



MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

EEG İŞARETLERİNDEN DUYGU KESTİRİMİ

SÜHEYLA SİNEM UZUN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Antakya / HATAY

OCAK-2012



MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

EEG İŞARETLERİNDEN DUYGU KESTİRİMİ

SÜHEYLA SİNEM UZUN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Antakya/HATAY

OCAK-2012

MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EEG İŞARETLERİNDEN DUYGU KESTİRİMİ

SÜHEYLA SİNEM UZUN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Yrd. Doç. Dr. Serdar YILDIRIM danışmanlığında hazırlanan bu tez 06/01/2012 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.

Yrd.Doç.Dr.SerdarYILDIRIM

Başkan

Yrd.Doç.Dr. Vedat ÖZKANER

Üye

Yrd.Doç.Dr.YakupKUTLU

Üye

Bu tez Enstitümüz Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında hazırlanmıştır.

Kod No:

Prof. Dr.Hüseyin GÖZÜBENLİ

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.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	II
ABSTRACT	III
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	IV
ŞEKİLLER DİZİNİ	VI
ÇİZELGELER DİZİNİ	VII
1. GİRİŞ	1
1.1. Fizyolojik İşaretler	1
1.1.1. Aksiyon Potansiyeli	1
1.1.2. EEG İşaretleri.....	3
1.2. Duygu Kavramı.....	7
1.3. İnsan Makine Arayüzleri.....	7
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	9
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	11
3.1. Materyal	11
3.1.1. Duygu Uyarımında Kullanılan İşitseller	12
3.1.2. EEG Kayıtlarının Oluşturulması	15
3.1.3. Kişisel Değerlendirme Anketi.....	15
3.2. Yöntem.....	19
3.2.1. EEG İşaretlerinin Filtrelenmesi.....	20
3.2.2. Öznitelik Çıkarımı.....	20
3.2.2.2. Hilbert Huang Dönüşümü.....	23
3.2.3. Öznitelik Seçimi.....	31
3.2.4. Duygu Boyutlarının Kestirimi.....	31
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA	36
5. SONUÇ ve ÖNERİLER.....	40
KAYNAKLAR	41
TEŞEKKÜR	44
ÖZGEÇMİŞ.....	45

ÖZET**EEG İŞARETLERİNDEN DUYGU KESTİRİMİ**

Duygusal durumun belirlenmesi, insan-makine etkileşimini ve dolayısıyla beyin-bilgisayar arayüzlerini daha doğal ve etkin yapma çalışmalarının önemli adımlardan biridir. Duyguların gösterimi ve algılanması, insanlar arası etkili iletişimde önemli bir role sahiptir. İletişim kurulan kişinin duygu durumunun anlaşılıp, buna göre iletişim yönteminin seçilmesi, sorunsuz iletişim için oldukça önemlidir. Bu nedenle, insan – bilgisayar arayüzlerine otomatik duygu tanıma özelliğinin kazandırılması insan makine arasındaki iletişimi daha doğal ve nitelikli hale getirecektir. Yüz ifadeleri, konuşma sinyalleri ve fizyolojik işaretler duygu tanımda bilgi kaynağı olarak kullanılmaktadır. Fizyolojik işaretlerden duygu tanıma, işaretlerin toplanması ve en uygun özniteliklerin seçimi gibi birçok açıdan zorlu bir araştırma problemidir. Bu çalışmada, deneklerin duygusal durumunun kestirimi için, ilk olarak duygusal olarak uyarılmış deneklerden EEG kayıtları alınmıştır. Duygu kestiriminde kullanılan öznitelikler, Hilbert-Huang Dönüşümü yoluyla çıkarılmış ve ilinti tabanlı öznitelik seçimi algoritması uygulanarak, duygu kestirimi için en uygun olan öznitelikler belirlenmiştir. Destek vektör regresyonu kullanılarak duygu temel boyutlarının (değerlik, aktivasyon, baskınlık) kestirimi yapılmıştır.

2012, 45 sayfa

Anahtar Kelimeler: EEG işaretleri, Duygu Kestirimi, Hilbert Huang Dönüşümü

ABSTRACT**EMOTION ESTIMATION FROM EEG SIGNALS**

Affective computing is one of the key steps toward building more natural and effective human-machine interaction and brain-computer interfaces. Showing and sensing emotion plays an important role in an effective interaction between humans. Recognizing the emotional state of the interlocutor and changing the way of communicating accordingly plays a crucial way for a smooth interaction. This aspect is of importance specifically for human-computer interface and emotion estimation could dramatically improve the quality and the naturalness of the communication between a human and a computer. Facial expressions, speech signals and physiological signals can be used for emotion estimation. Estimating emotion from physiological signals is a challenging research problem in various aspects including data acquisition and determining the most appropriate signal features. In this study, to estimate the emotional state of the subjects, first EEG data were collected from emotionally evoked subjects. Then, Hilbert-Huang Transform was used for feature extraction and correlation based feature selection algorithm was performed to identify the most salient features. Finally, each emotion primitive (valence, activation, dominance) value was estimated by employing support vector regression.

2012, 45 pages

Keywords: EEG signals, Emotion Estimation, Hilbert Huang Transform

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Cl : Klorür

Ca : Kalsiyum

DVM : Destek Vektör Makineleri

EEG : Elektroensafalogram

EMG : Elektromiyogram

F, f : Frekans

FFT : Hızlı Fourier Dönüşümü(Fast Fourier Transform)

fMRI : Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme

GMA : Gözlemsel Mod Ayrışımı

HHT : Hilbert Huang Dönüşümü

HSA : Hilbert Spektral Analizi

Hz : Hertz

IADS : International Affective Digitized Sounds

IAPS : International Affective Picture System

IMF : İçsel Mod Fonksiyonu

K : Potasyum

Max : Maksimum

Min : Minimum

mV : Milivolt

Na : Sodyum

Ort. : Ortalama

PET : Pozitron Emisyon Tomografisi

SAM : Self Assesment Manikins

Std. : Standart Sapma

T : Periyot

ω : Açısal Hız

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Nöronun Yapısı (Sanei ve Chambers, 2007)	2
Şekil 1.2. Aksiyon Potansiyelinin Oluşumu (Sanei ve Chambers, 2007).....	3
Şekil 1.3. EEG İşaretinin Oluşumu	3
Şekil 1.4. EEG Kayıt Cihazı Arayüzü.....	4
Şekil 1.5. EEG Frekans Bant Aralıkları (Sanei and Chambers, 2007)	5
Şekil 1.6. Beynin Bölgeleri	6
Şekil 3.1. İşitsel uyarımlar kullanarak EEG verilerinin elde edilmesi	11
Şekil 3.2. 10-20 sistemine göre elektrot yerleşimi (Sanei ve Chambers, 2007)	12
Şekil 3.3. Elektrotların yerlerine göre isimleri (Sanei ve Chambers, 2007)	15
Şekil 3.4. Değerlik (üst panel) , aktivasyon (orta panel) ve baskınlık (alt panel) duygu boyutları için SAM görselleri.....	16
Şekil 3.5. Çalışma Aşamaları	19
Şekil 3.6. Bir Kosinüs İşareti (Faz=0, Genlik=1, Frekans=10).....	21
Şekil 3.7. Bir Kosinüs İşareti (Faz=30, Genlik=1, Frekans=10).....	21
Şekil 3.8. Bir Sinüs İşareti (Faz=0,Genlik=1,Frekans=100).....	21
Şekil 3.9. İki Farklı İşaretin Toplamı	22
Şekil 3.10. Fourier Dönüşümü ile Şekil 3.9'daki işaretin Frekans Boyutunda Gösterimi (Fs=100 Hz)	22
Şekil 3.11. Durağan Olmayan İşaret Örneği (Fs=100 Hz, 0-1 saniye arası 1 Genlik, 10 Hz Kosinüs; 1-2 saniye arası 2 Genlik 20 Hz Kosinüs).....	23
Şekil 3.12. Frekans Boyutunda 3.11. de verilen İşaret (Fs=100 Hz)	23
Şekil 3.13. Ortalama ve Zarfları ile bir EEG İşareti parçası	25
Şekil 3.14. Örnek bir 6 Saniyelik EEG İşareti	27
Şekil 3.15. Öznitelik Çıkarmada Kullanılan ilk 5 IMF	28
Şekil 3.16. Kullanılmayan diğer IMF'ler	29
Şekil 3.17. Çıkarılan Öznitelikler.....	31
Şekil 3.18. İki Sınıfı ayıran Düzlemler	32
Şekil 3.19. Ayırıcı Düzlemin Denklemi, +1 ve -1 olarak etiketlenmiş örnekler	33
Şekil 3.20. Çekirdek Hilesi $\Phi = X \rightarrow F$	34

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Çalışmada kullanılan akustik uyaranların <i>aktivasyon, değerlik ve baskınlık</i> değerlerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.).....	13
Çizelge 3.2. Çalışmada kullanılan akustik uyaranların aktivasyon, değerlik ve baskınlık duygu boyutları için katılımcılardan elde edilen değerlendirmelerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.).....	17
Çizelge 4.1. IADS değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri	36
Çizelge 4.2.(Devam) Anket değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri.....	38

1. GİRİŞ

Duyguların gösterilmesi ve algılanması insanlar arası iletişimin bir parçasıdır ve aynı zamanda insanların algılarını ve olaylara tepkilerini etkilemektedir. Karşılıklı iletişim sırasında, ne söylendiği kadar nasıl söylendiği, yüz ifadeleri ve vücut hareketleri iletişimin başarısında etkili bir rol oynamaktadır. Duygular pek çok farklı kanal vasıtasıyla ifade edilebilir ve çeşitli özellikler analiz edilerek kişilerin duygusal durumları belirlenebilir. Konuşma ve yüz ifadeleri duygunun belirlenmesinde en çok faydalanılan bilgi kanallarıdır (Cowie ve ark., 2001; Devillers ve ark., 2005). Ancak bu tip kanallar kişi tarafından kolaylıkla manipüle edilebilmekte ve dolayısıyla kişinin gerçek duygu durumu hakkında yanıltıcı bilgiler verebilmektedir. Fizyolojik kanallardan elde edilecek bilgiler ise, daha doğal ve kontrolü daha zor tepkiler sonucunda ortaya çıktığından, kişinin duygusal durumunun belirlenmesinde daha güvenilir bir kaynak olarak düşünülebilir. Bu çalışmada, EEG ile ölçülen fizyolojik işaretlerden yararlanılarak duygu tanıma çalışması yapılmıştır.

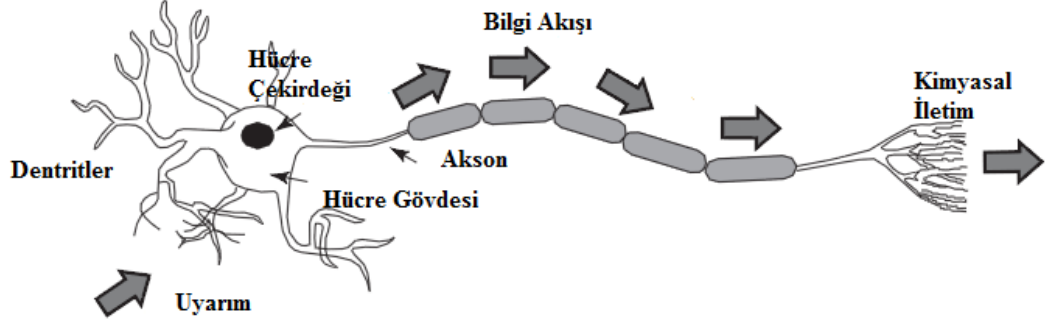
1.1. Fizyolojik İşaretler

Fizyolojik işaretler canlı vücutundan elektrotlar veya dönüştürücüler aracılığıyla algılanan işaretlerdir. Elektrokardiyogram (EKG), elektromiyogram (EMG), elektroensafalogram (EEG), elektronörogram (ENG) gibi işaretler elektrik kökenli olan biyolojik işaretler iken kan basıncı, kan akış hızı, solunum hacmi, kalp sesleri, sıcaklık ve deri direnci gibi işaretler elektrik kökenli değildir. Elektrik kökenli işaretler hücrelerde meydana gelen kimyasal olaylar sonucu oluşur. Hücre zarlarından Na^+ , K^+ , Ca^{2+} ve Cl^- iyonlarının geçişleri potansiyel farklar meydana getirerek bu tip işaretlerin ortaya çıkmasına neden olur.

