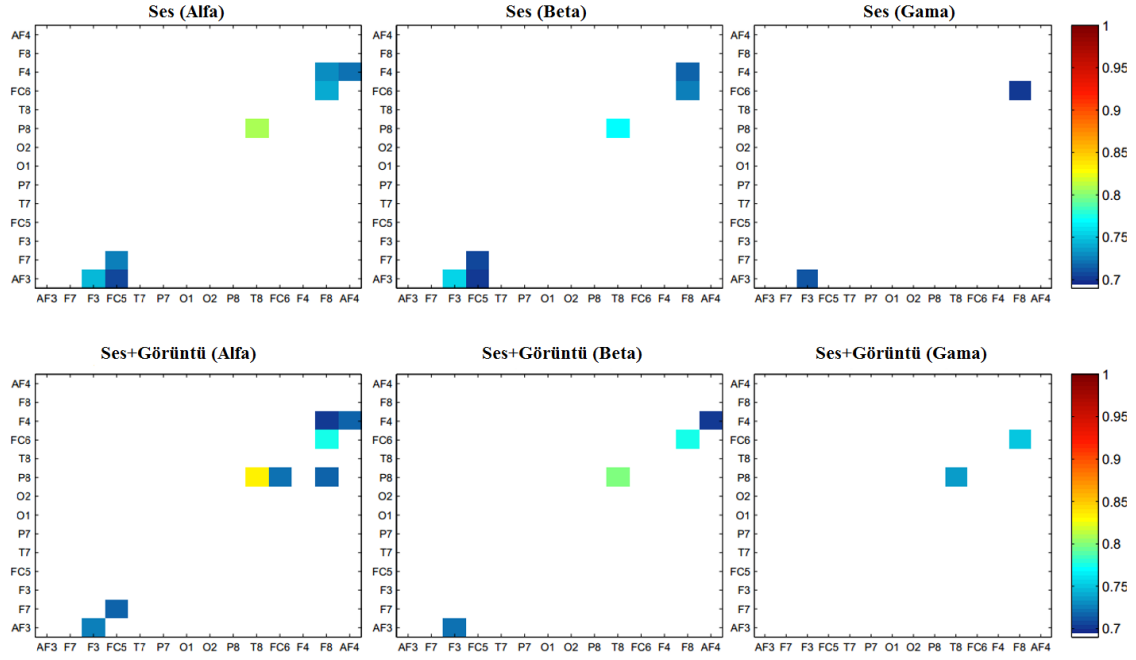


Şekil 4.6. Ses ile Görüntü arasındaki önemli farklar (Düşük değerlik için)

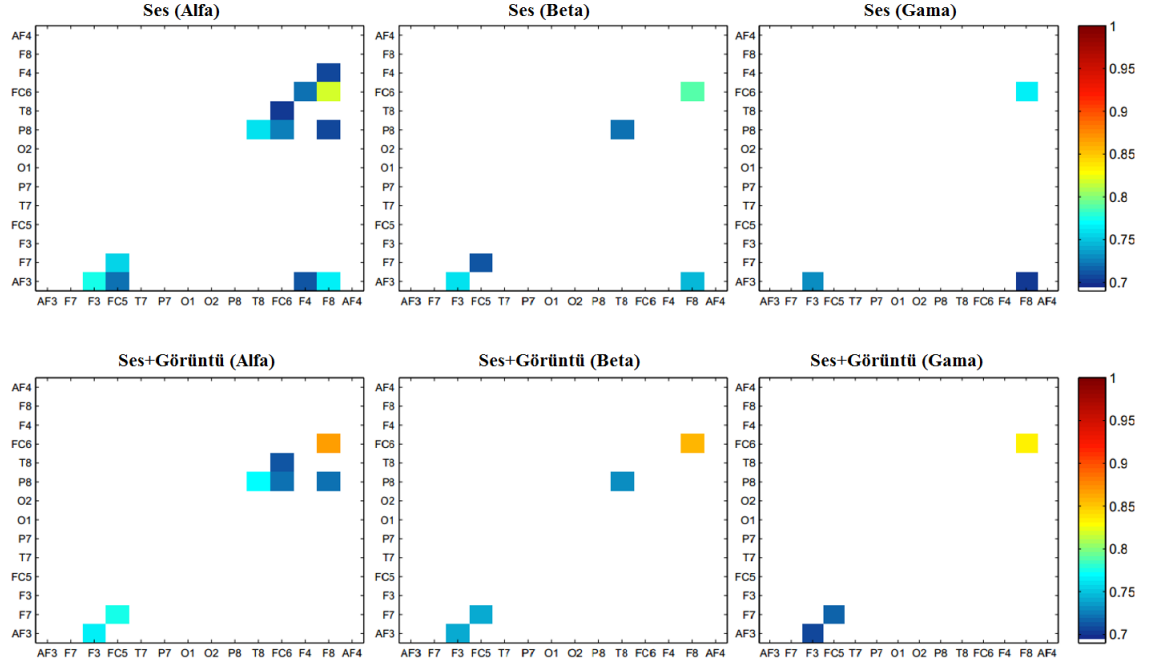


Şekil 4.7. Ses ile Görüntü arasındaki önemli farklar (Yüksek değerlik için)

Bu şekillerde sağ yarıkürede (şekillerde sağ-üst köşelerde) ve çoğunlukla alfa bandında gözlemlenen yüksek fonksiyonel bağımlılık değerleri ile birlikte önemli farklılıklar gösterilmiştir. Sol yarıkürede yalnızca frontal kanalların (F3, F7, AF3 ve FC5) önemli olduğu görülmektedir.



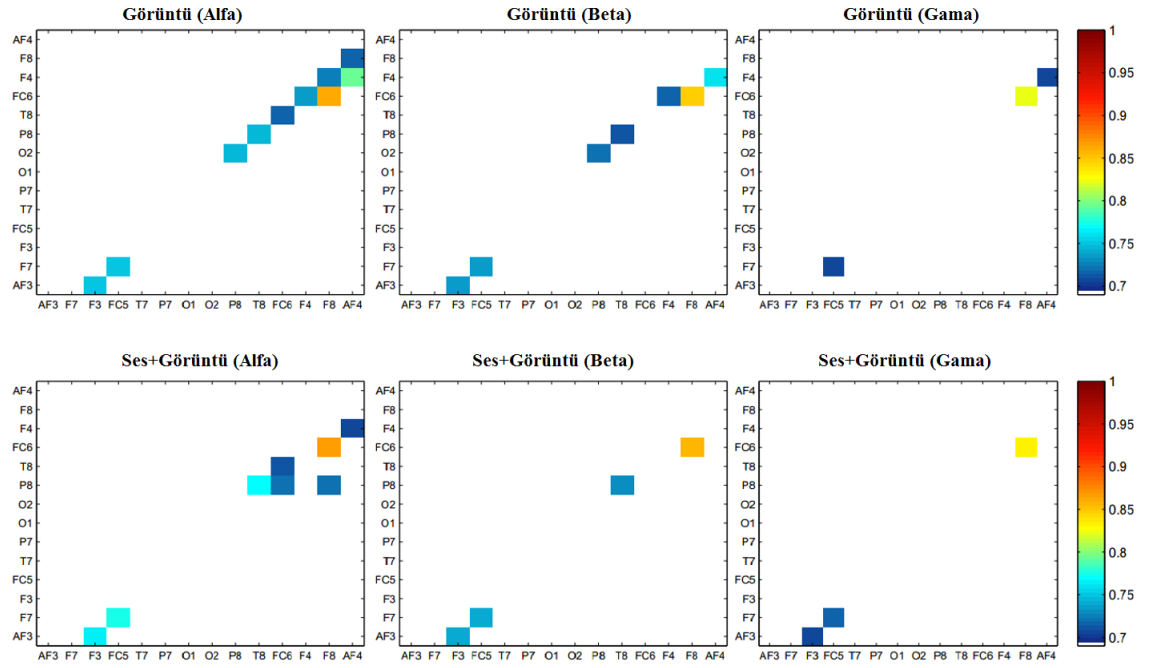
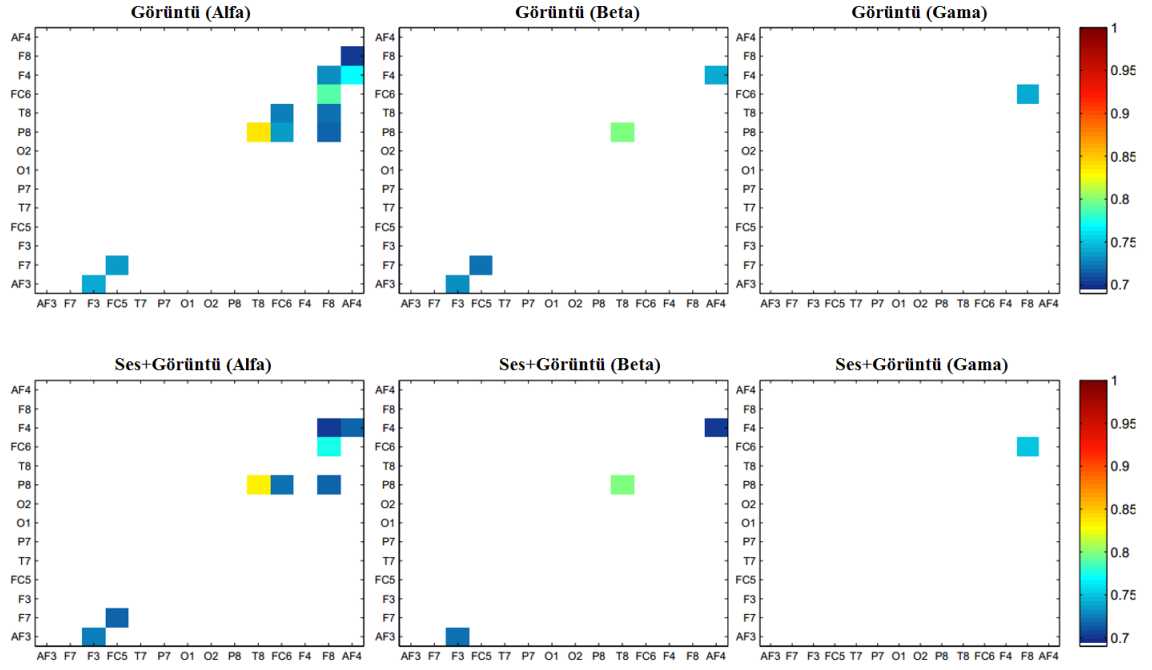
Şekil 4.8. Ses ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Düşük değerlik için)



Şekil 4.9. Ses ile Ses+Görüntü arasındaki önemli farklar (Yüksek değerlik için)

AF3 ve F3 kanalları arasında Ses ve Ses+Görüntü uyarıları için tüm bantlarda güçlü senkronizasyon değerleri gözlenmiştir. Değerler sadece negatif duygular için gama bandında Ses+Görüntü uyararı için yüksek değildir. Ayrıca değerler, bu kanallar arasında Görüntü uyararı için duygu tipine bakılmaksızın gama bandında da yüksek değildir.