1.1.1. Aksiyon Potansiyeli

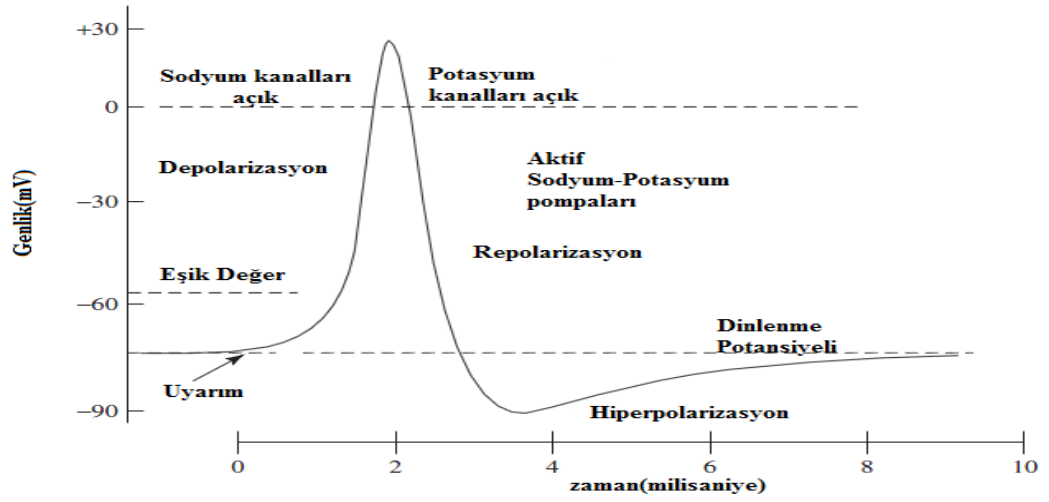
Nöronlar akson, soma ve dentritlerden oluşur. Dentritler, diğer nöronların aksonlarından aldıkları bilgiyi hücre gövdesine iletir, aksonlar ise bilgiyi hücre gövdesinden diğer nöronlara taşır (Şekil 1.1.). Dinlenme halindeki bir nöronda hücre dışında Na^+ , Cl^- konsantrasyonu, hücre içinde ise K^+ konsantrasyonu fazladır. Nöron uyarıldığında,

hücre zarının Na^+ iyonlarına geçirgenliği artar ve Na^+ iyonları hücre içine difüzyon yoluyla geçer. Hücre içi sodyum iyon konsantrasyonu hızlı bir şekilde artar ve hücre içi ile dışı arasında bir potansiyel fark oluşur. Eğer uyarımın şiddeti hücrenin eşik seviye voltajını aşarsa, yaklaşık +30 mV seviyesine kadar yükselen bir potansiyel meydana gelir. Bu yükselmeye depolarizasyon denir (Şekil 1.2.).



Şekil 1.1. Nöronun Yapısı (Sanei ve Chambers, 2007)

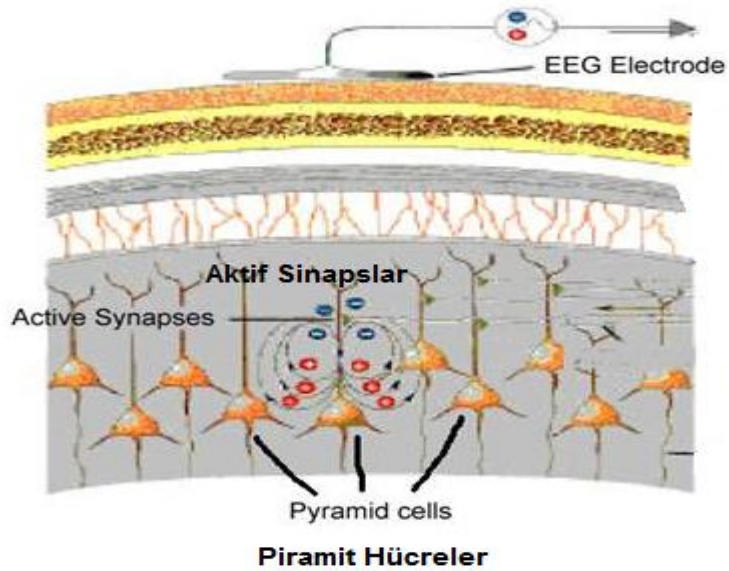
Depolarizasyonun ardından aniden Na^+ kanalları kapanırken K^+ kanalları açılır. K^+ kanalları açılınca hücre zarı dinlenme potansiyeline dönmeye başlar buna repolarizasyon denir. Potansiyel fark dinlenme potansiyelinden daha negatif bir değere, -90 milivolt seviyesine geriler. Buna hiperpolarizasyon denir. Hiperpolarizasyon durumunda Na^+ - K^+ aktif pompaları enerji harcayarak çalışmaya başlar ve potansiyel farkı dinlenme seviyesi olan -70 milivolt seviyesine getirmek için Na^+ iyonları hücre dışına, K^+ iyonları hücre içine pompalanır (Şekil 1.2.).



Şekil 1.2. Aksiyon Potansiyelinin Oluşumu (Sanei ve Chambers, 2007)

1.1.2. EEG İşaretleri

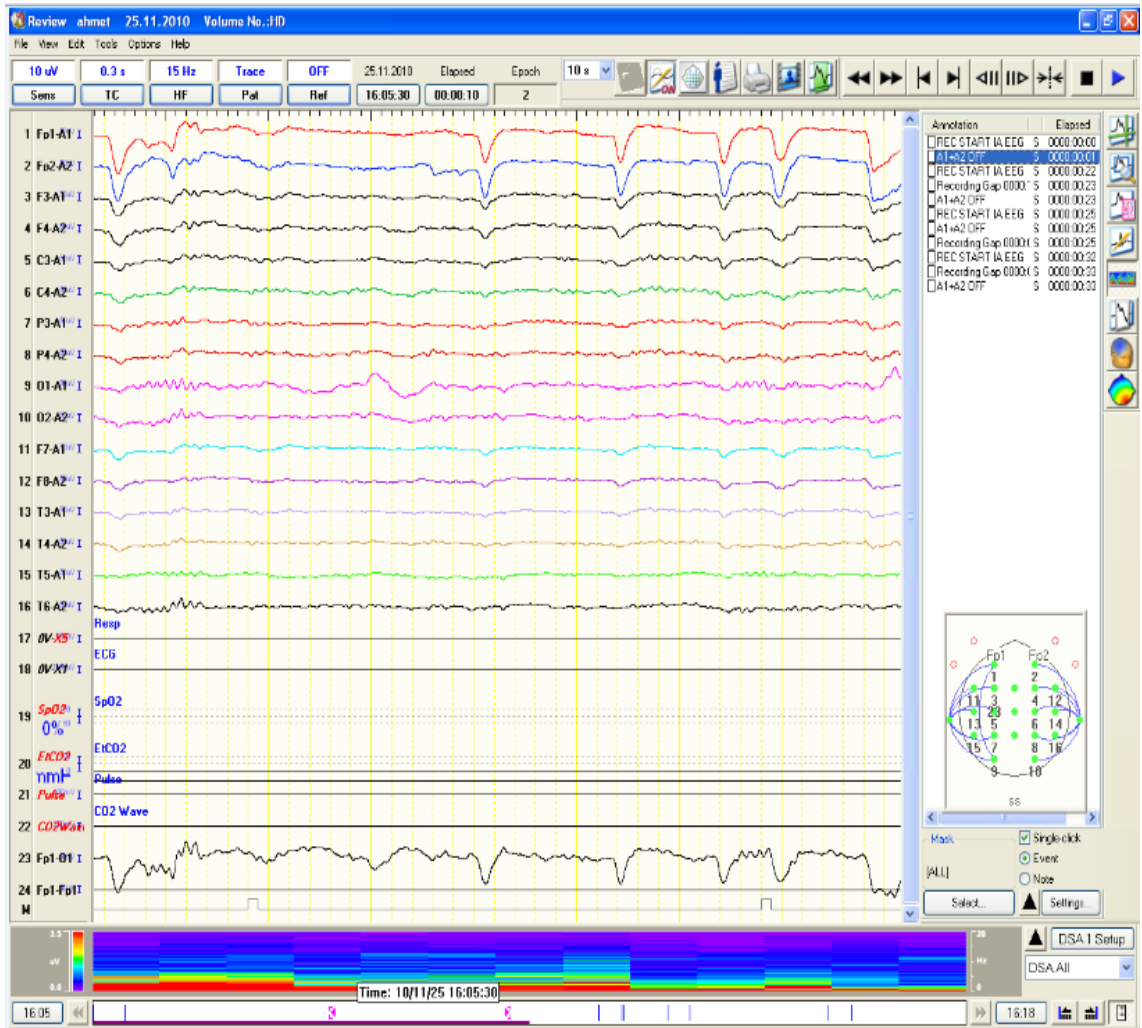
EEG işaretleri, beynin sinirsel aktiviteleri sonucu oluşur. Bir EEG işareti, serebral kortekste piramidal nöronların dentritlerinin sinaptik uyarılmaları sırasında oluşan akımın ölçüsüdür (Sanei ve Chambers, 2007).



Şekil 1.3. EEG İşaretinin Oluşumu

Nöronlar, aktif olduğunda sinaptik akımlar dentritlerde oluşur. Bu akım kafa yüzeyinde EEG sistemleriyle ölçülebilen bir elektriksel alan oluşturur (Şekil 1.3.).

Caton, kafa yüzeyine yerleştirdiği iki elektrot ve bir galvanometre yardımıyla, beyinde oluşan elektriksel faaliyetlerin farkına 1875 yılında varmıştır. Hans Berger, 1910 yılından itibaren yaptığı araştırmalar sonucunda, EEG işaretlerinin varlığını ortaya koymuş ve 1929 yılında bir ile üç dakika arası kayıtlar yapmıştır (Sanei ve Chambers, 2007). Beynin değişik fiziksel ve kimyasal aktiviteleri sırasında beyinde oluşan biyoelektrik aktivitenin kayıt altına alınması ve çeşitli şekillerde (kağıda yazdırma, bilgisayara aktarma vb.) gösterilmesi yöntemine elektroensefalografi denir. Kaydedilen bu işaretler elektroensefalogram (EEG) olarak adlandırılır. Şekil 1.4. te bir EEG kayıt ekranı görülmektedir.

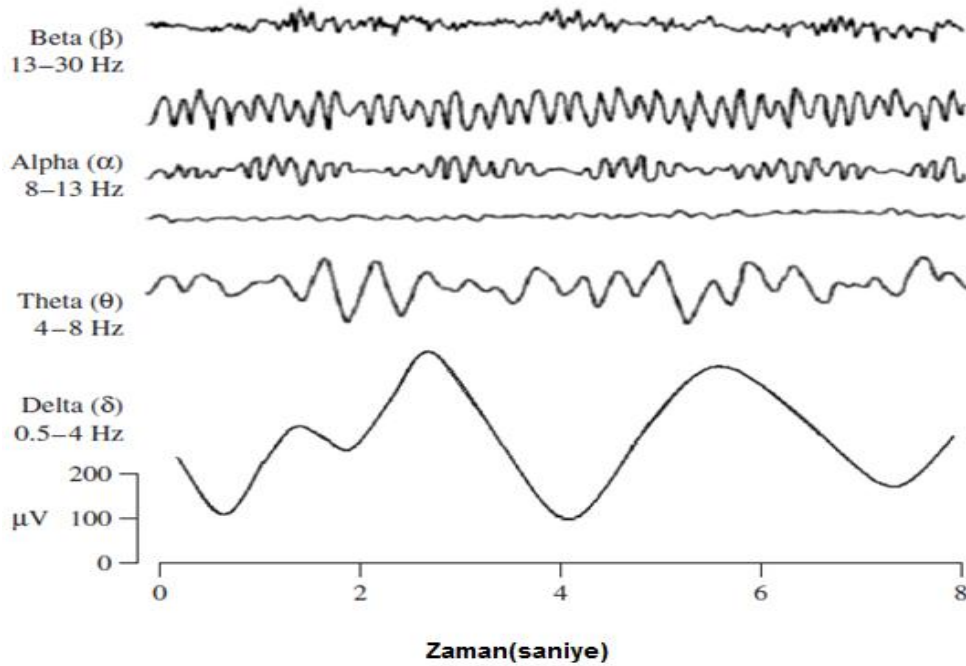


Şekil 1.4. EEG Kayıt Cihazı Arayüzü

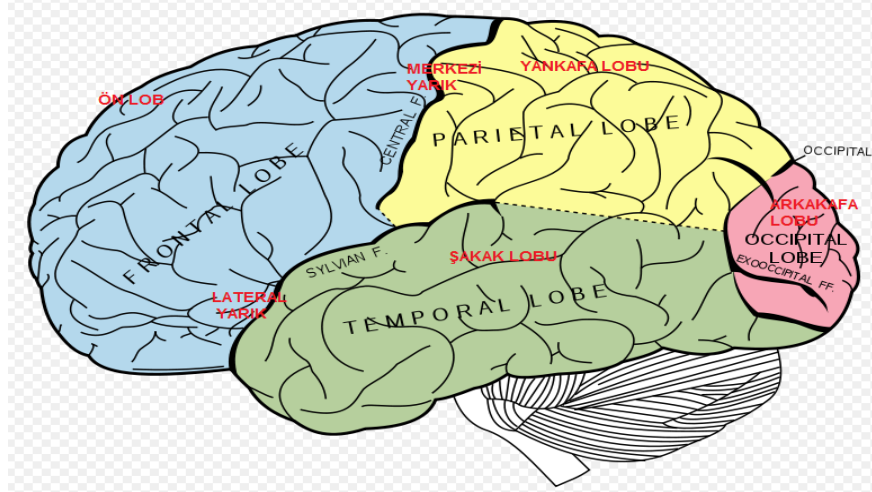
Beyin, insan uyanıkken, uyurken veya insanın içinde bulunduğu duygu durumlarına bağlı olarak çok çeşitli frekans ve genlikte işaret üretir. EEG işaretlerinin frekans bileşenleri oldukça önemli olduğu gibi, farklı bölgelerden alınan benzer EEG işaretleri arasındaki faz ilişkileri de oldukça ilgi çekicidir. Bu tip bilgiler, EEG işaretinin kaynağının incelenmesinde çok faydalı olup beynin çalışması ile ilgili ilave bilgiler elde edilmesini sağlar. Kafa üzerinden ölçülen EEG işaretlerinin genliği tepeden tepeye 1-100 μV ve frekans bandı ise 0.5-120 Hz dir. Ölçümler beyin üzerinden doğrudan alındığı takdirde, genlik 10 kat daha artar.