PLV değerleri, AF3 ve FC5 arasında Görüntü ve Ses+Görüntü uyarıları için farklılık göstermezken, Ses-Görüntü ve Ses-Ses+Görüntü arasında önemli farklar bulunmaktadır. Bu durum alfa bandında her iki duygu tipi için, beta bandında ise sadece negatif duygularda gözlemlenmiştir.



Dikkat çekici bir biçimde, sol anterior-frontal (AF3) ve sağ mid-frontal ile inferior-frontal (F4 ve F8) bölgeleri arasında yarıküreler arası önemli bağlantılar bulunmaktadır. Bu önemli bağlantılar, sadece Ses uyararı için pozitif duygu durumlarında gözlenmiştir. AF3-F4 arasındaki bağlantı sadece alfa bandında görülürken, AF3-F8 arası önemli bağlantılar tüm bantlarda gözlemlenmiştir.

Çizelge 4.4. Ses (A) ile Görüntü (V) arasındaki farklar

	Düşük (Low)						Yüksek (High)					
	Alfa		Beta		Gama		Alfa		Beta		Gama	
	A	V	A	V	A	V	A	V	A	V	A	V
AF3-F3	0.75	0.74	0.75	0.73	0.71	-	0.78	0.75	0.76	0.74	0.73	-
AF3-FC5	0.71	-	0.70	-	-	-	0.72	-	-	-	-	-
AF3-F4	-	-	-	-	-	-	0.71	-	-	-	-	-
AF3-F8	-	-	-	-	-	-	0.77	-	0.74	-	0.70	-
F7-FC5	0.73	0.74	0.71	0.72	-	-	0.75	0.75	0.71	0.74	-	0.71
O2-P8	-	-	-	-	-	-	-	0.75	-	0.72	-	-
P8-T8	0.81	0.84	0.77	0.80	-	0.74	0.76	0.75	0.72	0.71	-	-
P8-FC6	-	0.74	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-	-
P8-F8	-	0.72	-	-	-	-	0.71	-	-	-	-	-
T8-FC6	-	0.73	-	-	-	-	0.70	0.72	-	-	-	-
T8-F8	-	0.72	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
FC6-F4	-	-	-	-	-	-	0.72	0.73	-	0.72	-	-
FC6-F8	0.74	0.79	0.73	0.77	0.70	0.74	0.82	0.86	0.79	0.85	0.76	0.82
F4-F8	0.73	0.73	0.72	-	-	-	0.71	0.73	-	-	-	-
F4-AF4	0.72	0.77	-	0.74	-	-	0.71	0.79	-	0.76	-	0.71
F8-AF4	-	0.70	-	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-

Çizelge 4.5. Ses (A) ile Ses+Görüntü (AV) arasındaki farklar

	Düşük (Low)						Yüksek (High)					
	Alfa		Beta		Gama		Alfa		Beta		Gama	
	A	AV	A	AV	A	AV	A	AV	A	AV	A	AV
AF3-F3	0.75	0.72	0.75	0.72	0.71	-	0.78	0.77	0.76	0.74	0.73	0.71
AF3-FC5	0.71	-	0.70	-	-	-	0.72	-	-	-	-	-
AF3-F4	-	-	-	-	-	-	0.71	-	-	-	-	-
AF3-F8	-	-	-	-	-	-	0.77	-	0.74	-	0.70	-
F7-FC5	0.73	0.72	0.71	-	-	-	0.75	0.77	0.71	0.74	-	0.72
O2-P8	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
P8-T8	0.81	0.83	0.77	0.80	-	0.74	0.76	0.77	0.72	0.73	-	-
P8-FC6	-	0.72	-	-	-	-	0.72	0.72	-	-	-	-
P8-F8	-	0.72	-	-	-	-	0.71	0.72	-	-	-	-
T8-FC6	-	-	-	-	-	-	0.70	0.71	-	-	-	-
T8-F8	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
FC6-F4	-	-	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-	-
FC6-F8	0.74	0.78	0.73	0.77	0.70	0.75	0.82	0.87	0.79	0.86	0.76	0.83
F4-F8	0.73	0.70	0.72	-	-	-	0.71	-	-	-	-	-
F4-AF4	0.72	0.72	-	0.70	-	-	-	-	-	-	-	-
F8-AF4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Çizelge 4.6. Görüntü (V) ile Ses+Görüntü (AV) arasındaki farklar

	Düşük (Low)						Yüksek (High)					
	Alfa		Beta		Gama		Alfa		Beta		Gama	
	V	AV	V	AV	V	AV	V	AV	V	AV	V	AV
AF3-F3	0.74	0.72	0.73	0.72	-	-	0.75	0.77	0.74	0.74	-	0.71
AF3-FC5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
AF3-F4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
AF3-F8	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
F7-FC5	0.74	0.72	0.72	-	-	-	0.75	0.77	0.74	0.74	0.71	0.72
O2-P8	-	-	-	-	-	-	0.75	-	0.72	-	-	-
P8-T8	0.84	0.83	0.80	0.80	-	-	0.75	0.77	0.71	0.73	-	-
P8-FC6	0.74	0.72	-	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-
P8-F8	0.72	0.72	-	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-
T8-FC6	0.73	-	-	-	-	-	0.72	0.71	-	-	-	-
T8-F8	0.72	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
FC6-F4	-	-	-	-	-	-	0.73	-	0.72	-	-	-
FC6-F8	0.79	0.78	-	-	0.74	0.75	0.86	0.87	0.85	0.86	0.82	0.83
F4-F8	0.73	0.70	-	-	-	-	0.73	-	-	-	-	-
F4-AF4	0.77	0.72	0.74	0.70	-	-	0.79	0.71	0.76	-	0.71	-
F8-AF4	0.70	-	-	-	-	-	0.72	-	-	-	-	-

Dikkate değer diğer bir bulgu da, sadece Görüntü uyararı ve pozitif duygular için oksipital (O2) ve parietal (P8) bölgeleri arasında bulunan önemli ve yüksek değerli PLV'lerdir. Bu PLV'ler pozitif duygular için alfa ve beta bantlarında görülmektedir. Ayrıca yine Görüntü uyararı için anterior-frontal (AF4) ve inferior-frontal (F8) bölgelerinde alfa bandında yüksek değerli PLV'ler görülmektedir.

Genel olarak uyararı türleri arasındaki baskın bağlantılar AF3-F3, F7-FC5, P8-T8, FC6-F8 ve F4-AF4 arasında gözlenmiştir. Sonuçlar sol yarıkürenin, duygu tipleri (negatif, pozitif) ayırımından ziyade uyararı tipi ayırımında daha aktif olduğunu göstermektedir.

4.1.4. En Önemli Kanal Çiftleri

PLV değerleri belirli görevler için beyin bölgeleri arasındaki fonksiyonel bağımlılık hakkında bize bilgi vermektedir. Bu tez ile PLV yardımıyla negatif ve pozitif duygular için bağlantılılık örüntüleri araştırılmıştır. Önceki çalışmalar en duyarlı bantların, Olay-İlişkili Desenkronizasyon (Event-Related Desynchronization, ERD) başarı oranlarına sahip olduğunu göstermiştir (Pfurtscheller & Silva, 1999; Wang ve ark., 2012). Bu çalışmalarda en duyarlı bant, en yüksek ortalama güç farkına karşılık gelen frekans bandı olarak tanımlanmıştır. Benzer şekilde en duyarlı kanal çifti (Most Significant Pair, MSP), bir görevle ilintili PLV ile durgun durum arasındaki en yüksek farka sahip kanal çifti

olarak tanımlanmıştır (Gonuguntla ve ark., 2013b; Kang ve ark., 2015). Bu tezde, MSP (4.32)’de gösterilen şekilde negatif/pozitif duygusal durum ile nötr durum arasındaki en yüksek PLV farkına sahip kanal çifti olarak tanımlanmıştır.

$$MSP_d = \arg \max_i |PLV_d^i - PLV_n^i| \quad (4.29)$$

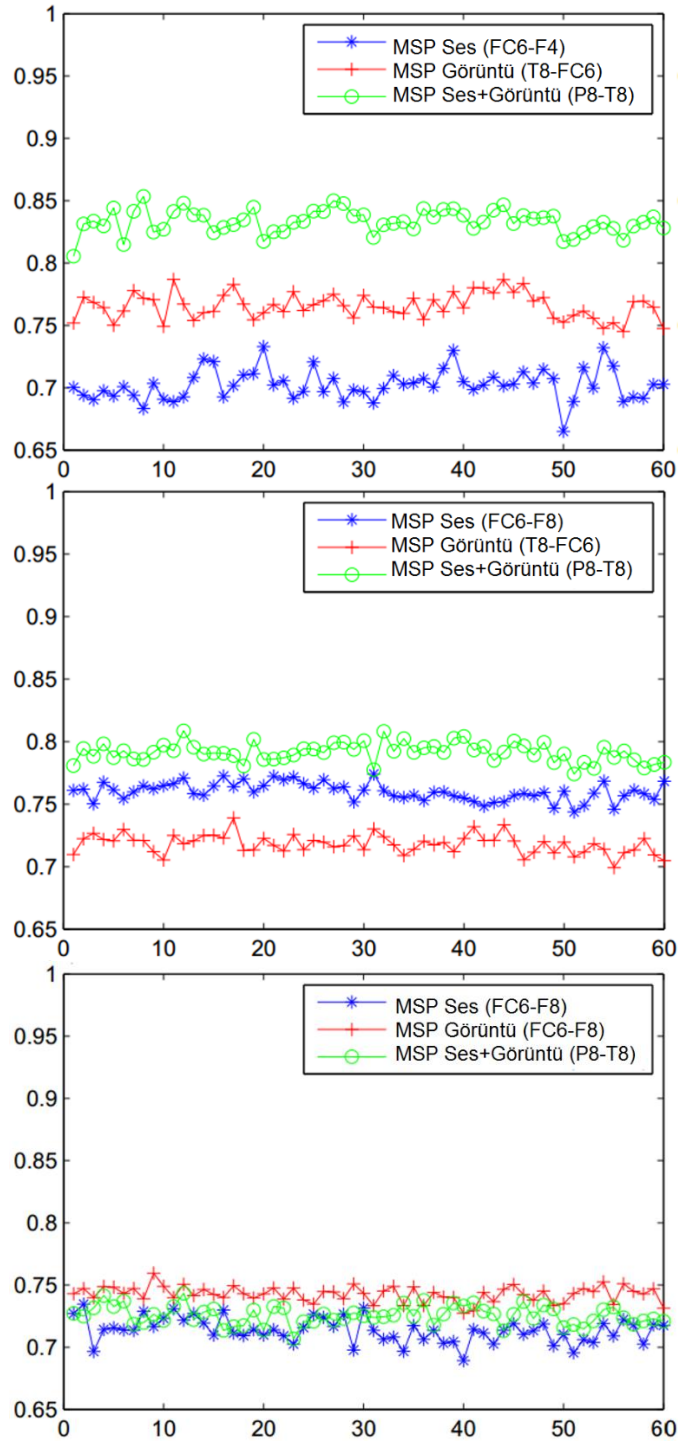
Buradaki d duygusal ve n nötr duygu indeksleri olmak üzere PLV_d^i ve PLV_n^i terimleri sırasıyla i . kanal için duygusal PLV değerleri ile nötr duruma ait PLV değerlerini göstermektedir.

Ses, Görüntü, Ses+Görüntü uyaranları için alfa, beta ve gama bantlarındaki her bir duygusal durum için en önemli kanal çiftleri ve kanal çiftlerine ait PLV değerleri negatif duygular için Şekil 4.12’de ve pozitif duygular için Şekil 4.13’de gösterilmiştir.

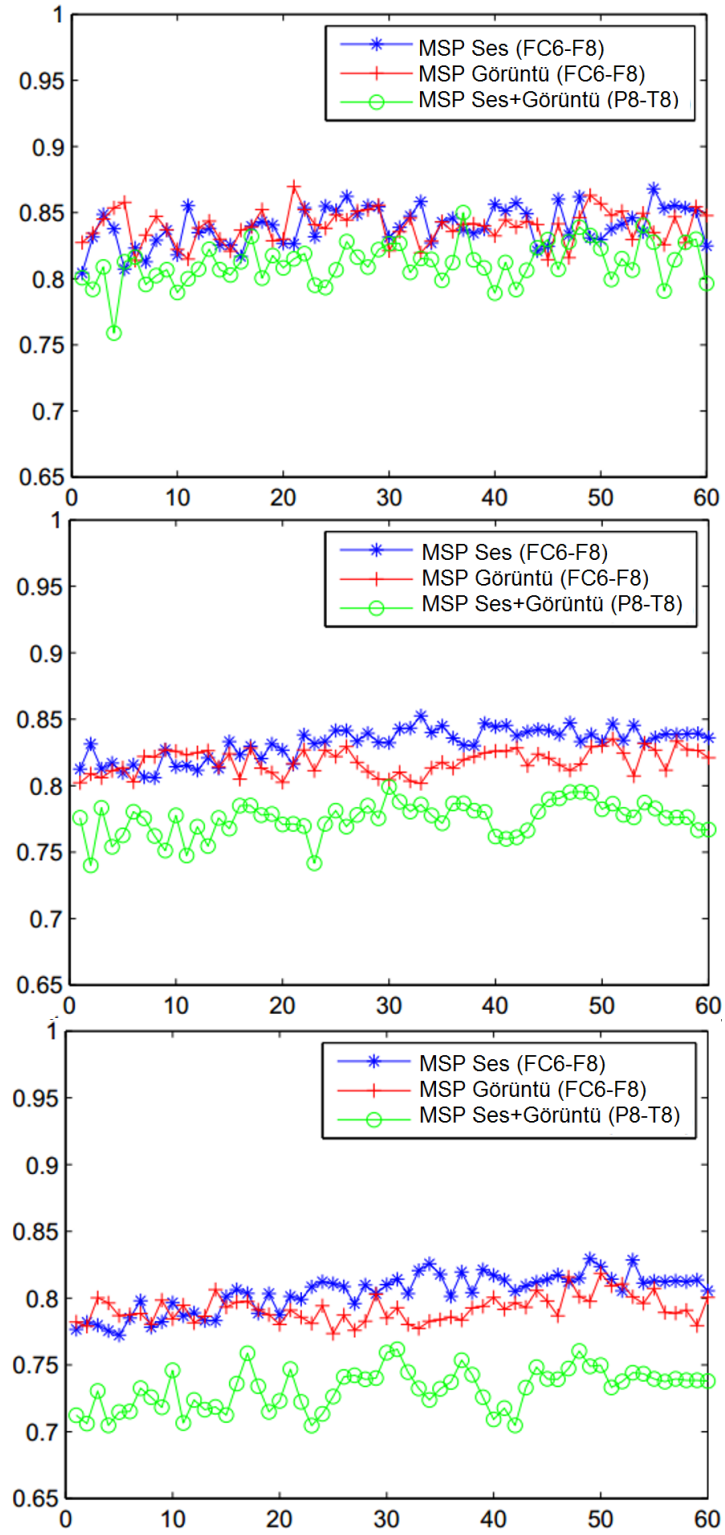
FC6-F8 çifti çoğu durumda MSP olarak bulunmuştur. Farklı uyaran tipleri için MSP’lerin PLV değerleri arasındaki en büyük fark, alfa bandında negatif duygular için gözlenmiştir (Şekil 4.12). Ortalama PLV değerleri; Ses (MSP:FC6-F4) için 0.7024, Görüntü (MSP:T8-FC6) için 0.7656 ve Ses+Görüntü (MSP:P8-T8) için 0.8334 olarak bulunmuştur. Görüntü uyaranı için en önemli çiftler arasındaki faz senkronizasyonu, negatif duygular için görünür şekilde alfa ve gama bantlarında Ses uyaranıinkinden daha yüksek, beta bandında ise düşüktür (Şekil 4.12). Bununla birlikte pozitif duygular için yakın değerler elde edilmiştir (Şekil 4.13). Ses+Görüntü uyaranı için PLV değerleri, alfa ve beta bantlarında düşük değerlik için diğer uyaran tiplerinin PLV değerlerinden yüksek olduğu açıkça görülmektedir. Fakat yüksek değerlik Ses+Görüntü uyaranı düşük PLV değerlerine sahiptir.

Aynı sonuçlar Şekil 4.14, Şekil 4.15 ve Şekil 4.16 ile de farklı açılardan verilmiştir. Bu şekillerden de açıkça görüleceği gibi MSP’lerin PLV değerleri hem Ses hem de Görüntü uyaranı kullanıldığında pozitif duygular için yüksek olurken (Şekil 4.14, Şekil 4.15), Ses+Görüntü uyaranı kullanıldığında değerler bir birine yakındır (Şekil 4.16).

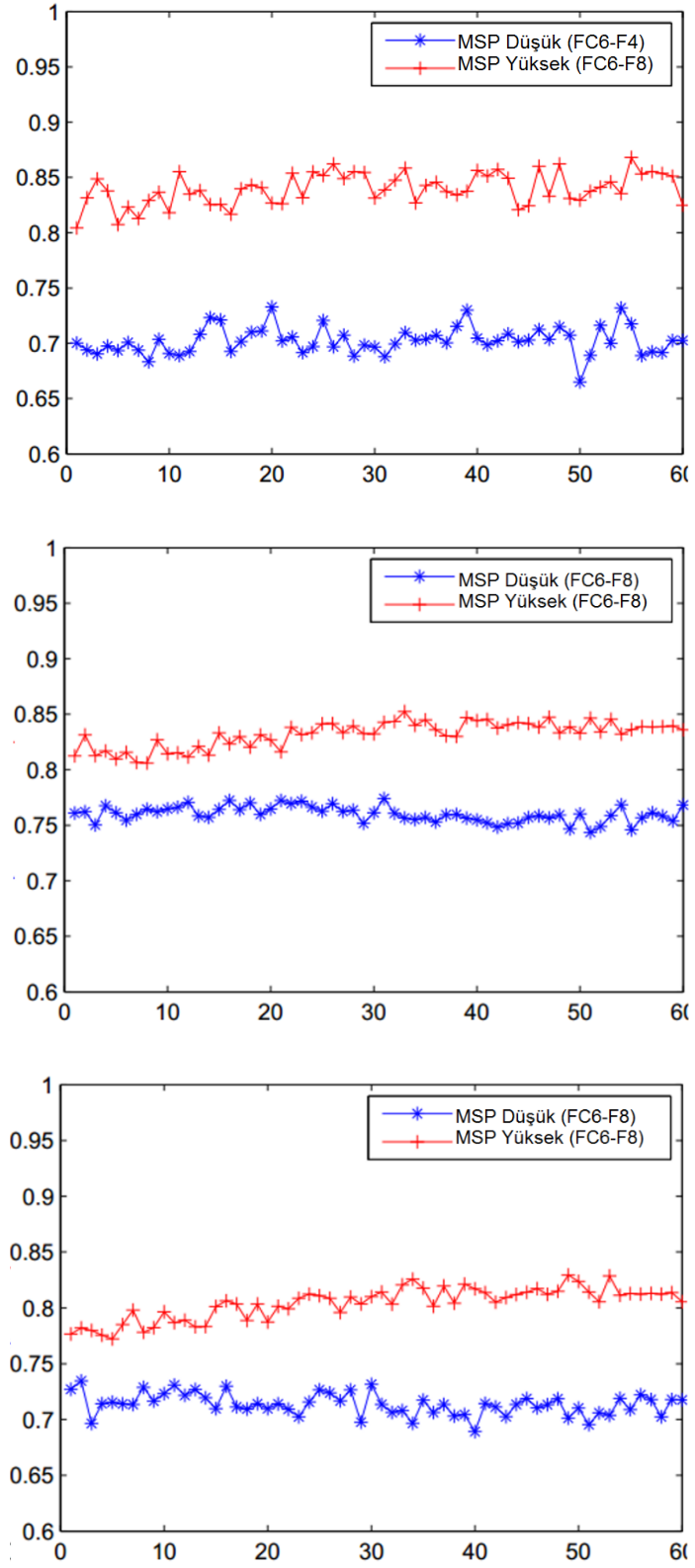
Bu sonuçlar, uyaran tipinin farklı duygu tipleri için fonksiyonel bağımlılık üzerine ayırıcı etkiye sahip olduğunu göstermektedir.