1.1.1.2. EEG Frekans Bant Aralıkları

Deneysel çalışmalar, EEG frekansının kişinin zihin faaliyeti ile değiştiğini göstermiştir. Süt çocuklarında ve ağır organik beyin hastalıklarında görülen frekans aralığı ile sağlıklı uyanık yetişkinlerde ya da farklı duygu durumlarında aynı frekansta EEG işareti gözlemlenmemektedir. EEG işaretleri periyodik değildir, genlik ve fazı sürekli değişmektedir. EEG işaretleri kapsadığı frekans bantları ve bu bantlara verilen özel isimlerle birlikte anılır (Şekil 1.5.).



Şekil 1.5. EEG Frekans Bant Aralıkları (Sanei and Chambers, 2007)



Şekil 1.6. Beynin Bölgeleri

Delta Dalgaları (0.5-4 Hz) : Derin uyku halinde görülür. Beynin birçok bölgesinde görülebilir (Şekil 1.6.). Sağlıklı kişilerde ancak derin uykuda gözlenmektedir. Süt çocuklarında ve ağır organik beyin hastalıklarında görülür.

Theta Dalgaları (4 -8 Hz) : Uykulu, uyuşuk hallerde görülür. Beyinde dağılmış şekilde bulunur. Çok gevşemiş veya meditasyon durumunda, bazı uyku bölümlerinde yaygın olarak görülmektedir. Duygusal gerginlik, düş kırıklığı durumlarında ortaya çıkabilir. Çocuklarda parietal ve temporal bölgelerde görülür.

Alfa Dalgaları (8-13 Hz) : (Relax, gözler kapalı) Perital ve Oksipital bölgede en yaygın görülen aktivitedir. Gevşemiş uyanıklık hali ve hafif uykuda görülür. Normal ve sakin kimselerde uyanıkken görülür. Uyku durumunda yok olurlar. Gözler kapandığında Oksipital bölgede alfa etkinliği artar. Alfa dalgaları görsel korteksin bekleme durumuyla ilişkilidir. Normal, sağlıklı insanlarda dinlenme, gevşeme hallerinde görülür.

Beta Dalgaları (13 – 30 Hz) : (Uyanıkken olan aktivite) Uyanık ve iş yapmayı gerektiren zihinsel veya fiziksel aktivite mevcutken ön bölgelerde daha yaygındır. Uyanık kişi dikkatini özel bir faaliyete yöneltirse alfa dalgaları yerine, daha yüksek frekanslı ama düşük genlikli beta dalgaları ortaya çıkar. Beynin ön ve yan bölgelerinde görülürler.

Gamma Dalgaları (25–75 Hz): Bazı araştırmacılar tarafından kullanılmaktadır. Algılama ve bilinçle ilişkilidir. Uyanma süreci ve uykudaki REM (hızlı göz hareketleri) boyunca sürekli mevcuttur.

1.2. Duygu Kavramı

Duygu kavramı kategorik ve düzlemsel yaklaşımlar olarak iki şekilde incelenebilir. Duygular, kategorik yaklaşımda iyi tanımlanmış sınırları olan *mutlu*, *kızgın*, *üzgün* gibi ifadelerle sınıflandırılırken, düzlemsel yaklaşımda çok boyutlu sürekli uzayda bir nokta olarak ifade edilir. Duyguların bipolar eksenler boyunca özelliklerine göre tanımlanması ilk olarak Wundt tarafından 1896 yılında ileri sürülmüştür. Daha sonra, Bradley ve Lang, 1999, duygu analiz çalışmalarında sıklıkla kullanılan 3 boyutlu çift kutuplu bir model önermişlerdir. Bu modelde duygular, *değerlik*, *aktivasyon* ve *baskınlık* boyutlarındaki değerleriyle ifade edilmektedir. Değerlik düzlemi negatiften pozitif, aktivasyon düzlemi sakin durumdan heyecanlı/uyarılmış duruma, baskınlık düzlemi ise zayıftan güçlüye doğru olan bipolar eksenlerdir. Bu tez çalışmasında, 3 boyutlu duygu uzayı yaklaşımı kullanılmıştır.

1.3. İnsan Makine Arayüzleri

Günümüzde bilgisayar ve makineler gündelik hayatımızın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. İnsan - makine arayüzleri sağlık sistemlerinden psikoterapi yöntemlerine, müşteri hizmetlerinden insan davranışlarını modelleme çalışmalarına kadar geniş bir aralıkta uygulama alanı bulmuştur (Kahn ve ark., 2006 ; Tam ve ark.,2011). Son yıllarda teknolojiye paralel olarak beyin bilgisayar arayüzü (BBA) sistemleri geliştirmeye yönelik çalışmalar yoğunlaşmıştır. Özellikle felç geçirmiş hastaların tedavisinde BBA sistemleri kullanımı artmıştır (Kahn ve ark., 2006 ; Tam ve ark.,2011). Bu arayüzlerde EEG, fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI), pozitron emisyon tomografisi (PET) gibi yöntemlerle elde edilen fizyolojik işaretlerden edinilen bilgiler kullanılmaktadır. EEG işaretleri non-invazif olarak elde ediliyor olması ve diğer yöntemlere göre daha ekonomik olması nedeniyle, BBA çalışmalarında diğer yöntemlere tercih edilmektedir. Bu arayüzleri daha etkili ve doğal hale getirmek amacıyla insan duygusunun fizyolojik işaretlerden kestirimi üzerine çalışmalar artmıştır (Murugappan ve ark.,2007; Schaaff ve Schultz, 2009; Nie ve ark.,2011). Herhangi bir olay karşısında insanların verdiği tepkilerin altında genel bilgi ve birikimleri, eğitimleri, yaşam koşulları ve en temelinde duyguları yatmaktadır. Başarılı arayüz sistemlerinin ön şartı iyi iletişimdir ve ilgili konuda insanların farklı

durumlar karşısındaki tepkilerini bilgisayarlara öğretmek gerekir. Duygu tanıma, insanlarla bilgisayarlar arasındaki iletişimi daha doğal yapmak için gereken yol haritasının önemli bir kısmıdır. Bu nedenle, bu tez çalışmasında EEG işaretlerinden duygu tanıma çalışması yapılmış olup, elde edilen sonuçların BBA sistemleri çalışmalarına katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Fizyolojik işaretlerden duygu tanıma son yıllarda insan-bilgisayar arayüz sistemlerinin geliştirilmesi çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Fizyolojik işaretlerden duygu tanıma çalışmalarında, kişilerin duygu durumları bir uyaran ile ortaya çıkarılmaya çalışılmaktadır. Bu uyaranlar görsel, işitsel ya da görsel ve işitsel olabilmektedir. Schaaff ve Schultz (2009); Petrantonakis ve Hadjileontiadis(2010), çalışmalarında duygu indüktörü olarak görsel uyarıcılar seçmiş ve uyaran olarak resim kullanmışlardır. Lin ve ark. (2010), işitsel uyaranlar, Murugappan ve ark.(2007) ile Nie ve ark.(2011) ise çalışmalarında görsel ve işitsel uyaran olan video klipleri kullanmışlardır. Bu uyaranlarla yapılan çalışmaların sadece görsel ya da sadece işitsel uyarana göre daha başarılı olduğunu ifade etmişlerdir. En güçlü duygu indükleyici materyali bulmak oldukça önemlidir. İşitsel uyaranların, görsel ve işitsel uyaranlara göre daha az başarılı olması ya da tam tersi bu uyaran seçimini yanlış kılmaz; çünkü bu çalışmalar ileri sağlık hizmetlerinde farklı alanlarda uygulamaya konulabilmektedir.

Duygu indükleyici uyaran seçiminin ardından, verideki uyarılmış duygunun ortaya çıkarılması için işaret işleme teknikleri ile özniteliklerin belirlenmesi, en uygun özniteliklerin seçilmesi ve makine öğrenme algoritmaları ile duygu kestirimi yapılmaktadır. Nie ve ark. (2011), çalışmalarında EEG işaretlerinden duygu çalışmasında Fourier dönüşümü kullanarak, bir dizi bant geçiren filtre ile delta, teta, alfa, beta ve gama alt bantlarını çıkarmışlardır. Bu bantların hızlı Fourier dönüşümlerinin enerjilerinin logaritmaları öznitelik olarak seçilmiş ve destek vektör makineleri ile sınıflandırma yapılmıştır. Sınıflandırma sadece pozitif ya da negatif şeklinde yapılmış, 6 denek için ortalama başarılar incelendiğinde, en düşük delta bandında %62.16, en yüksek alfa bandında %85.53 ve genel başarı ortalaması olarak %87.53 elde etmişlerdir. Murugappan ve ark. (2007), dalgalık temelli öznitelikler seçmişlerdir. Dalgalık dönüşümünün, zaman ve frekans bilgisini içermesinden ötürü durağan olmayan ve zamanda değişen EEG işaretlerinin analizinde kullanılmasının uygun olduğunu belirtmişlerdir. Bulanık C-ortalamalar ve bulanık k-ortalamalar kümeleme algoritmalarını sınıflandırıcı olarak kullanmışlardır. Lin ve ark. (2010), Fourier temelli çalışmalar yapmışlardır. Çalışmalarında simetrik elektrot çiftlerinin güç farkını (ASM12) öznitelik olarak kullanmışlardır. Destek vektör makinaları ile kızgın,

mutlu, üzgün ve hoşnut olmak üzere dört duygu kategorisinde sınıflandırma yapmışlardır.

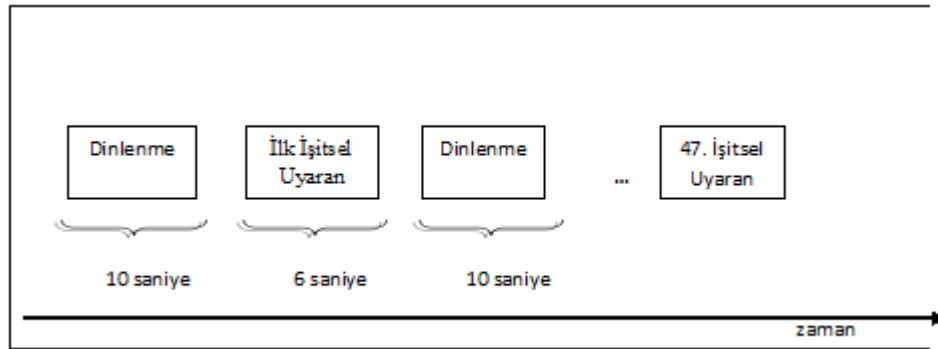
Literatürde fizyolojik işaretlerden duygu tanıma, yeni analiz metodlarından biri olan Hilbert Huang Dönüşümüne de rastlamak mümkündür (Zong ve Chetouani, 2009). Zong ve Chetouani (2009), çalışmasında elektrokardiyogram, elektromiyogram, deri iletkenliği ve solunum hızı olmak üzere dört farklı fizyolojik işaret kullanmıştır. Xiang ve Xin (2011), konuşma işaretlerinden duygu tanıma çalışmalarında HHT dönüşüm metodunu kullanarak öznitelik çıkarımı yapmışlardır. Yaptıkları kategorik duygu tanıma çalışmalarında, en yüksek tanıma başarısı ‘sıkılma’ duygusu için sağlanmıştır. Agrafioti ve ark. (2011), elektrokardiyogram işaretlerinden HHT metoduyla duygu tanıma üzerine çalışarak, ayrıık duygular yerine, değerlik ve aktivasyon duygu bileşenlerini kullanmışlardır.