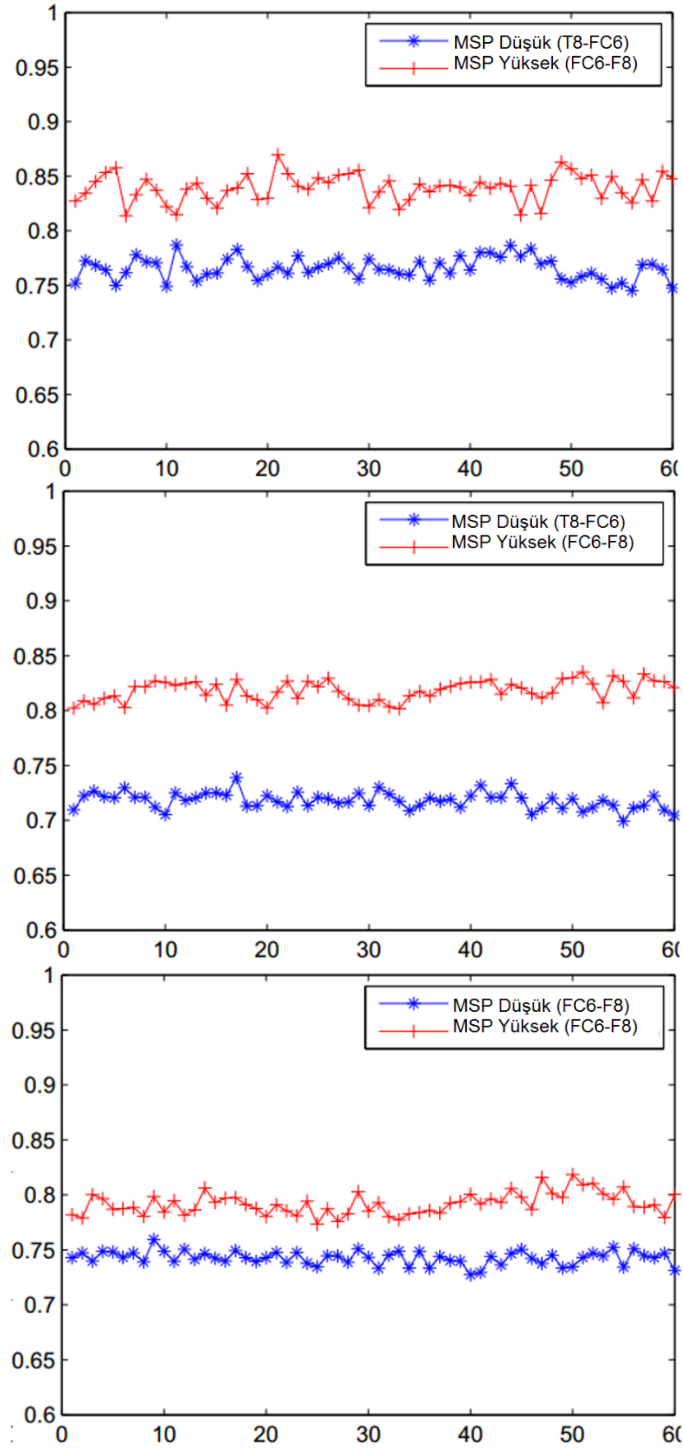
Şekil 4.12. Tüm bantlarda düşük değerlik için En Önemli Kanal Çiftlerine(MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)



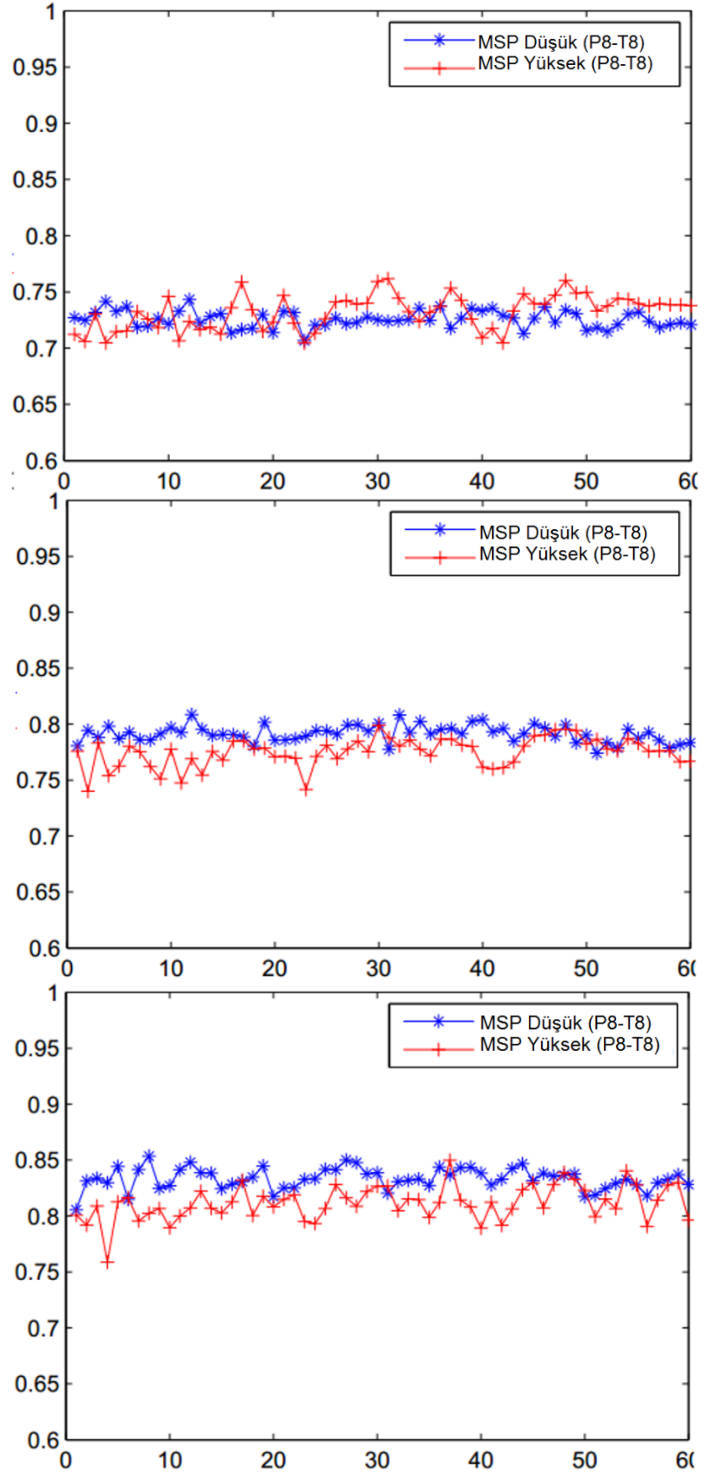
Şekil 4.13. Tüm bantlarda yüksek değerlik için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)



Şekil 4.14. Tüm bantlarda ses uyararı için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)



Şekil 4.15. Tüm bantlarda görüntü uyararı için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)



Şekil 4.16. Tüm bantlarda ses+görüntü uyarımı için En Önemli Kanal Çiftlerine (MSP) ait PLV değerleri (yukarıdan aşağıya alfa, beta, gama)

Zamana göre ortalama deęerler izelge 4.7 ile gsterilmiřtir.

izelge 4.7. MSP'ler iin ortalama PLV deęerleri

	Düşük Deęerlik			Yüksek Deęerlik		
	Ses	Görüntü	Ses+Görüntü	Ses	Görüntü	Ses+Görüntü
Alfa	0.7024	0.7656	0.8334	0.8396	0.8394	0.8117
Beta	0.7600	0.7181	0.7915	0.8319	0.8183	0.7751
Gama	0.7136	0.7427	0.7258	0.8041	0.7919	0.7321

4.2. EEG Sinyallerinden İkili Duygu Sınıflandırma

Bu bölümdeki alıřmada farklı uyaranlar kullanılarak toplanan EEG sinyallerinden deęerlik, aktivasyon ve baskınlık duygu boyutlarının düşük/yüksek řeklinde sınıflandırılması yapılmıřtır. Sınıflandırma alıřmalarında, farklı uyaran tiplerinin sınıflandırma performansı üzerine etkileri karřılařtırılmıřtır.

izelge 4.8, uyaran türlerinin deęerlik, aktivasyon ve baskınlık boyutlarına etkisini gstermektedir. izelgedeki deęerler MLP ve RF kullanılarak 10-kat apraz doęrulama ile elde edilen doęru pozitif oranlarıdır.

izelge 4.8. Farklı uyaran tipleri iin eřitli sınıflandırıcı sonuçları

Sınıflandırıcı	Uyaran	Deęerlik	Aktivasyon
MLP	Ses	0.763	0.658
	Görüntü	0.711	0.658
	Ses+Görüntü	0.816	0.684
RF	Ses	0.659	0.737
	Görüntü	0.686	0.684
	Ses+Görüntü	0.730	0.737

Deęerlik boyutunda yapılan yüksek/düşük sınıflandırmasında, doęru pozitif oraanı aısından en iyi performans ses+görüntü uyaranı iin elde edilmiřtir. Bu sonuç negatif/pozitif duyguların ayırımında ses ve görüntü bilgisinin birlikte kullanılmasının daha etkili olduęunu gstermektedir. En yüksek bařarım %81.6 ile MLP sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilmiřtir.

Aktivasyon boyutunda yapılan ikili sınıflandırmada ise en iyi performans %73.7 ile RF sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, sadece görüntü bilgisinin, sınıflandırmada sadece ses bilgisine göre daha düşük performans gösterdiği ve ses bilgisinin sakinlikten heyecanlıya olan ayırimda daha etkin olduğu gözlenmiştir.

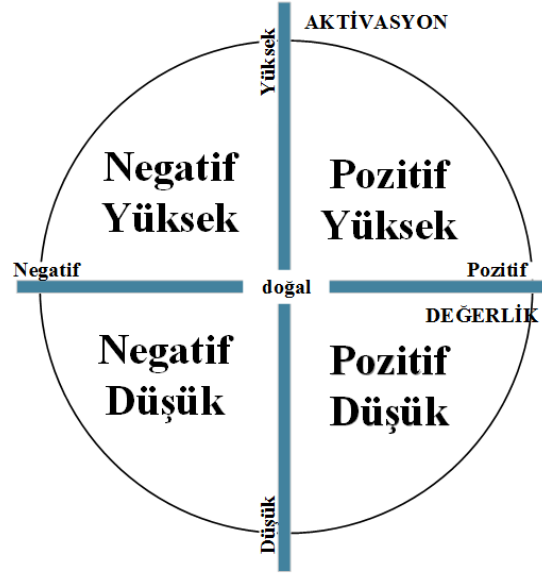
Çizelge 4.9’da farklı uyaran tipleri için kesinlik, hassasiyet ve f-skör değerleri her bir sınıflandırıcı ve her bir sınıf için verilmiştir.

Çizelge 4.9. Farklı uyaran tipleri için sınıflandırıcıların kesinlik, hassasiyet ve f-skör değerleri

		MLP		RF	
		Değ.	Akt.	Değ.	Akt.
Ses	kesinlik	0.750	0.710	0.781	0.722
		0.833	0.429	0.833	1.000
	hassasiyet	0.960	0.846	0.962	1.000
		0.385	0.250	0.417	0.167
	f-skör	0.842	0.772	0.757	0.839
		0.526	0.316	0.429	0.286
Görüntü	kesinlik	0.808	0.783	0.808	0.688
		0.500	0.467	0.333	0.667
	hassasiyet	0.778	0.692	0.778	0.917
		0.546	0.583	0.375	0.286
	f-skör	0.793	0.735	0.792	0.786
		0.522	0.519	0.353	0.400
Ses + Görüntü	kesinlik	0.864	0.692	0.759	0.813
		0.750	0.680	0.625	0.681
	hassasiyet	0.826	0.529	0.880	0.650
		0.800	0.809	0.417	0.833
	f-skör	0.844	0.600	0.815	0.722
		0.774	0.739	0.500	0.750

4.4. EEG Sinyalleri ve Yüz İfadeleri Kullanılarak Dörtlü Sınıflandırma

Bu bölümde, dört bölgesi Değerlik-Aktivasyon duygu uzayı (Şekil 4.17) için; EEG sinyalleri, yüz ifadeleri ve bunların öznelilik seviyesinde birleştirilmesiyle elde edilen dörtlü sınıflandırma performansları verilmiştir.



Şekil 4.17. Dört bölgeli duygu uzayı

Sınıflandırma çalışmalarında, farklı uyaran tiplerinin EEG ve yüz kanallarının sınıflandırma performansı üzerine etkileri karşılaştırılmıştır. Çizelge 4.10, uyaran türlerinin EEG, yüz ve her iki kanalın öznelilik seviyesinde birleştirilmesi ile elde edilen sınıflandırıcı başarımlarını göstermektedir.

Çizelge 4.10.Sınıflandırıcı başarımları

Sınıflandırıcı	Uyaran	EEG	Yüz	EEG+Yüz
MLP	Ses	0.411	0.421	0.488
	Görüntü	0.373	0.424	0.440
	Ses+Görüntü	0.419	0.421	0.459
RF	Ses	0.507	0.552	0.571
	Görüntü	0.440	0.456	0.475
	Ses+Görüntü	0.467	0.485	0.488
DVM	Ses	0.437	0.400	0.523
	Görüntü	0.395	0.453	0.488
	Ses+Görüntü	0.419	0.427	0.475

Çizelge 4.10'daki değerler, MLP, RF ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak 10-kat çapraz doğrulama ile elde edilen doğru pozitif oranlardır. Değerlerden EEG kanalından ses uyaranı ile elde edilen başarımın daha yüksek olduğu görülmektedir. Sadece MLP

sınıflandırıcısı ile sadece ses ve ses+görüntü uyarıları için birbirine yakın performanslar elde edilmiştir. EEG kanalından en düşük başarımlar, sadece görüntü uyarıları ile elde edilmiştir. Uyarılar olarak sadece görüntü kullanmanın, duyguları bölgelere ayırmada diğer uyarı tipleri ile karşılaştırıldığında daha düşük performans gösterdiği görülmüştür. Yüz ifadeleri kullanılarak elde edilen sınıflandırma sonuçlarının, EEG ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırıldığında daha yüksek olduğu görülmüştür. Çizelgeden genel olarak öznelik seviyesinde birleştirmenin sınıflandırma başarımlarını artırdığı görülmektedir. En yüksek başarımlar ses uyarıları ile elde edilmiştir.

Çizelge 4.11’de sınıflandırıcılara ait ağırlıklı ortalama f-skor değerleri verilmiştir. Sonuçlardan genel olarak görüleceği üzere, öznelik seviyesinde birleştirme ile genel olarak daha iyi sınıflandırma performansı elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 4.11.Ağırlıklı ortalama f-Skor değerleri

Sınıflandırıcı	Uyarılar	EEG	Yüz	EEG+Yüz
MLP	Ses	0.381	0.409	0.491
	Görüntü	0.370	0.387	0.407
	Ses+Görüntü	0.363	0.410	0.437
RF	Ses	0.498	0.546	0.566
	Görüntü	0.385	0.384	0.449
	Ses+Görüntü	0.392	0.450	0.417
DVM	Ses	0.398	0.360	0.522
	Görüntü	0.389	0.440	0.450
	Ses+Görüntü	0.398	0.420	0.408

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, EEG sinyalleri ve yüz ifadeleri kullanılarak farklı uyaran tipleri için duygu analizi ve sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Bu amaçla EEG ve yüz görüntülerini içeren bir veritabanı oluşturulmuştur. Katılımcılarda istenilen duyguların uyarımı için ses, görüntü ve ses+görüntü olmak üzere üç farklı uyaran tipi kullanılmıştır. Duyguların temsili ve etiketlenmesinde boyutsal yaklaşım kullanılmış ve literatürde de yaygın olarak kullanılan değerlik ve aktivasyon boyutları üzerine çalışmalar yapılmıştır. Tez kapsamında oluşturulan veritabanında katılımcılarda duyguları ortaya çıkarmak için, görsel, işitsel ve hem görsel hem işitsel olmak üzere üç farklı uyaran tipi kullanılarak, uyaran tiplerinin duygu analizi ve sınıflandırması üzerine etkileri de araştırılmıştır.

Duygu analizinde, pozitif/negatif duygu durumları farklı uyaran tipleri için fonksiyonel beyin bağlantıları faz kilitleme değerleri yoluyla analiz edilmiştir. Sonuçlar, pozitif/negatif duygular için elde edilen ortalama PLV değerlerinin, anterior-frontal (AF3, AF4), fronto-central (FC5, FC6), mid-frontal (F3, F4), inferior-frontal (F7, F8), temporal (T8) ve parietal (P8) kanalları arasında, nötr duygu durumuna göre önemli farklar olduğunu göstermektedir. Sonuçlar aynı zamanda, sağ yarıkürenin fonksiyonel bağlantı açısından duygu durumu üzerinde daha fazla etkiye sahip olduğunu göstermiştir. Uyaran tipleri arasındaki önemli farklılıklar sağ yarıkürede ve çoğunlukla alfa bandında gözlenmiştir.

Sol yarıkürede sadece frontal bölgede önemli bağlantılar gözlenmiştir. Ses uyararı için PLV değerleri, sol anterior-frontal ve fronto-central bölgeleri arasındaki görüntü ve sesli görüntü değerlerinden önemli derecede farklılıklar göstermektedir. Faz senkronizasyonu alfa bandında hem pozitif hem de negatif duygular için gözlenirken, negatif duygular için sadece beta bandında gözlenmiştir. Ayrıca, sol anterior-frontal ile sağ mid-frontal arasında ve inferior-frontal bölgelerde yarıküreler arası fonksiyonel bağlantı da bulunmaktadır. Ancak, beyin yarıküreleri arasındaki önemli bağlantıların, sadece ses/görüntü ve ses/ses+görüntü uyaran tipleri arasında pozitif duygular için ortaya çıkması ve sadece ses uyararı için eşik değerini geçen PLV değerine sahip olması ilgi çekicidir. Bunların yanı sıra, duygusal durum ile nötr durum arasında en yüksek PLV farkına sahip kanal çiftleri de incelenmiştir. Negatif duygularda, alfa ve beta bantlarında uyaran tipleri arasında pozitif duygu durumuna göre daha yüksek farklar görülmüştür. Bu

sonular uyaran tiplerinin farklı duygu tipleri için fonksiyonel bağlantı kapsamında ayırıcı etkiye sahip olduğunu göstermiştir.

EEG sinyallerinden öznitelik çıkarımında dalgacık dönüşümü ve ikili sınıflandırma için 2 farklı sınıflandırıcı kullanılmıştır. Değerlik ve aktivasyon boyutlarındaki sınıflandırma çalışmaları ses, görüntü ve ses+görüntü uyaranları ile sonuçlar karşılaştırılmıştır. Değerlik boyutunda yapılan yüksek/düşük sınıflandırmasında, ses ve görüntü bilgisinin birlikte kullanılmasının daha etkili olduğunu gösterilmiştir. Aktivasyon boyutunda yapılan ikili sınıflandırmada ses bilgisinin sakinlikten heyecanlıya olan ayırıcımda daha etkin olduğu gözlenmiştir.

Dörtlü sınıflandırma çalışmasında, EEG kanalından dalgacık dönüşümü ile elde edilen öznitelikler ile yüz kanalından elde edilen geometrik öznitelikler ayrı ayrı ve öznitelik seviyesinde birleştirilerek sınıflandırma performansları sunulmuştur. EEG kanalından ses uyararı ile elde edilen başarımın genelde daha yüksek olduğu görülmüştür. EEG kullanılarak yapılan sınıflandırma çalışmasında, en düşük başarım sadece görüntü uyararı ile elde edilmiştir. Genel olarak öznitelik seviyesinde birleştirmenin sınıflandırma başarımları artırdığı görülmektedir. En yüksek başarımlar ses uyararı ile elde edilmiştir.

Gelecek çalışma olarak, farklı duygu durumlarında beyin bölgeleri arasındaki fonksiyonel etkileşimlerinin farklı algoritmalarla analiz edilmesi, sınıflandırma çalışmaları öznitelik çıkarımında doğrusal olmayan sinyallerin analizinde etkili olduğu bilinen Hilbert-Huang Dönüşüm gibi yöntemlerin kullanılması, zaman ve frekans boyutlarında elde edilecek özniteliklerin birlikte kullanımı, öznitelik seçimin sınıflandırma başarımına etkisinin incelenmesi ve farklı bilgi kanallarının karar seviyesinde birleştirmenin sınıflandırma performansına etkisinin araştırılması gösterilebilir.