Bu tez kapsamında, deneklerin duygusal durumunun kestirimi için, ilk olarak duygusal olarak uyarılmış deneklerden EEG kayıtları alınmıştır. Duygu kestiriminde kullanılan öznitelikler, Hilbert-Huang Dönüşümü yoluyla çıkarılmış ve ilinti tabanlı öznitelik seçimi algoritması uygulanarak, duygu kestirimi için en uygun olan öznitelikler belirlenmiştir. Destek vektör regresyonu kullanılarak duygu temel boyutlarının (değerlik, aktivasyon, baskınlık) kestirimi yapılmıştır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Materyal

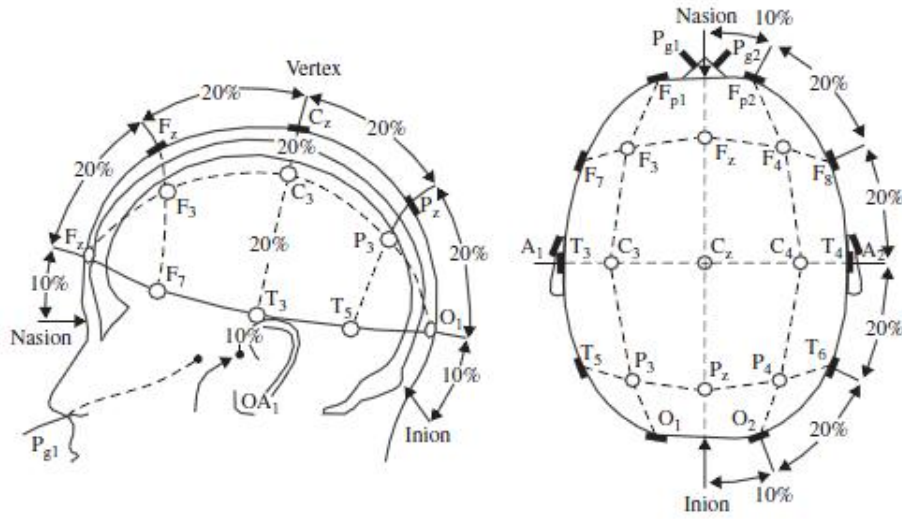
Bu çalışmada gönüllü deneklerden toplanan EEG verileri kullanılmıştır. EEG işaretleri kaydedilirken, deneklere akustik uyarılar dinletilmiştir. Dinletme yöntemi Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Her deney, 10 saniyelik dinlenme periyodu ile başlamakta ve herbiri 6 saniyelik işitsel uyarım olan 47 adet ses, aralarında 10 saniyelik dinlenme periyotları olacak şekilde deneklere dinletilmiştir. Benzer yaklaşımla EEG verisi toplama çalışmaları literatürde bulunmaktadır (Murugappan ve ark., 2007; Schaaf ve Schultz, 2009). Deneye başlamadan önce katılımcılara süreç hakkında bilgi verilmiştir. Yutkunmak, hareket etmek veya göz kırpmak EEG işaretinde bozulmalara yol açacağından deneklerden EEG kaydı sırasında gözlerini kapalı tutmaları, hareket etmemeleri ve dinledikleri seslere yoğunlaşmaları istenmiştir. İhtiyaç duymaları halinde 10 saniyelik dinlenme bölümlerinde hareket edebilecekleri belirtilmiştir. Katılımcıların kendilerini iyi hissedip hissetmedikleri, yorgun olup olmadıkları sorularak deneye sadece kendini sağlıklı ve zinde hisseden adayların katılması sağlanmıştır.



Şekil 3.1. İşitsel uyarımlar kullanarak EEG verilerinin elde edilmesi

EEG işaretleri kafatası üzerine yerleştirilen Ag-AgCl elektrotları kullanılarak elde edilmiştir. EEG işaretlerinin doğru ölçülmesi için elektrotların kafatası üzerine belli bir düzenle yerleştirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada standart 10-20 sistemi kullanılmıştır. EEG elektrotlarının 10-20 sistemine göre kafatası üzerine yerleştirim

düzeni Şekil 3.2’de verilmiştir. Bu elektrot yerleştirme dört standart noktayla işaretlenmiştir. Bu noktalardan “Nasion” burunda; “İnion” kafanın arka kısmında; sol ve sağ “Preauricular” kulakta bulunmaktadır. Bu sistemde harfli elektrotlar kafatası üzerinde özel noktalar arasındaki %10 ve %20’lik aralıklarla yerleştirilir. Sol kulaktan sağ kulağa kafa yüzeyi, %10, %20, %20, %20, %20, %10 olmak üzere ayrılır ve bu noktalar elektrot yerleşim yerleridir. Aynı şekilde, nasion’ dan inion’ a kafa yüzeyi, %10, %20, %20, %20, %20, %10 olmak üzere ayrılır ve elektrot yerleşimi yapılır.



Şekil 3.2. 10-20 sistemine göre elektrot yerleşimi (Sanei ve Chambers, 2007)

3.1.1. Duygu Uyarımında Kullanılan İşitseller

EEG kaydı sırasında deneklere duygu uyarımı yapmak için International Affective Digitized Sounds (IADS) (Bradley and Lang, 1999) veritabanından seçilen işitseller kullanılmıştır. IADS veritabanı farklı canlı ve objelerden toplanmış herbiri 6 saniyelik akustik uyarınları içermektedir. İşitsel uyarınlara için normatif duygu değerlendirmeleri (*değerlik*, *aktivasyon* ve *baskınlık*) IADS tarafından verilmiştir. Bu çalışmada kullanılmak üzere seçilen akustik uyarınlara ortalama *aktivasyon*, *değerlik* ve *baskınlık* değerleriyle standart sapmaları Çizelge 3.1.’de verilmiştir. Akustik uyarınlara IADS deki numaralarıyla belirtilmiştir.

Çizelge 3.1. Çalışmada kullanılan akustik uyarıların *aktivasyon*, *değerlik* ve *baskınlık* değerlerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.)

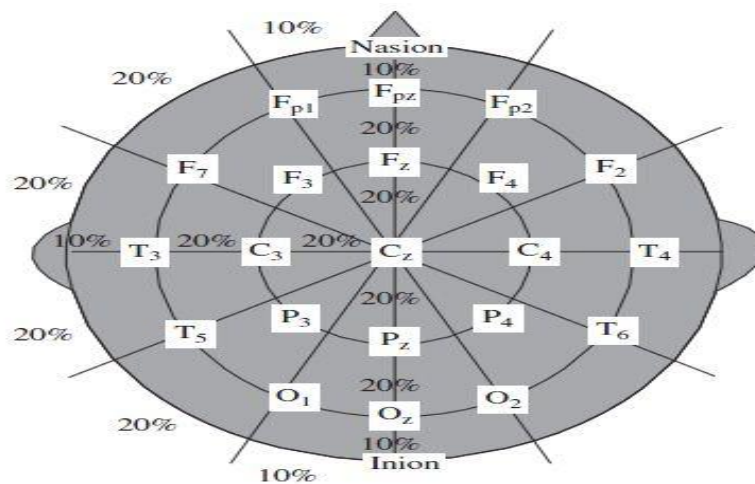
IADS Ses No	Aktivasyon		Değerlik		Baskınlık	
	Ort.	Std.	Ort.	Std.	Ort.	Std.
102	4,63	2,17	4,91	1,97	5,36	1,73
105	2,88	2,14	6,40	2,13	3,80	2,17
106	3,37	1,64	6,39	1,62	3,54	1,84
109	6,40	2,13	5,64	1,84	5,69	1,93
116	3,02	1,65	6,51	2,13	4,14	2,11
120	5,20	2,10	5,41	2,13	5,04	1,93
133	3,79	1,69	6,23	1,84	3,61	1,80
172	6,62	1,69	3,36	2,07	6,21	1,86
206	6,20	1,60	4,40	1,82	5,62	1,61
226	7,78	1,37	5,42	2,13	6,32	1,82
255	2,08	1,78	6,59	2,08	3,23	1,98
262	5,26	1,58	2,88	1,74	4,87	1,83
270	6,10	1,83	4,23	2,06	5,85	1,93
275	2,05	1,62	8,16	2,15	2,55	2,01
277	1,63	1,13	7,79	1,63	2,32	1,78
278	1,57	1,43	7,27	1,60	3,49	2,48
279	1,68	1,31	7,95	2,22	2,30	1,94
280	3,65	1,87	5,33	1,46	4,37	1,95
281	3,43	2,63	7,33	1,89	3,52	2,52
293	3,08	1,92	5,74	1,69	3,94	1,82
352	7,17	1,97	7,07	2,12	5,77	2,08
353	7,38	1,53	6,62	1,42	6,04	1,86

Çizelge 3.1. (Devam) Çalışmada kullanılan akustik uyarıların *aktivasyon, değerlik ve baskınlık* değerlerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.)

355	6,77	1,84	6,32	1,66	5,70	2,00
363	6,10	1,88	6,32	2,00	5,05	1,67
364	5,19	1,85	5,62	1,75	4,83	1,67
375	5,99	1,60	4,48	1,74	5,67	1,95
378	6,06	2,01	6,15	2,22	5,47	1,83
601	6,53	1,66	5,84	1,8	5,73	1,58
610	5,94	2,02	6,48	2,11	5,31	1,77
611	3,02	2,06	5,34	1,75	3,67	1,99
702	4,45	2,57	5,37	1,95	5,23	2,04
703	2,65	1,59	5,68	1,89	3,26	1,92
705	5,35	1,43	4,15	1,72	5,68	1,81
708	4,34	1,42	3,51	2,05	4,64	2,06
709	2,78	1,93	7,54	2,28	3,95	2,24
711	2,61	1,59	7,39	2,02	2,93	1,82
712	2,42	1,62	7,98	1,99	2,84	2,11
714	3,10	1,67	6,94	1,85	3,56	1,73
726	6,82	1,60	4,51	2,08	6,36	1,71
732	2,89	1,68	6,98	1,75	3,32	1,88
808	6,32	1,76	6,35	2,15	5,64	1,75
809	7,44	1,41	3,36	1,84	6,29	1,87
810	7,51	1,66	4,18	2,38	6,07	1,92
815	7,900	1,53	6,85	2,16	6,86	1,99
817	7,67	1,46	7,15	2,11	6,44	1,73
820	6,94	1,98	5,87	1,92	5,97	1,80
910	3,86	1,83	6,18	2,27	4,03	1,85

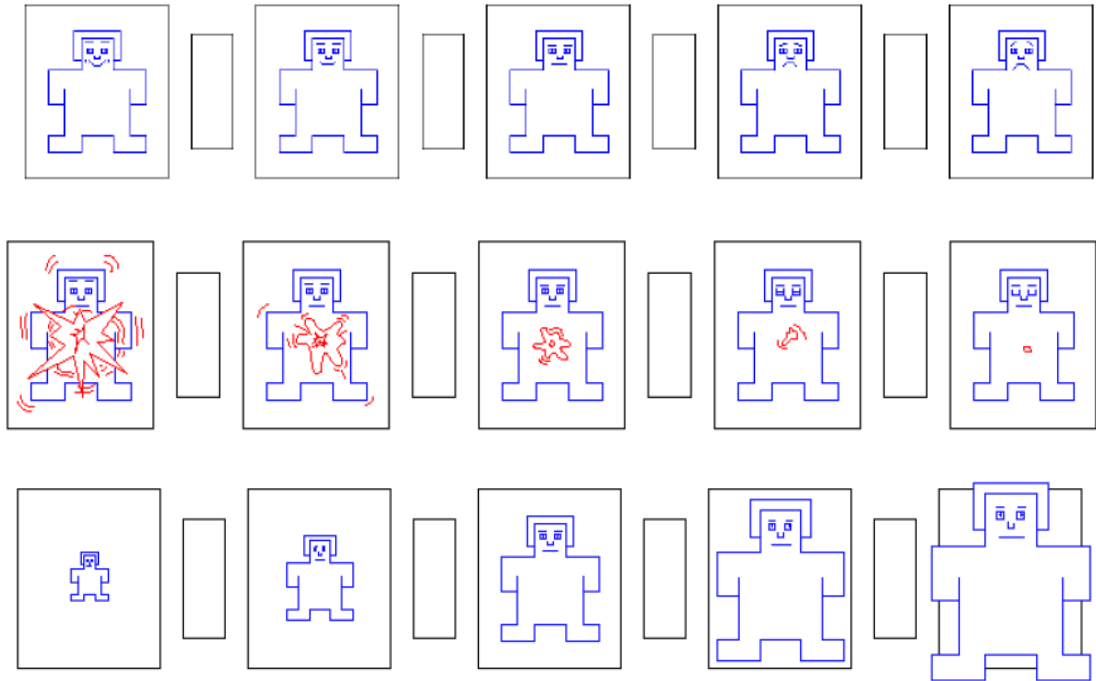
3.1.2. EEG Kayıtlarının Oluşturulması

Bu çalışmada EEG kayıtları EEG-1200 Nihon Kohden marka cihaz kullanılarak kaydedilmiştir. Çalışmaya dokuzu erkek ve dokuzu kadın olmak üzere 18 gönüllü denek katılmıştır. EEG kayıtları 1 kHz örnekleme frekansı ile 18 kanaldan alınmıştır. Bu kanallar sırasıyla, Fp1-A1, Fp2-A2, F3-A1, F4-A2, C3-A1, C4-A2, P3-A1, P4-A2, O1-A1, O2-A2, F7-A1, F2-A2, T3-A1, T4-A2, T5-A1, T6-A2, Fp2-O2 ve Fp1-O1'dir. Elektrotlar ait oldukları bölgeye göre harflendirilmişlerdir, kullanılan harfler 'F' frontal, 'T' temporal, 'O' Oksipital, 'P' Perital ve 'C' central bölgeler anlamındadır. Harflendirilmiş elektrotlar Şekil 3.3'de görülmektedir. A1 sol kulak memesine takılan referans elektrodu, A2 ise sağ kulak memesine takılan referans elektrodudur.



kullanılarak hazırlanan kişisel değerlendirme anketi uygulanmıştır. Bu anketle akustik işitsellerin deneklerde oluşturduğu duygu durumu belirlenmeye çalışılmıştır.