KAYNAKLAR

- Ahmed, M. A., 2014. Emotion Recognition Based on Correlation Between Left and Right Frontal EEG Assymetry, **Mecatronics**, 99–103.
- Akman, M., Genç, Y., Ankaralı, H., 2011. Random Forests Yöntemi ve Sağlık Alanında Bir Uygulama. **Türkiye Klinikleri J Biostat**, 3(1), 36–48.
- Aleksic, P. S. and Katsaggelos, A. K., 2006. Automatic facial expression recognition using facial animation parameters and multistream HMMs. **Information Forensics and Security**, 1(1), 3–11.
- Alfano, K. M. and Cimino, C. R., 2008. Alteration of expected hemispheric asymmetries : Valence and arousal effects in neuropsychological models of emotion. **Brain and Cognition**, 66(3), 213–220.
- Al-galal, S. A. Y., Taha, I. F., Wahab, A., 2015. Relaxing Music Using Valence-Arousal Model. **4th International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies**, (9–14).
- Aristidou, A., Charalambous, P., Chrysanthou, Y., 2015. Emotion Analysis and Classification : Understanding the Performers ' Emotions Using the LMA Entities. **Computer Graphics Forum**, 34(6), 262–276.
- Ashraf, A. B., Lucey, S., Cohn, J. F., Chen, T., Ambadar, Z., Prkachin, K. M., 2009. The painful face–pain expression recognition using active appearance models. **Image and Vision Computing**, 27(12), 1788–1796.
- Atkinson, J. and Campos, D., 2016. Improving BCI-based emotion recognition by combining EEG feature selection and kernel classifiers R. **Expert Systems With Applications**, 47, 35–41.
- Badcock, N. A., Preece, K. A., de Wit, B., Glenn, K., Fieder, N., Thie, J., McArthur, G., 2015. Validation of the Emotiv EPOC EEG system for research quality auditory event-related potentials in children. **PeerJ**, 3, e907.
- Barlett, M. S., Littlewort, G., Frank, M., Lainscsek, C., Fasel, I., Movellan, J., 2006. Fully automatic facial action recognition in spontaneous behavior. **Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. FGR 2006**. (223–230).
- Başar, E., 2013. A review of gamma oscillations in healthy subjects and in cognitive impairment. **International Journal of Psychophysiology**, 90(2), 99–117.
- Batliner, A., Hacker, C., Steidl, S., Nöth, E., D'Arcy, S., Russel, M. J., & Wong, M., 2004. You Stupid Tin Box-Children Interacting with the AIBO Robot: A Cross-linguistic Emotional Speech Corpus. **LREC** (171–174).
- Bono, V., Biswas, D., Das, S., Maharatna, K., 2016. Classifying Human Emotional States using Wireless EEG based ERP and Functional Connectivity Measures, **2016 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)**, 200–203.
- Borod, J. C., Obler, L. K., Agosti, R. M., Borod, J. C., Santschi, C., 1998. Right hemisphere emotional perception : Evidence across multiple channels . Right

- Hemisphere Emotional Perception: Evidence Across Multiple Channels. **Neuropsychology**, 12(3), 446–458.
- Breiman, L. E. O., 2001. Random Forests, **Machine learning**, 45(1), 5–32.
- Bressler, S. L., 1995. Large-scale cortical networks and cognition. **Brain Research Reviews**, 20, 288–304.
- Brovelli, A., Ding, M., Ledberg, A., Chen, Y., Nakamura, R., Bressler, S. L., 2004. Beta oscillations in a large-scale sensorimotor cortical network: Directional influences revealed by Granger causality. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, 101(26), 9849–9854.
- Burkhardt, F., Paeschke, A., Rolfes, M., Sendlmeier, W. F., Weiss, B., 2005. A database of German emotional speech. **Interspeech**, (1517–1520).
- Busso, C., Bulut, M., Lee, C. C., Kazamzadeh, A., Mower, E., Kim, S., Narayanan, S. S., 2008. IEMOCAP: Interactive emotional dyadic motion capture. **Language Resources and Evaluation**, 42(4), 1–29.
- Canli, T., Desmond, J. E., Zhao, Z., Glover, G., & Gabrieli, J. D., 1998. Hemispheric asymmetry for emotional stimuli detected with fMRI. **Neuroreport**, 9(14), 3233–3239.
- Caramia, N., Lotte, F., Ramat, S., 2014. Optimizing Spatial Filter Pairs For Eeg Classification Based On Phase-Synchronization. **Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)**, (2049–2053).
- Chandra, S., Science, A., Sharma, G., Science, A., Rizvi, A. Z., Gupta, N., Jha, D., 2016. Gender Differences with Different Emotions for Brain Functional Connectivity. **International Journal of Scientific Research in Information Systems and Engineering (IJSRISE)**, 2(1), 1–8.
- Chanel, G., Ansari-asl, K., Pun, T., 2007. Valence-arousal evaluation using physiological signals in an emotion recall paradigm, **2007 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics**, 41(22), 2662–2667.
- Chen, M. and Han, J., 2015. Identifying Valence and Arousal Levels via Connectivity between EEG Channels. **International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)**, (63–69).
- Chen, S., Gao, Z., Wang, S., 2016. Emotion Recognition from Peripheral Physiological Signals Enhanced by EEG. **ICASSP2016**, (2827–2831).
- Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H., Graham, J., 1995. Active Shape Models-Their Training and Application. **Computer Vision and Image Understanding**, 61(1), 38–59.
- Dalal, N. and Triggs, B. 2005. Histograms of oriented gradients for human detection. **IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)**, (886–893).
- Ding, M., Bressler, S. L., Yang, W., Liang, H., 2000. Short-window spectral analysis of cortical event-related potentials by adaptive multivariate autoregressive modeling: data preprocessing, model validation, and variability assessment. **Biological**

- cybernetics, 83(1), 35–45.
- Ekman, P., 1999. Basic Emotions. **Handbook of Cognition and Emotion** (Dalglish, 45–60). New York: John Wiley&Sons Ltd.
- Ekman, P., 2007. The Directed Facial Action Task. **Handbook of Emotion Elicitation and Assessment** (47–53).
- El Ayadi, M., Kamel, M. S., Karray, F., 2011. Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases. **Pattern Recognition**, 44(3), 572–587.
- Gandhi, T., Panigrahi, B. K., Anand, S., 2011. A comparative study of wavelet families for EEG signal classification. **Neurocomputing**, 74(17), 3051–3057.
- Gonuguntla, V., Wang, Y., Veluvolu, K. C., 2013. Phase synchrony in subject-specific reactive band of eeg for classification of motor imagery tasks. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), **35th Annual International Conference of the IEEE**, (2784–2787).
- Gonzalez, N., Ortiz, F., Gonzalez, J. G., Montes, A., Pena, A. M., 2016. Induction of Emotional States in People with Disabilities through Film Clips using Brain Computer Interfaces. **IEEE Latin America Transactions**, 14(2), 563–568.
- Gu, G., Yang, Y., Zhu, Y., Qiu, Y., 2010. The phase analysis of ongoing EEG oscillations under face/object perception. **Proceedings - 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, BMEI 2010**, (C. 3, 1063–1066).
- Gunes, H., & Pantic, M., 2010. Automatic, Dimensional and Continuous Emotion recognition. **International Journal of Synthetic Emotions**, 1(1), 68–99.
- Hall, M. A., 1999. Correlation-based Feature Selection for Machine Learning. The University of Waikato Doktora Tezi.
- Harmon-jones, E., 2003. Clarifying the emotive functions of asymmetrical frontal cortical activity. **Psychophysiology**, 40(6), 838–848.
- Heikkila, J., Ojansivu, V., Rahtu, E., 2010. Improved blur insensitivity for decorrelated local phase quantization. **20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '10)**, (818–821).
- Holtgraves, T. and Felton, A., 2011. Hemispheric asymmetry in the processing of negative and positive words : A divided field study. **Cognition & Emotion**, 25(4), 691–699.
- Huang, X., Kortelainen, J., Zhao, G., Li, X., Moilanen, A., Seppänen, T., Pietikäinen, M., 2016. Multi-modal emotion analysis from facial expressions and electroencephalogram. **Computer Vision and Image Understanding**, 147, 114–124.
- Iwaki, T. and Noshiro, M. 2012. EEG Activity over Frontal Regions during Positive and Negative Emotional Experience. **International Conference on Complex Medical Engineering**, (418–422).
- Jiang, B., Valstar, M., Martinez, B., Pantic, M., 2012. A dynamic appearance descriptor

- approach to facial actions temporal modeling. **Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions**, 42(2), 513–529.
- Jończyk, R., 2016. Hemispheric asymmetry of emotion words in a non-native mind : A divided visual field study. **Laterality : Asymmetries of Body , Brain and Cognition**, 20(3), 326–347.
- Kanade, T., Cohn, J. F., Tian, Y., 2000. Comprehensive database for facial expression analysis. **Recognition, Automatic Face and Gesture** (46–53).
- Kang, J. S., Park, U., Gonuguntla, V., Veluvolu, K., Lee, M., 2015. Human implicit intent recognition based on the phase synchrony of {EEG} signals. **Pattern Recognition**, 66, 144–152.
- Kassam, K. S., Markey, A. R., Cherkassky, V. L., Loewenstein, G., Just, M. A., 2013. Identifying emotions on the basis of neural activation. **PLoS One**, 8(6), e66032.
- Kaulard, K., Cunningham, D. W., Bülthoff, H. H., Wallraven, C., 2012. The MPI Facial Expression Database — A Validated Database of Emotional and Conversational Facial Expressions. **PLoS ONE**, 7(3), e32321.
- Kaya, H., Gurpinar, F., Afshar, S., Salah, A. A., 2015. Contrasting and Combining Least Squares Based Learners for Emotion Recognition in the Wild Categories and Subject Descriptors. **Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction** (459–466).
- Koelstra, S., Mühl, C., Soleymani, M., Lee, J. S., Yazdani, A., Ebrahimi, T., Patras, I., 2012. DEAP: A database for emotion analysis; Using physiological signals. **IEEE Transactions on Affective Computing**, 3(1), 18–31.
- Kucukaltun-Yildirim, E., 2006. Signal Processing Approaches to MEG Data Analysis: Comparison of Localization Methods and Neural Synchrony Detection. University of Southern California Doktora Tezi.
- Kumar, N., Khaund, K., Hazarika, S. M., 2016. Bispectral Analysis of EEG for Emotion Recognition. **Procedia - Procedia Computer Science**, 84, 31–35.
- Lachaux, J. P., Rodriguez, E., Martinerie, J., Varela, F. J., 1999. Measuring phase synchrony in brain signals. **Human Brain Mapping**, 8(4), 194–208.
- Lahane, P. and Sangaiah, A. K., 2015. An Approach to EEG Based Emotion Recognition and Classification using Kernel Density Estimation. **Procedia - Procedia Computer Science**, 48, 574–581.
- Lane, R. D. and Nadel, L., 2002. Cognitive neuroscience of emotion. **Oxford University Press**.
- Lang, P. J., Bradley, M. M., Cuthbert, B. N., 1997. International Affective Picture System (IAPS): **Technical Manual and Affective Ratings**.
- Lee, Y.-Y. and Hsieh, S., 2014. Classifying Different Emotional States by Means of EEG-Based Functional Connectivity Patterns. **PLoS ONE**, 9(4), 1–13.
- Li, M. and Lu, B. L. 2009. Emotion classification based on gamma-band EEG. **Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE**

Engineering in Medicine and Biology Society: Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009, (1323–1326).

- Lin, Y., Liu, B., Liu, Z., Gao, X., 2015. EEG gamma-band activity during audiovisual speech comprehension in different noise environments. **Cognitive Neurodynamics**, 9(4), 389–398.
- Lin, Y.-P., Wang, C.-H., Jung, T.-P., Wu, T.-L., 2010. EEG-Based Emotion Recognition in Music Listening. **Biomedical Engineering**, 57(7), 1798–1806.
- Lindquist, K. A., Wager, T. D., Kober, H., Bliss-Moreau, E., Barrett, L. F., 2012. The brain basis of emotion: a meta-analytic review. **Behavioral and Brain Sciences**, 35(03), 121–143.
- Liu, Y. and Sourina, O., 2012. EEG-based Valence Level Recognition for Real-Time Applications. **International Conference on Cyberworlds**, (53–60).
- Lowe, D. G., 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. **International Journal of Computer Vision**, 60(2), 91–110.
- Lyons, M., Akamatsu, S., Kamachi, M., Gyoba, J., 1998. Coding facial expressions with gabor wavelets. **Automatic Face and Gesture Recognition** (200–205).
- Ma, M., Li, Y., Xu, Z., Tang, Y., Wang, J., 2012. Small-world network organization of functional connectivity of EEG gamma oscillation during emotion-related processing. **Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2012 5th International Conference**, (597–600).
- Martin, O., Kotsia, I., Macq, B., Pitas, I., 2006. The eNTERFACE'05 audio-visual emotion database. **International Conference on Data Engineering Workshops**, (1), 8–15.
- Mashal, N. and Itkes, O., 2016. The effects of emotional valence on hemispheric processing of metaphoric word pairs. **Laterality: Asymmetries of Body, Brain and Cognition**, 19(5), 511–521.
- McKeown, G., Valstar, M. F., Cowie, R., Pantic, M., 2010. The SEMAINE corpus of emotionally coloured character interactions. **Multimedia and Expo (ICME)** (1079–1084).
- Mehmood, R. M. and Lee, H. J., 2016. Emotion classification of eeg brain signal using svm and knn, **Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)**, 1-5.
- Mitchell, R. L. C., Elliott, R., Barry, M., Cruttenden, A., Woodruff, P. W. R., 2003. The neural response to emotional prosody , as revealed by functional magnetic resonance imaging. **Neuropsychologia**, 41, 1410–1421.
- Mormann, F., Lehnertz, K., David, P., Elger, C., 2000. Mean phase coherence as a measure for phase synchronization and its application to the EEG of epilepsy patients. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, 144(3), 358–369.
- Morris, J., 1995. Observations: Sam: The Self-Assessment Manikin; An Efficient Cross-Cultural Measurement of Emotional Response. **Journal Advertising Research**, 35(8), 63–68.

- Nikolaevna, F. N., 2015. Bioengineering System for Research on Human Emotional Response to External Stimuli, **Biomedical Engineering and Computational Technologies (SIBIRCON)**, 13–17.
- Nunez, P. L., Srinivasan, R., Westdorp, F., Wijesinghe, R. S., Tucker, D. M., Silberstein, R. B., Cadusch, P. J., 1997. EEG coherency. I: Statistics, reference electrode, volume conduction, Laplacians, cortical imaging, and interpretation at multiple scales. **Electroencephalography and clinical neurophysiology**, 103(5), 499–515.
- Oflazoglu, C. and Yildirim, S., 2013. Recognizing emotion from Turkish speech using acoustic features. **EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing**, 2013, 26.
- Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T., 2002. Multiresolution Gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. **Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 24(7), 971–978.
- Onton, J. and Makeig, S., 2006. Information-based modeling of event-related brain dynamics. **Elsevier Science Inc.**, 159, 99–120.
- Patil, A., Panat, A., Ragade, S. A., 2015. Classification of Human Emotions from Electroencephalogram using Support Vector Machine, **2015 International Conference on Information Processing (ICIP)**, 404–408.
- Petrantonakis, P. C. and Hadjileontiadis, L. J., 2010. Emotion Recognition from EEG Using Higher Order Crossing. **Information Technology in Biomedicine**, 14(2), 186–197.
- Pfurtscheller, G. and Silva, F. L. D., 1999. Event-related eeg/meg synchronization and desynchronization: basic principles. **Clinical Neurophysiology**, 110(11), 1842–1857.
- Radeva, S. and Radev, D., 2016. Brain - Computer Interface for Communication and Estimation of Human Emotion from EEG and Video. **International Journal of New Computer Architectures and their Applications (IJNCAA)**, 6(1), 9–15.
- Ramirez, R. and Vamvakousis, Z., 2012a. Detecting emotion from EEG signals using the emotive epoc device. **Brain Informatics** (175–184).
- Ramirez, R. and Vamvakousis, Z., 2012b. Detecting Emotion from EEG Signals Using the Emotive Epoc Device. **Brain Informatics** (175–184).
- Rodriguez, E., George, N., Lachaux, J., Martinerie, J., Renault, B., Varela, F., 1999. Perception's shadow: long-distance synchronization of human brain activity. **Nature**, 397, 430–433.
- Rosenblum, M., Pikovsky, A., Kurths, J., Schaefer, C., Tass, P., 2001. Phase synchronization: from theory to data analysis. **Handbook of Biological Physics**, Elsevier Science, 4, 279–321.
- Rottenberg, J., Ray, R. D., Gross, J. J., 2007. Emotion elicitation using films. The handbook of emotion elicitation and assessment (9–28). **Oxford University Press**.
- Sato, J. and Morishima, S., 1996. Emotion modeling in speech production using emotion space. **Robot and Human Communication** (472–477).

- Sebe, N., Cohen, I., Huang, T. S., 2004. Multimodal Emotion Recognition. **Emotion** (1–23).
- Senyerl, S., Ozgdl, C., Ozbal, E. A., Duru, A. D., Dam, C., 2015. Analysis On Causal Relationship of Electrical Activations in Response to Emotional Stimulus. **Medical Technologies National Conference (TIPTEKNO)** (1–4).
- Shahabi, H. and Moghimi, S., 2016. Toward automatic detection of brain responses to emotional music through analysis of EEG effective connectivity. **Computers in Human Behavior**, 58, 231–239.
- Soleymani, M., Asghari-esfeden, S., Member, S., 2016. Analysis of EEG Signals and Facial Expressions for Continuous Emotion Detection. **IEEE Transactions on Affective Computing**, 7(1), 17–28.
- Soleymani, M., Lichtenauer, J., Pun, T., Pantic, M., 2012. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging. **IEEE Transactions on Affective Computing**, 3(1), 42–55.
- Sontisirkit, S., 2013. Special Study on Guildlines to Develop Brain, **Working Paper** (yayınlanmamış).
- Srinivas, V., Rama, V., Rao, C. B. R., 2016. Wavelet Based Emotion Recognition Using RBF Algorithm. **International Journal of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering**, 4(5), 29–34.
- Stam, C. J. and van Dijk, B. W., 2002. Synchronization likelihood: an unbiased measure of generalized synchronization in multivariate data sets. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, 163(3-4), 236–251.
- Tang, Y., Li, Y., Wang, J., Tong, S., Li, H., Yan, J., 2011. Induced Gamma Activity in EEG Represents Cognitive Control during Detecting Emotional Expressions. **33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS** (1717–1720).
- Tass, P., Rosenblum, M. G., Weule, J., Kurths, J., Pikovsky, A., Volkmann, J., Freund, H.-J., 1998. Detection of n: m phase locking from noisy data: application to magnetoencephalography. **Physical review letters**, 81(15), 3291–3294.
- Torre, F. D., Chu, W. S., Xiong, X., Vicente, F., Ding, X., Cohn, J. F., 2015. IntraFace. **IEEE International Conference on Face and Gesture Recognition** (532–539).
- Tsalakanidou, F. and Malassiotis, S., 2010. Real-time 2D + 3D facial action and expression recognition. **Pattern Recognition**, 43(5), 1763–1775.
- Valenza, G., Greco, A., Lanata, A., Gentili, C., Menicucci, D., Sebastiani, L., Scilingo, E. P., 2016. Brain Dynamics During Emotion Elicitation in Healthy Subjects : an EEG Study, **2015 AEIT International Annual Conference (AEIT)**, 13–15.
- Wang, X.-W., Nie, D., Lu, B.-L., 2011. EEG-Based Emotion Recognition Using Frequency Domain Features and Support Vector Machines. **Neural Information Processing** (734–743).
- Wang, Y., Veluvolu, K. C., Cho, J. H., Defoort, M., 2012. Adaptive estimation of eeg for subject-specific reactive band identification and improved erd detection. **Neuroscience Letters**, 528(2), 137–142.

- Winkler, I., Haufe, S., Tangermann, M., 2011. Automatic Classification of Artifactual ICA-Components for Artifact Removal in EEG Signals. **Behavioral and Brain Functions**, 7(1), 30.
- Xing, M., Tadayonnejad, R., Macnamara, A., Ajilore, O., 2016. EEG based functional connectivity reflects cognitive load during emotion regulation. **2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)** (771–774).
- Xiong, X. and Torre, F. De., 2013. Supervised Descent Method and its Applications to Face Alignment. **IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '13)** (532–539).
- Xu, H. and Plataniotis, K. N. K., 2012. Affect Recognition Using EEG Signal. **MMSP 2012** (299–304).
- Yohanes, R. E. J., Member, S., Ser, W., Member, S., Huang, G., Member, S., 2012. Discrete Wavelet Transform Coefficients for Emotion Recognition from EEG Signals. **34th Annual International Conference of the IEEE EMBS** (2251–2254).
- Yoon, H. J. and Chung, S. Y., 2011. EEG Spectral Analysis in Valence and Arousal Dimensions of Emotion. **11th International Conference on Control, Automation and Systems** (1319–1322).
- Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G. I., Huang, T. S., 2009. A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 31(1), 39–58.
- Zhang, Q. and Lee, M., 2010. Neurocomputing A hierarchical positive and negative emotion understanding system based on integrated analysis of visual and brain signals. **Neurocomputing**, 73(16-18), 3264–3272.