SAM görselleri insanların çeşitli durumlar karşısındaki duygusal tepkilerini üç boyutlu duygu uzayında, *değerlik*, *aktivasyon* ve *baskınlık*, belirlemek için kullanılmaktadır. *Değerlik* pozitiften negatife doğru bir seviyeyi temsil ederken *aktivasyon* yüksekten (heyecanlı) düşüğe (sakin) uyarım seviyesini göstermektedir (Whissel, 1989). *Baskınlık* ise zayıftan güçlüye doğru olan boyuttur. Şekil 3.4.'de duygu boyutları için kullanılan SAM görselleri verilmiştir. *Değerlik* panelinde (en üst panel) solda tamamıyla mutlu, hoşnut, keyifli ve iyimser bir ifade, en sağda ise bütünüyle mutsuz, üzgün, sinirli ve umutsuz bir ifade görülmektedir. *Aktivasyon* için kullanılan görseller (orta panel) en solunda bütünüyle çılgın, heyecanlı ve uyarılmış bir ifade, en sağında ise oldukça sakın, huzurlu, uyarılmamış bir ifade içermektedir. *Baskınlık* ölçeğinin (alt paneldeki görseller) en solunda diğerlerinin etkisi altında kalan, umursanmayan, cesareti kırık, kararsız bir ifade en sağında ise oldukça kararlı, ne yaptığının farkında bir ifade görülmektedir.



Şekil 3.4. Değerlik (üst panel) , aktivasyon (orta panel) ve baskınlık (alt panel) duygu boyutları için SAM görselleri

SAM ölçeği ile yapılan değerlendirmelerde kişilerin o anki hislerine en yakın ifadeyi seçmeleri istenmiştir. Kişiler ara ifadeler hissederlerse figürler arasını işaretleyebilirler, böylelikle daha geniş bir aralıkta (9 kademeli) duygu ifadesi olanağı sunulmuştur. Katılımcılara EEG kayıtları sırasında dinletilen akustik uyaranlar aynı sıra ile tekrar dinletilerek, SAM görsellerinden uygun olanı işaretlemeleri istenmiştir. Böylece her bir akustik uyaran için katılımcıların değerlik, aktivasyon ve baskınlık boyutlarında 1-9 aralığında verdikleri değerlendirmeler elde edilmiştir. Çizelge 3.2’de her bir akustik uyaran için katılımcılardan elde edilen değerlendirmelerin ortalama ve standart sapma değerleri verilmiştir. Akustik uyaranların her bir duygu boyutu için IADS tarafından sağlanan değerlendirme sonuçları, anket sonuçlarıyla karşılaştırıldığında korelasyon katsayıları değerlik bileşeni için 0.9459, aktivasyon bileşeni için 0.9373 ve baskınlık bileşeni için 0.3935 olarak bulunmuştur.

Çizelge 3.2. Çalışmada kullanılan akustik uyaranların aktivasyon, değerlik ve baskınlık duygu boyutları için katılımcılardan elde edilen değerlendirmelerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.)

IADS Ses No	Aktivasyon		Değerlik		Baskınlık	
	Ort.	Std.	Ort.	Std.	Ort.	Std.
102	4,00	2,63	4,87	2,60	5,47	2,06
105	3,73	2,39	6,37	2,34	5,60	2,38
106	3,80	1,82	6,13	2,35	5,47	2,47
109	6,83	1,92	5,33	2,66	6,23	1,77
116	3,87	1,95	6,53	2,44	5,60	2,77
120	5,87	2,09	5,33	2,55	5,47	2,14
133	3,50	1,79	6,10	2,84	5,63	2,71
172	6,40	1,61	3,67	2,58	5,77	2,21
206	7,00	1,83	4,73	2,79	5,93	2,11
226	7,73	1,60	6,13	2,65	6,87	1,82
255	2,07	1,73	5,97	2,54	5,37	2,93
262	5,23	1,76	3,07	2,21	4,67	2,39

Çizelge 3.2. (Devam) Çalışmada kullanılan akustik uyarıların aktivasyon, değerlik ve baskınlık duygu boyutları için katılımcılardan elde edilen değerlendirmelerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.)

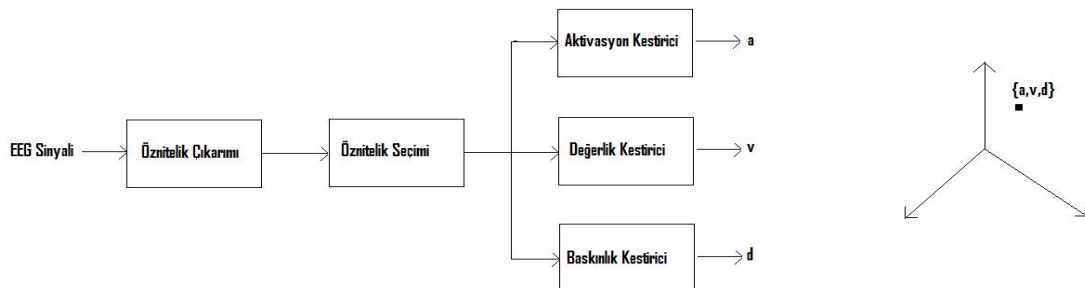
270	7,07	1,47	4,47	2,51	5,97	1,87
275	2,67	2,59	7,70	2,20	5,77	3,22
277	2,00	1,71	7,70	2,20	5,93	3,43
278	1,80	1,52	7,20	1,86	5,60	2,89
279	2,67	2,53	7,73	1,93	6,33	2,95
280	3,73	2,19	5,07	1,76	5,60	1,74
281	2,07	1,70	7,40	2,33	6,03	2,84
293	2,43	2,24	5,63	2,73	5,33	2,80
352	7,30	1,66	6,27	2,58	7,27	1,72
353	7,57	1,43	6,83	2,51	7,57	1,36
355	6,77	1,73	6,93	2,32	7,00	1,53
363	4,93	2,15	5,63	2,22	5,83	1,79
364	5,30	2,30	5,33	2,74	6,20	2,05
375	6,00	1,70	4,47	2,92	5,53	2,05
378	5,27	1,93	5,97	2,13	5,87	1,79
601	6,90	1,86	5,73	2,38	6,20	1,94
610	5,00	1,93	6,50	2,17	6,23	2,09
611	2,63	1,58	6,57	1,73	5,63	2,43
702	3,60	2,17	5,77	2,99	5,80	2,40
703	3,43	1,56	5,93	2,18	5,40	1,76
705	4,77	1,52	4,07	1,92	4,90	1,37
708	3,53	1,68	4,80	2,93	4,67	2,05
709	3,33	1,89	6,83	2,19	6,23	2,54
711	2,67	1,84	7,50	1,76	5,97	2,72
712	2,27	1,46	7,87	1,38	5,70	3,16

Çizelge 3.2. (Devam) Çalışmada kullanılan akustik uyarıların aktivasyon, değerlik ve baskınlık duygu boyutları için katılımcılardan elde edilen değerlendirmelerinin Ortalama (Ort.) ve Standart sapmaları (Std.)

714	2,33	1,53	7,10	1,53	5,27	3,01
726	6,87	1,41	4,30	3,22	6,57	1,83
732	2,87	1,78	7,23	2,10	6,37	2,55
808	4,73	2,01	6,47	2,37	6,00	2,20
809	6,47	1,76	3,47	2,26	5,60	2,00
810	6,67	1,63	4,17	2,46	5,90	1,95
815	7,30	1,48	6,17	2,88	7,27	1,54
817	7,80	1,52	6,10	2,81	7,13	2,10
820	7,10	1,24	5,23	2,99	6,37	1,55
910	3,87	2,10	6,80	2,19	5,93	2,46

3.2. Yöntem

EEG işaretlerinden duygu bileşenlerinin kestirimi için deneklere, materyal bölümünde detayları verilen, IADS'den seçilen işitseller dinletilerek, 10-20 sistemine uygun elektrot dizilimi ile 1kHz örnekleme frekansında kayıt yapılmıştır. EEG kaydı elde edildikten sonra, çalışmada izlenen yöntem Şekil 3.5'te verilmiştir.



Şekil 3.5. Çalışma Aşamaları

Öznitelikler, işaretin anlamlı bilgisini taşıyan karakteristik bilgilerdir. EEG işaretlerinden duygu tanıma çalışmalarında zaman boyutu ve frekans boyutu analizleri ya da her ikisi birlikte kullanılabilir. Her iki düzlemde yapılan analizlerden istatistiksel öznitelikler çıkarılabilir. Bunun dışında EEG işaretlerinin bant enerjileri önemli özniteliklerdir.

Regresyon analizi ile duygu bileşenlerinin kestirimi amaçlanmaktadır. Kestirimi yapılan duygu bileşenlerinin 3 boyutlu duygu uzayındaki konumu, EEG işaretinden elde edilen duygu bilgisini ifade eder.

3.2.1. EEG İşaretlerinin Filtrelenmesi

EEG işareti kayıt esnasında, şebeke gürültüsünü bastırmak için cihaz tarafından 50 Hz çentik filtreden geçirilmektedir. EEG işaretleri kayıtlardan sonra, beyin işaretlerinin tanımlı olduğu frekans bant aralığı olan 0.5-120 Hz aralığında bant geçiren sayısal filtreden geçirilmiştir. Gürültüden arınmış işaretler analizde kullanılmıştır.

3.2.2. Öznitelik Çıkarımı

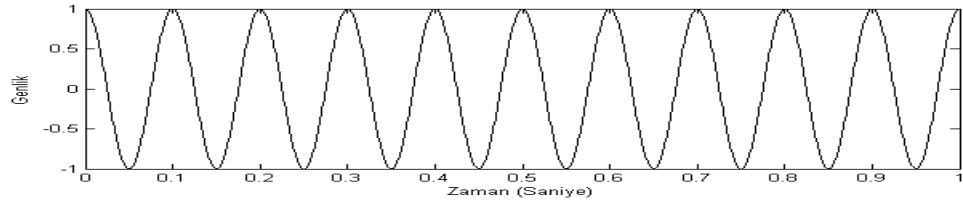
Öznitelikler, elimizdeki işaretin anlamlı bilgisini taşıyan karakteristik bilgilerdir. EEG işaretlerinden duygu tanıma çalışmalarında zaman boyutu ve frekans boyutu analizleri ya da her ikisi bir arada kullanılabilir. Her iki boyutta yapılan analizlerden istatistiksel öznitelikler çıkarılabilir. Bunun dışında EEG işaretlerinin bant enerjileri de önemli bilgiler içermektedir. Bu çalışmada istatistiksel özniteliklerden minimum değer, maksimum değer, ortalama ve standart sapma kullanılmıştır. Ancak bu değerler doğrudan işareten değil Bölüm 3.2.2.2’de anlatılan metotla işaretin alt bileşen ve bantlarından çıkarılmıştır.

EEG işaretlerinin frekans analizinde bu güne kadar sıklıkla kullanılan klasik metodlardan biri Fourier dönüşümüdür.

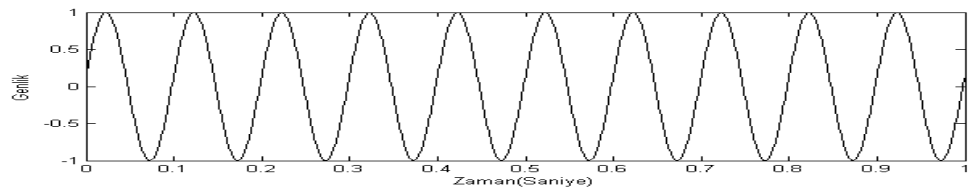
3.2.2.1. Fourier Serileri ve Dönüşümü

Belli bir süreçte tekrar eden fonksiyonlara periyodik, her bir tekrar süresine periyot denir. Sinüs ve kosinüs gibi trigonometrik fonksiyonlar periyodik fonksiyonlardır. Bir

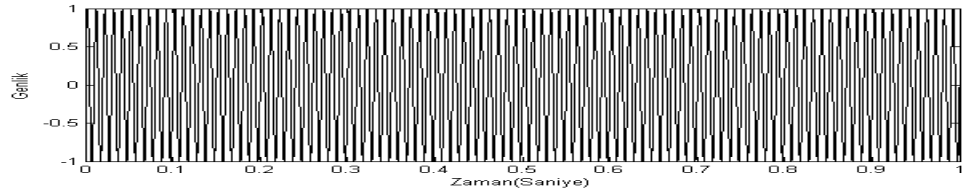
saniyedeki tekrar sayısına frekans denir. Genlik bir işaretin büyüklüğü, faz ise zaman $t=0$ iken işaretin pozisyonudur.