ÖZGEÇMİŞ

Yazar, 1971 yılı Erzurum doğumludur. İlk, orta ve lise öğrenimini Erzurum'da tamamladıktan sonra 1994 yılında Uludağ Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektronik Mühendisliği bölümünden mezun oldu. Lisans öğrenimini tamamladıktan sonra yüksek gerilim devre kesicileri alanında faaliyet gösteren Düzce Elektrik Makinaları A.Ş. (DEMİTAŞ) de mühendis olarak çalıştı. 1997 yılından 2010 yılına kadar Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi Adilcevaz Meslek Yüksekokulu Bilgisayar Teknolojisi ve Programlama bölümünde Öğretim Görevlisi olarak çalıştı. 2010 yılından itibaren Mustafa Kemal Üniversitesi Kırıkhan Meslek Yüksekokulu Bilgisayar Destekli Tasarım ve Animasyon bölümünde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır. Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında yüksek lisans çalışmalarını 2009 yılında tamamladı. 2011 yılında Mustafa Kemal Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Enformatik Ana Bilim Dalında doktora çalışmalarına başladı. Yazarın çalışma alanları EEG sinyal analizi, yüz ifadeleri analizi ve çok-kanallı sinyal analizi konularıdır.

EKLER

Ek 1. Tıbbi Etik Kurulu Rıza Formu

T.C.
MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
TAYFUR ATA SÖKMEN TIP FAKÜLTESİ
TIBBİ ETİK KURULU
Gönüllülerin Bilgilendirilmiş Olur / (Rıza) Formu

Araştırmamanın Konusu	: Çok Kanallı Duygu Kestirimi
Araştırmamanın Amacı	: Yüz ve EEG verilerinden duygu kestirimi yapmak.
Araştırmaya Katılma Süresi	: 120 dk.
Araştırmaya Katılacak Yaklaşık Gönüllü Sayısı	: 40

Bir masaüstü bilgisayar karşısında EEG ölçümü yapabilen bir headset ile yüz görüntünüzü ve EEG sinyallerinizi toplayacağız. İşitsel, görsel, hem işitsel hem de görsel filmlerden duygu kestirimi yapmak için SAM görselleri ile birlikte anket olarak doldurulacak bir kaç soru içeren aşağıdaki formu siz katılımcılara sunuyoruz.

Form üzerinde 9 tane resim bulunan 3 ölçek (Değerlik, Aktivasyon, Baskınlık) bulunmaktadır. Bu ölçeklere SAM görselleri denmektedir. Sizden duygunun kestirimi için bu görselleri kullanarak oylamanız istenmektedir. Biz burada bir ölçekte tek işaretleme yerine iki işaretleme kullanacağız. Birisi alt sınır değerlerini yani minimumu, diğeri de üst sınır değerlerini yani maksimumu belirlemek için kullanılacaktır. Bu yolla yapacağınız oylama ile filmdeki duygunun daha az yada daha fazla spesifik ve belirgin olmasını sağlayacaksınız.

Bu deneyde; film materyallerini izledikten sonra karşınıza gelen formun sol tarafında duyguyu belirlemek için 3 tane soru sorulmaktadır. Bu sorular:

1. Bu görselin/işitselin sizde uyandırdığı duygu nedir? (bu duygular alfabetik sıralı olarak)
İğrenç, Kızgın, korkmuş, Memnun, Mutlu, Nötr (Doğal), Üzgün, Sakin, Sıkkin, Şaşırılmış
2. Aynı veya daha yüksek bir şiddette yukarıdaki listede olmayan herhangi başka bir duygu yaşadınız mı? Evet ise belirtiniz. (Evet/Hayır)
3. Daha önceden bu film klipini görmüş müydünüz? (Evet/Hayır)

Formun sol tarafındaki birinci soruda belirttiğiniz duygunun aralığını sağ taraftaki SAM görsellerini kullanarak belirleyeceksiniz. Diğer bir deyişle birinci soruda seçtiğiniz duygu için 3 tane ölçekten minimum (sol taraf) ve maksimum (sağ taraf) değerleri belirleyeceksiniz. Her bir duygu için bu 3 karakteristik özellik psikologlar tarafından duyguları sınıflandırmak için kullanılmaktadır. Bu sayede ifade ettiğiniz duyguyu daha az veya daha fazla belirgin olmasını sağlayacaksınız. Bazı filmlerden çıkan duygu belirsiz olabilir veya duyguyu tam olarak tanımlamak zor olabilir. Bu durumlarda aralık değerini artırarak bu belirsizlikleri temsil etmek mümkündür.

1. Değerlik (Valence) :Bu karakteristik duygu olarak negatif (memnuniyetsizlik) yada pozitif (memnuniyet) değerlerini belirler.
2. Aktivasyon (Arousal/Activation) :Bu karakteristik duygu şiddetini ve yoğunluğu ölçerek hissiz (sakin) yada tutkulu (heyecanlılık) değerlerini belirler.
3. Baskınlık/saldırganlık (Dominance) :Bu karakteristik duygu ne kadar iddialı, duygu kendini ne kadar hissettirebiliyor şeklinde ölçerek teslimiyetçi, uysal, gerileyen yada dominant (saldırgan) değerleri belirler.

Kaydıracıları kullanarak sizde uyandırılan duyguyu, bu 3 karakteristik özelliğin her biri için belli bir aralık seçerek oluşturunuz. Kaydıracıların sol tarafı değerlerin düşük değerleri, sağ tarafı yüksek değerleri temsil eder. Sol tarafta minimum değerden başlayarak sağ tarafa gittikçe değerler yükselir, maksimum değere ulaşır. Aynı şekilde sağ tarafta maksimum değerden başlayarak sola gittikçe değerler azalır, minimum değere ulaşır.

İzlediğiniz film için duygu olarak bir şey hissetmiyorsanız; ölçekler üzerindeki kaydıracılara dokunmadan varsayılan değerlerinde bırakabilirsiniz.

Yukarıdaki, araştırmadan önce gönüllüye verilmesi gereken bilgileri içeren metni okudum. Bana, tanık huzurunda aşağıda konusu belirtilen araştırmayla ilgili yazılı ve sözlü açıklama yapıldı. Araştırmaya gönüllü olarak katıldığımı ve katılmama hakkımın olduğunu, araştırma başladıktan sonra devam etmeyi istememe hakkına sahip olduğum gibi kendi isteğime bakılmaksızın araştırmacı tarafından araştırma dışı bırakılabileceğimi biliyorum. Bu koşullarda söz konusu araştırmaya, hiçbir baskı ve zorlama olmaksızın, kendi rızam ile katılmayı kabul ediyorum.

GÖNÜLLÜ	
Adı Soyadı: Adresi:	Telefon : (0) Faks : (0) İmza
Bilgi Verebilecek Kişi:	
VELİ, VASİ VEYA VEKİL (18 yaşından küçük olanlar için)	
Adı Soyadı: Adresi:	Telefon : (0) Faks : (0) İmza:
Yakınlığı:	
ARAŞTIRMACI	
Adı Soyadı: Adresi:	Telefon : (0) Faks : (0) İmza
GEREKTİĞİNDE GÖNÜLLÜ VEYA YAKINININ BAŞVURABİLECEĞİ KİŞİ:	
Adı Soyadı: Adresi:	Telefon : (0) Faks : (0) İmza
TANIK:	
Adı Soyadı: Görevi Adresi:	Telefon : (0) Faks : (0) İmza

NOT: Bu belge dört örnek halinde hazırlanacak, birer örnek araştırmacı, gönüllü, tanık ve kurum tarafından saklanacaktır.

Ek-2.Katılımcı Bilgileri

Deneye katılan katılımcılara ait kişisel bilgiler aşağıdaki çizelgede sunulmuştur.

Çizelge Ek-2. Katılımcı bilgileri (K:katılımcı no, Y:yaş, C:cinsiyet(Erkek/Kız), E:Sağ/Sol el kullanımı, G:görme durumu, K:kahve, Ç:çay, T:tütün, İ:ilaç, U:uyku süresi, DU:deney günü uyku süresi, YER:yaşadığı yer, BBA:Bilgisayar-Beyin Arayüzü tecrübesi, DI:deney esnasında ilaç alınmış mı?(E/H))

No	Y	C	A	K	Ca	T	İ	U	D	Z	YER	BBA	DI
1	27	Er	Ara sıra	Ara sıra	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	8	8	Rahat	Mersin	H	H
2	19	Kı	Hiç	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Hiç	Hiç	9	9	Heyecanlı	Hatay	H	H
3	20	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Hiç	8	10	Normal	Muş	H	H
4	20	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Hiç	8	9	Heyecanlı	Adana	H	H
5	18	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Ara sıra	Hiç	6	5	Heyecanlı	Osmaniye	H	H
6	22	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	Hiç	7	6	Rahat	Diyarbakır	H	H
7	20	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	7	7	Rahat	K.Maraş	H	H
8	21	Er	Hiç	Hiç	Hiç	Hiç	Hiç	7	8	Heyecanlı	Adana	H	H
9	20	Kı	Hiç	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Ara sıra	Hiç	6	7	Heyecanlı	Osmaniye	H	H
10	20	Er	Ara sıra	Düzenli olarak	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	8	7	Rahat	İstanbul	E	H
11	21	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	9	10	Rahat	Mersin	H	H
12	20	Kı	Hiç	Düzenli olarak	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	7	6	Rahat	Malatya	H	H
13	21	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	7	8	Rahat	Aydın	H	H
14	21	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	7	5	Heyecanlı	Hatay	H	H
15	21	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	8	8	Meraklı	Bolu	H	H
16	19	Er	Ara sıra	Düzenli olarak	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	8	8	Rahat	İzmir	H	H
17	21	Er	Hiç	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Ara sıra	Hiç	7	9	Rahat	G.Antep	E	H
18	21	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	Hiç	5	7	Rahat	G.Antep	H	H
19	19	Kı	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	Guatr ilacı	5	6	Rahat	G.Antep	H	E
20	21	Er	Hiç	Ara sıra	Düzenli olarak	Hiç	Hiç	6	6	Heyecanlı	Adana	H	H
21	22	Er	Hiç	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Düzenli olarak	Hiç	4	7	Rahat	Kayseri	H	H
22	19	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	8	8	Rahat	G.Antep	H	H
23	20	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	8	8	Rahat	K.Maraş	H	H
24	21	Er	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	8	8	Rahat	Elazığ	H	H
25	19	Kı	Hiç	Ara sıra	Ara sıra	Hiç	Hiç	8	8	Rahat	Hatay	H	H