Şekil 3.6. Bir Kosinüs İşareti (Faz=0, Genlik=1, Frekans=10)



Şekil 3.7. Bir Kosinüs İşareti (Faz=30, Genlik=1, Frekans=10)



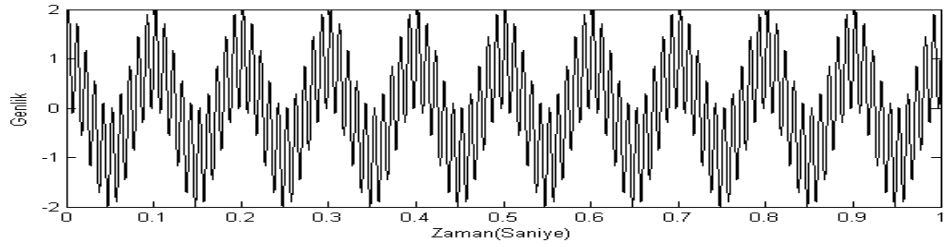
Şekil 3.8. Bir Sinüs İşareti (Faz=0,Genlik=1,Frekans=100)

Joseph Fourier (1768-1830) periyodik fonksiyonların sonsuz sayıda complex üstel fonksiyonların toplamıyla ifade edilebileceğini belirtmiştir. Bu ifadenin tersi de mümkündür yani karmaşık yapıdaki işaretlerin en temel bileşenlerine ayrılarak daha kolay analiz edilebilmesi sağlanabilir. Böylece Fourier, sürekli bir işareti, düzgün seçilmiş sinusoidal işaretlerin toplamı biçiminde göstermiştir (3.3.).

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(nx) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(nx) \quad (3.3.)$$

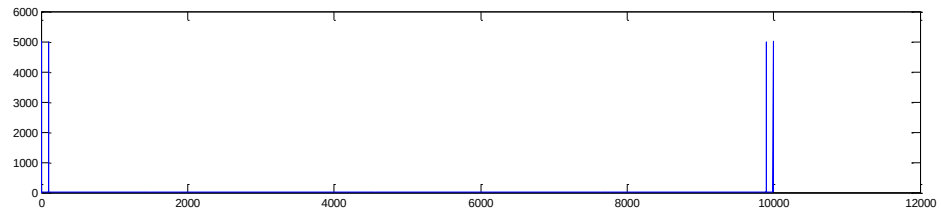
Kosinüs işaretiyle sinus işareti 90 derecelik faz farkına sahip olduğundan, (3.3.) denkleminde fonksiyon, sinus ve kosinüs bileşenlerinin toplamı olarak

gösterilebilmektedir. Şekil 3.9’da verilen işaret, Şekil 3.6. ve Şekil 3.8’de verilen işaretlerinin toplamıdır.



Şekil 3.9. İki Farklı İşaretin Toplamı

Fourier analizi ile işaretler farklı frekanslardaki sinüslerine ayrılmış olur. İşaretler, sinüs işaretlerinin zaman-genlik ya da frekans-genlik bölgelerinde gösterilebilir. İşaretlerin frekans bölgesindeki gösterimine işaret spektrumu denir. Fourier dönüşümünde işaretler, (3.4.) kullanılarak zaman boyutundan frekans boyutuna çevrilir. Fourier Dönüşümü işaretin frekans bileşenlerini verir. Şekil 3.9’da zaman-genlik boyutunda verilen işaret, Fourier Dönüşümü uygulanarak, frekans –genlik boyutunda gösterilmiştir (Şekil 3.10.).

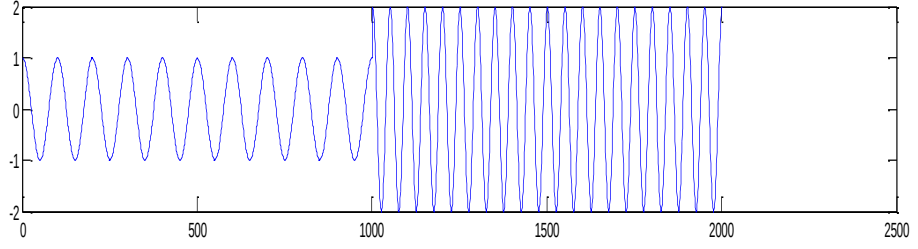


Şekil 3.10. Fourier Dönüşümü ile Şekil 3.9’daki işaretin Frekans Boyutunda Gösterimi (Fs=100 Hz)

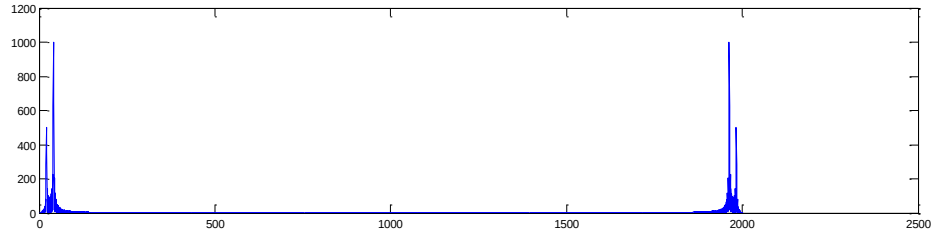
Fourier Dönüşümü ile zaman boyutundan frekans boyutuna geçerken, işaretin farklı zaman aralıklarının dönüşümün sonucuna etkisi belli değildir. Ters Fourier dönüşümü ile de frekans boyutundan zaman boyutuna geçilebilir (3.5.). Verilen denklemlerdeki ‘ ω ’ ifadesi açısal hızı ifade eder.

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.4.)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) e^{j\omega t} dt \quad (3.5.)$$



Şekil 3.11. Durağan Olmayan İşaret Örneği (Fs=100 Hz, 0-1 saniye arası 1 Genlik, 10 Hz Kosinüs; 1-2 saniye arası 2 Genlik 20 Hz Kosinüs)



Şekil 3.12. Frekans Boyutunda 3.11. de verilen İşaret (Fs=100 Hz)

Bir işaretin Fourier dönüşümüne bakıldığında özel bir olayın *nerede* gerçekleştiğine dair bir bilgi bulmak mümkün değildir. Bu dezavantaj nedeniyle dönüşümün durağan olmayan işaretlere uygulanması uygun değildir.

Zamana göre frekansı değişen işaretlere durağan olmayan işaretler denir (Şekil 3.11.). EEG işaretleri de durağan olmayan işaretlerdir ve bu işaretleri eksiksiz olarak analiz edebilmek için durağanlık varsayımını kabul eden geleneksel analiz yöntemlerinin yerine, durağan olmayan işaretlere uygulanabilen analiz yöntemleri kullanılmalıdır. Hilbert Huang Dönüşümü, durağan olmayan işaretlere uygulanabilen bir analiz metodudur ve EEG işaretlerinin incelenmesi için uygunluğu kabul görmüştür.

3.2.2.2. Hilbert Huang Dönüşümü

Norden E. Huang tarafından 1998 de ortaya atılan Hilbert Huang Dönüşümü (HHT), doğrusal ve/veya durağan olmayan işaretleri analiz etmek için geliştirilmiş adaptif ve etkili bir yöntemdir. HHT, gözlemsel mod ayrışımı (Huang,1998) ve Hilbert spektral

analizi (Huang,1999) adımlarından oluşmaktadır. Fourier tabanlı zaman-frekans analiz yöntemlerindeki gibi önceden belirlenmiş varsayımlara ve temel fonksiyonlara ihtiyaç duymayan HHT, verileri yerel karakteristiklerine göre basit salınım modlarına ayıran ve bu modlara Hilbert dönüşümü uygulayarak zamana karşı anlık frekans değerlerine ulaşılabilmesini sağlayan adaptif bir yöntemdir. Yöntem tanıtılmasından kısa bir süre sonra, konuşma işleme (Huang, 2006), okyanusbilim (Datig, 2004), çevrebilim (Frankze, 2009), ekonomi (Yu,2008), inşaat bilimleri (Lee, 2003), ve biyomedikal (Xie, 2006) gibi çok farklı bilim dallarında uygulama alanı bulmuştur. Bunların yanında son yıllarda EEG analizinde de kullanılmaya başlanmıştır (Sweeney-Reed, 2007; Pachori, 2008; Lin, 2008; Sharabaty, 2008; Rutkowski, 2006; Hu, 2005).

Hilbert Huang Dönüşümü iki aşamadan oluşmaktadır:

- I. Gözlemsel Mod Ayırışımı (GMA)
- II. Hilbert Spektral Analizidir (HSA).

Birinci aşamada analizi yapılan işaret, İçsel Mod Fonksiyonlarına (IMF) ayrılır. İkinci aşamada ise Hilbert dönüşümü ile işaretin genlik, anlık faz ve frekans bilgisi elde edilir.

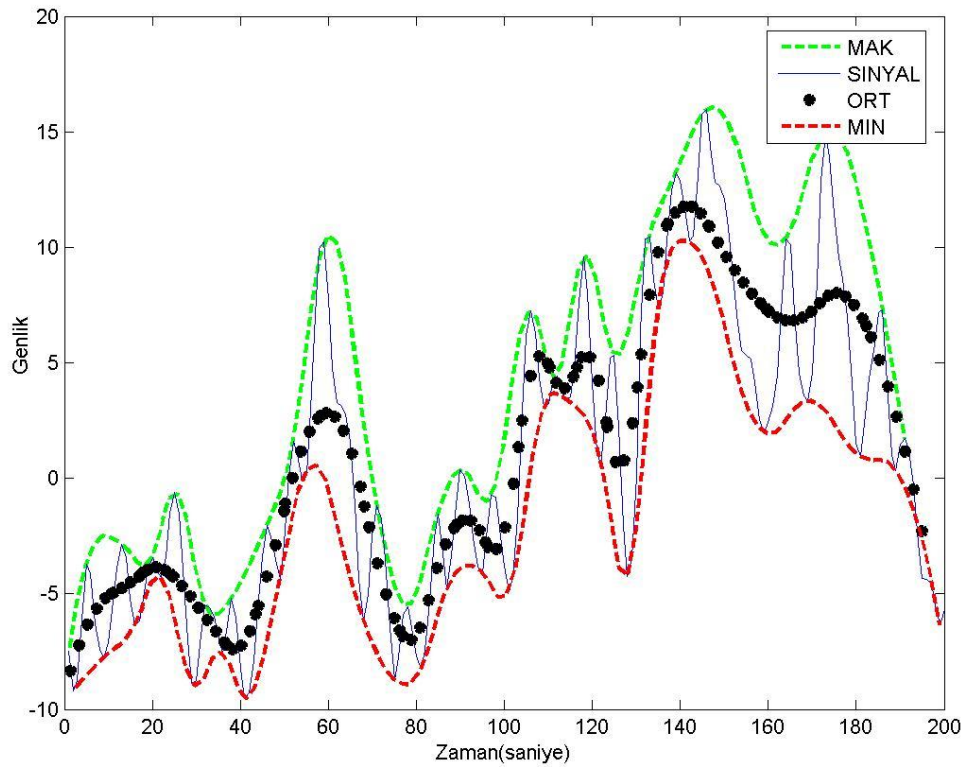
3.2.2.2.1. Gözlemsel Mod Ayırışımı

HHT metodu, her işaretin, farklı basit içsel modlarına ayrılabilceği varsayımını yapar. Bu içsel mod fonksiyonları, sonlu ve çoğunlukla küçük sayıdadır ve Hilbert dönüşümünün yapılmasına uygundur. Ayırışım, zaman ölçekli verinin yerel karakteristiklerine bağlı olduğundan doğrusal ve/veya durağan olmayan uygulamalarda kullanımı uygundur. Her içsel mod, eşit sayıda maksimumu ve sıfır noktasını kesme sayısı olan basit bir salınımı ifade eder. Bu modların doğrusal olup olmaması önemli değildir. Salınımlar yerel ortalamaya göre simetrik olmalıdır. Bu salınım modlarının her biri şu şekilde tanımlanmaktadır:

- Tüm verisetinde, maksimum noktaları ve sıfırı kesme sayısı eşit olmalıdır veya en fazla bir fark olabilir.
- Herhangi bir noktada, veriyi yerel maksimum ve yerel minimumlarını kapsayarak örten zarfların ortalaması sıfır olmalıdır.

Verilen tanıma uygun olarak her işaret, içsel mod fonksiyonlarına ayrılabilir. Bunun için ilk olarak yapılması gereken işaretin yerel maksimum noktalarının bulunup, bu

noktaların birleştirilmesiyle işaretin maksimumlarını içine alan zarf oluşturulmasıdır. Aynı işlem, yerel minimum noktaları için de tekrarlanarak diğer zarf da oluşturulur. Şekil 3.13’de görülen işaretler zaman-genlik düzlemindedir. Düz çizgi ile gösterilen işaret, içsel mod fonksiyonlarına ayrılacak olan işarettir. Kesikli işaretler ise orijinal işareti kapsayan zarflardır. Görüldüğü gibi bu zarflar, yerel maksimumları ve minimumları kapsayarak tüm işareti içine almaktadır. Noktalarla gösterilen işaret ise, zarfların ortalaması alınarak elde edilmiş ortalama işarettir.



Şekil 3.13. Ortalama ve Zarfları ile bir EEG İşareti parçası

(3.6.) da orijinal işaret $x(t)$, ortalama işaret m_{11} ile gösterilmiştir. Bu iki işaretin farkı ilk içsel fonksiyonumuz olmalıdır (h_{11}). Ancak bu fonksiyon, içsel mod olma şartlarını sağlamalı, simetrik olmalı ve aynı zamanda tüm maksimumları pozitif iken tüm minimumları da negatif olmalıdır. IMF olma şartlarını sağlamayan işaretler, orijinal işaret gibi değerlendirilerek ($x(t)=h_{11}$) zarflanır ve bu zarflardan ortalama işaret (m_{12}) çıkarılır (3.7.). Bu iki işaretin farkı yeni IMF adaydır ve IMF olma şartlarını

sağlamalıdır, bu şartlar sağlanmazsa, istenilen koşulları sağlayana kadar ayıklama işlemi devam eder (3.8.).

$$h_{11} = x(t) - m_{11} \quad (3.6.)$$

$$h_{12} = h_{11} - m_{12} \quad (3.7.)$$

$$h_{1n} = h_{1(n-1)} - m_{1n} \quad (3.8.)$$

İçsel Mod fonksiyonuna ulaşmak için yapılan ayıklamaların nerede durdurulacağına karar vermek için ardarda gelen iki ayıklama işleminin değerlerinin farkının karesinin normalize edilmiş değeri kullanılabilir. (3.9.) da verilen denklemle bulunan bu değer yeterince küçük olunca ayıklama durdurulabilir.

$$SDk = \frac{\sum_{t=0}^T |h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{\sum_{t=0}^T h_{k-1}^2} \quad (3.9.)$$

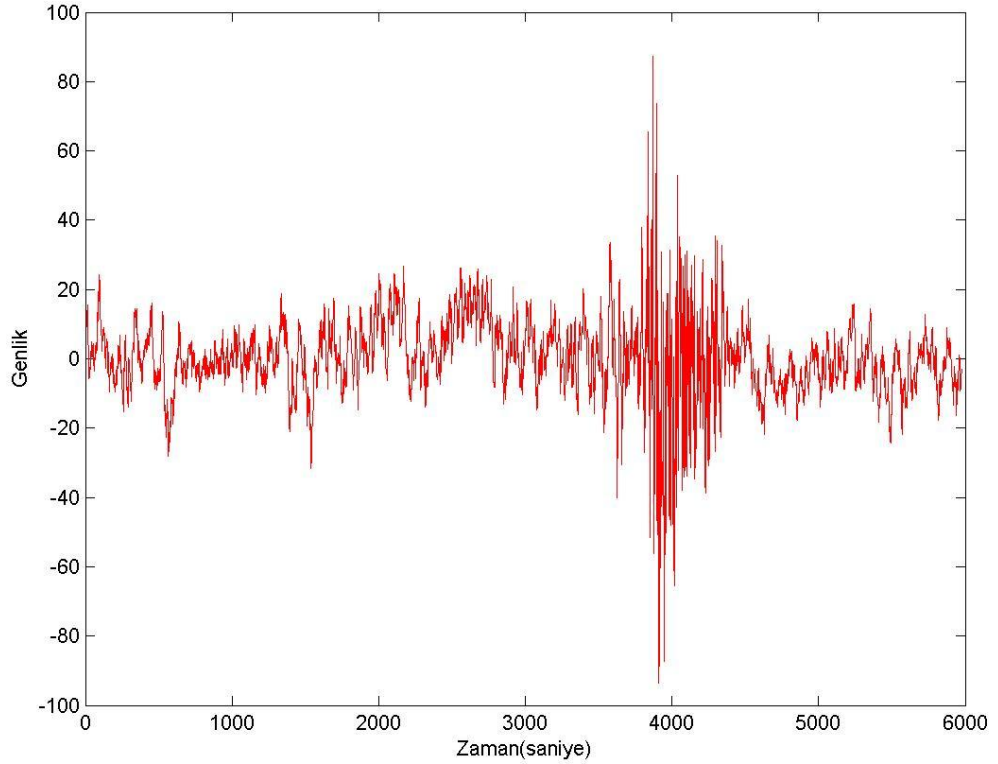
Ancak bu kriter IMF nin tanımına uygun değildir. Farkın karesi yeterince küçük olsa bile bu fonksiyonun aynı sayıda maksimum ve sıfırı geçme noktası olmayabilir. Bu nedenle sıfır noktasını kesme ve maksimum sayılarını temel alan bir yöntem kullanılmalıdır. Bu da ayıklama sayısının önceden belirtilmesi ile mümkün olabilmektedir. Ayıklama işlemi sadece bu sayı tamamlanınca, sıfırı kesme ve maksimum sayıları aynı veya bir farklı olduğunda durmaktadır. Bu yöntemin zorluğu önceden belirlenecek sayının kaç olması gerektiğidir. Huang ve ark. (2003), çalışmalarında bu sayının 4 ile 8 arasında olması gerektiğini belirtmişlerdir. Ayıklama işlemi durduğunda ilk IMF elde edilmiş olur.

İlk IMF, işaretin en kısa periyotlu komponentini içermelidir. Datadan ilk IMF çıkınca geriye kalan değer ($r_1 = x(t) - h_1$) sonraki IMF yi bulmak için yeni veri olarak değerlendirilmekte ve aynı metodla diğer IMF ler de bulunmaktadır.

Bu işlem IMF nin ya da kalan değer r'nin çok küçük olması durumunda ya da kalan değer r'nin daha fazla IMF çıkarılamayacak monotonik bir fonksiyona dönüşmesine kadar devam eder. Böylece işaret n adet içsel mod fonksiyonuna ayrılmış olur (3.10.).

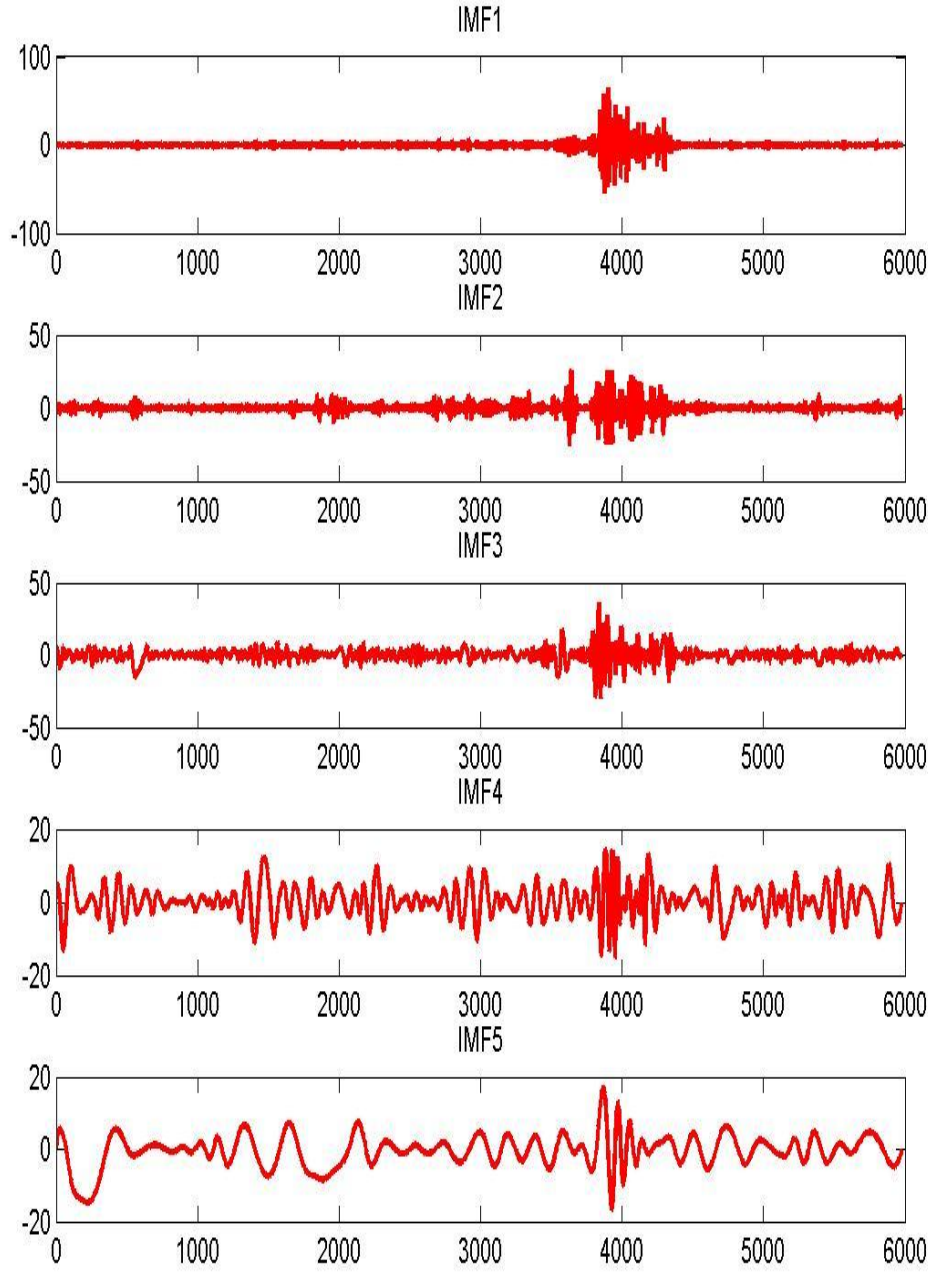
$$x(t) = \sum_{i=1}^n h_i + r_n \quad (3.10.)$$

Hilbert Dönüşümü, işaretin belli bir anda sadece bir frekans değerine sahip olduğu varsayımına dayanır. EEG işaretleri aynı anda birden fazla frekans değerine sahip olabilen geniş bantlı işaretler olduklarından, işaret herbiri anlık olarak tek frekans içeren fonksiyonların toplamı biçiminde ifade edilmeli, IMF'lerine ayrılmalıdır. Şekil 3.14. işitsel uyaran dinletilerek alınmış 6 saniyelik bir EEG kaydını göstermektedir.

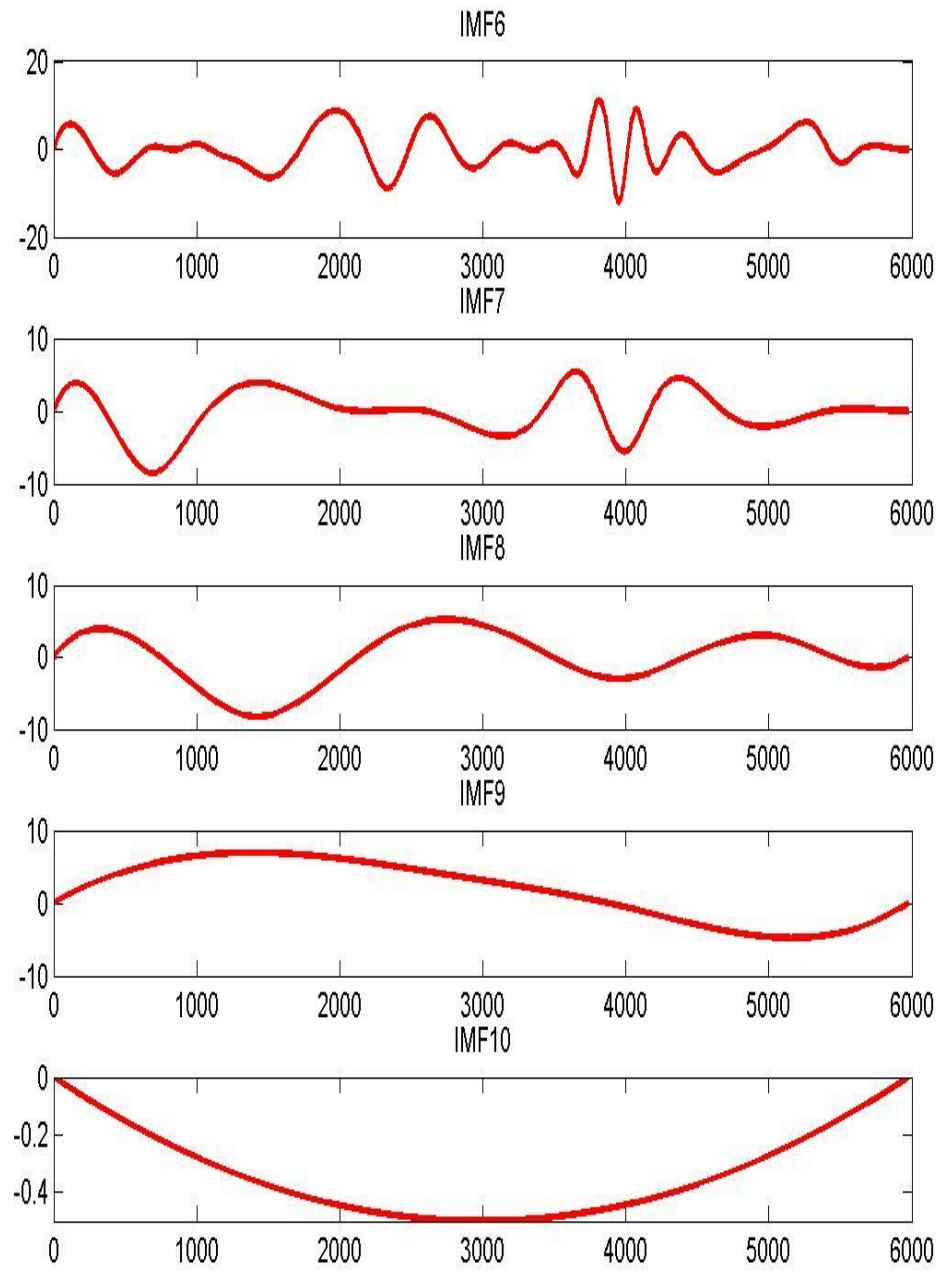


Şekil 3.14. Örnek bir 6 Saniyelik EEG İşareti

Bu işareten çıkarılan IMF'ler Şekil 3.15. ve Şekil 3.16.' da gösterilmektedir. Şekil 3.15'te verilen EEG işareti için bu çalışmada kullanılan ilk 5 IMF, Şekil 3.16'da ise aynı işareten elde edilen ancak kullanılmayan IMF ler gösterilmiştir.



Şekil 3.15. Öznitelik Çıkarmada Kullanılan ilk 5 IMF



Şekil 3.16. Kullanılmayan diğer IMF'ler

İşaretlerin gözlemsel mod ayrışımı metoduyla içsel mod fonksiyonlarına ayrıştırılması ve bu şekilde ifade edilmesi, Fourier analizinde işaretlerin karmaşık üstel fonksiyonların toplamı şeklinde ifade edilmesine benzetilebilir. Ancak içsel modlar sabit genlik ya da frekansta olma zorunluluğu taşımadıklarından, periyodik veya durağan olmayan işaretlerin analizinde de kullanılabilir.

3.2.2.2.2. Hilbert Spektral Analizi

$a(t)$ fonksiyonunun Hilbert dönüşümü $\hat{a}(t)$, (3.11.) de verilen şekilde hesaplanır. Bu denklemin ikinci kısmında görülen ‘H’, Hilbert dönüşümü operatörüdür. $a(t)$ fonksiyonu ve Hilbert dönüşümü birlikte analitik bir fonksiyon oluşturur (3.12.). Bu analitik işaret bir genlik $(G(t) = \sqrt{a(t)^2 + \hat{a}(t)^2})$ ve faz $(\theta(t) = \tan^{-1} \frac{\hat{a}(t)}{a(t)})$ olarak yazılabilir ve fazın türevi anlık frekansı vermektedir (3.13.).

$$\hat{a}(t) = H\{g(t)\} = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{g(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (3.11.)$$

$$\tilde{a}(t) = a(t) + \hat{a}(t) = G(t)e^{j\theta(t)} \quad (3.12.)$$

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3.13.)$$

Bu çalışmada HHT kullanılarak EEG işaretleri IMF'lerine ayrılmış, elde edilen içsel mod fonksiyonlarının ilk 5'i kullanılarak öznitelikler çıkarılmıştır. Aynı zamanda, zamana bağlı genlik $G(t)$ ve anlık frekans $\omega(t)$ de öznitelik çıkarımında kullanılmıştır. Her IMF'nin minimum genlik değeri, maksimum genlik değeri, ortalama genlik değeri, genliğinin standart sapması, toplam enerjisi ve delta, teta, alfa, beta, gama1 ve gama2 frekans bantlarındaki enerjilerin toplam enerjiye oranı çıkarılan özniteliklerdir. Her IMF'den 11 öznitelik, her işaret için ilk 5 içsel mod fonksiyonu bulunduğundan ve bu işlemler 18 kanal için tekrarlandığından, her denekten alınan EEG kaydı 990 anlamlı bilgiye dönüştürülmüştür (Şekil 3.17.).

Kanal 1	IMF1	• Minimum Genlik • Maksimum Genlik • Ortalama Genlik • Genlik Standart Sapması • Toplam Enerji • Delta (0.5-4 Hz) Bandı Toplam Enerjisi • Teta (4-8 Hz) Bandı Toplam Enerjisi • Alfa (8-13 Hz) Bandı Toplam Enerjisi • Beta (13-30 Hz) Bandı Toplam Enerjisi • Gama1 (30-50 Hz) Bandı Toplam Enerjisi • Gama2 (50-70 Hz) Bandı Toplam Enerjisi
Kanal 2		
Kanal 3		
Kanal 4	IMF2	
Kanal 5		
Kanal 6		
Kanal 7	IMF3	
Kanal 8		
Kanal 9		
Kanal 10	IMF4	
Kanal 11		
Kanal 12		
Kanal 13	IMF5	
Kanal 14		
Kanal 15		
Kanal 16		
Kanal 17		
Kanal 18		

Şekil 3.17. Çıkarılan Öznitelikler

3.2.3. Öznitelik Seçimi

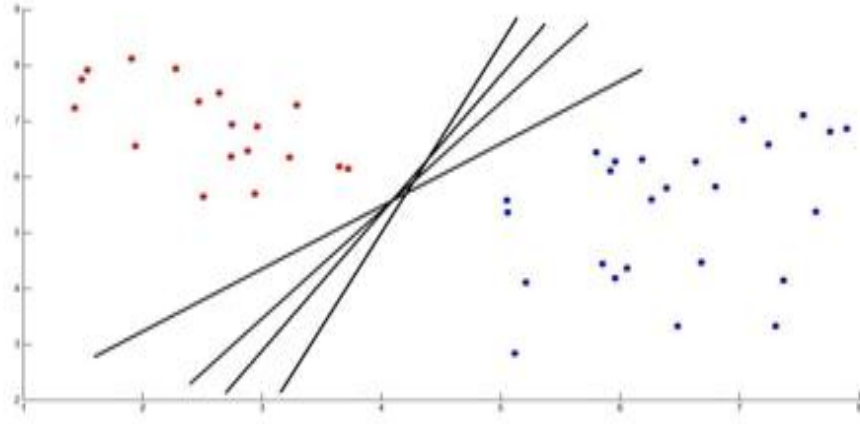
Çıkarılan özniteliklere ilinti tabanlı öznitelik seçimi algoritması (Hall, 1999) uygulanarak, duygu kestirimi için en uygun olan öznitelikler belirlenmiştir. Bu öznitelik seçim algoritması, birbiriyle korelasyonu az ancak sınıfla (duygu bileşeni ile) korelasyonu yüksek olan özniteliklerin bulunduğu alt kümeyi bulmaya çalışmaktadır (Hall, 1999). Bu öznitelik seçim algoritması ile her deneğin öznitelik seti önemli ölçüde azaltılmıştır. 18 katılımcıdan elde edilen EEG verileri, 990 öznitelikten kullanılan algoritmanın başarısı sonucu aktiflik duygu bileşeni için 21-103 özniteliğe, değerlik duygu bileşeni için 19-98 özniteliğe ve baskınlık duygu bileşeni için 17-117 özniteliğe azaltılmıştır.

3.2.4. Duygu Boyutlarının Kestirimi

Bu çalışmada anket değerlendirme sonuçlarındaki *değerlik*, *aktivasyon* ve *baskınlık* duygu bileşenleri ile IADS değerlendirmelerinde belirtilen *değerlik*, *aktivasyon* ve *baskınlık* duygu bileşenleri her denek için ayrı ayrı destek vektör makineleri algoritması kullanılarak kestirimi yapılmıştır.

3.2.4.1. Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri (DVM) (Vapnik ve ark., 1997) farklı sınıflara ait örnekler arasındaki en iyi ayırıcı düzlemi bulmaya çalışan bir makine öğrenme algoritmasıdır.



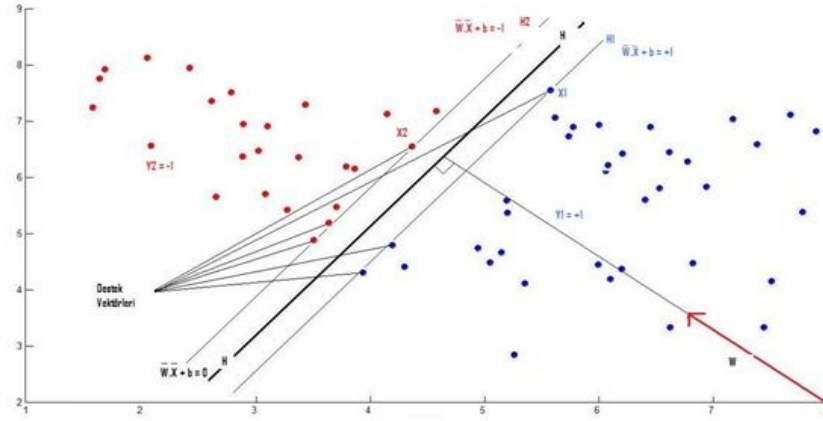
Şekil 3.18. İki Sınıfı ayıran Düzlemler

Örneğin, Şekil 3.18.'de iki sınıfı ayıran doğrusal düzlemler görülmektedir. Sınıfları ayıran birden fazla hiperdüzlem olduğu durumlarda, DVM sınıflara uzaklığı en fazla olan düzlemi seçer. Seçilen düzlemin denklemi (3.14.) ile verilmiştir.

$$F(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{i=1}^N w_i x_i + b, \quad w \in N, b \in R \quad (3.14.)$$

Burada, w , ağırlık vektörü, b ise skaler sabittir. Eğitim verileri N boyutlu x vektörleriyle temsil edilir. Örneğin, Şekil 3.19. için, iki sınıfı ayıran H_1 ve H_2 düzlemlerinin orijine dik uzaklığı (3.15.) denklemi ile $\frac{1-b}{w}$ ve $\frac{-1-b}{w}$ olarak bulunur.

$$F(x_i) \geq 1 \stackrel{ise}{\Rightarrow} y_i = +1, \quad F(x_i) \leq -1 \stackrel{ise}{\Rightarrow} y_i = -1 \quad (3.15.)$$



Şekil 3.19. Ayırıcı Düzlemin Denklemi, +1 ve -1 olarak etiketlenmiş örnekler

H_1 ve H_2 düzlemlerinin birbirine paralel olmasından dolayı iki örnek kümesi arasındaki uzaklık $\frac{2}{w}$ kadardır. H_1 ve H_2 düzlemleri arasındaki maksimum uzaklık, ağırlık vektörü 'w'nin öklit normunun, yani mutlak değerinin minimize edilmesiyle bulunur. (3.16.) denklemi bu koşulları özetlemektedir.

$$\min \left(\frac{1}{2} |w|^2 \right) \xrightarrow{\text{kısıtlama}} y_i - (\langle w, x_i \rangle - b) \leq \epsilon ; \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon ; \epsilon = \frac{1}{w} \quad (3.16.)$$

Bu durumu sağlayan hiper düzlemlerin üzerinde bulunan noktalar destek vektörleri olarak adlandırılır. Örnekler doğrusal olarak tamamen ayrılabilir durumda değilse, problemin çözümü için pozitif zayıflık denklemleri kullanılır (3.17.) (Vapnik ve ark., 1997).

$$\min [F(w, \xi) = \frac{1}{2} |w|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i + \xi_i^*]$$

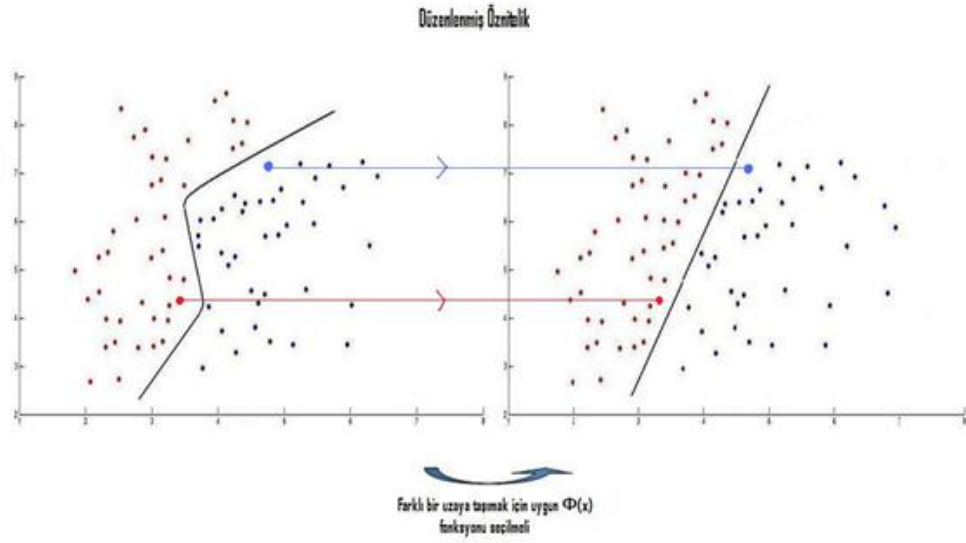
$$\xrightarrow{\text{kısıtlama}} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \epsilon + \xi_i$$

$$\langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \quad (3.17.)$$

$$\xi_i^*, \xi_i \geq 0$$

Bazı verilerin ait olduğu sınıflar, doğrusal düzlemlerle ayrılamamaktadır. Bu durumda doğrusal olmayan düzleme ihtiyaç duyulur ve sınıflandırmanın yapılabilmesi için

çekirdek hilesi (kernel trick) denilen bir yöntem kullanılmaktadır. Çekirdek fonksiyonları, doğrusal düzlemlerle ayrılamayan sınıf öğeleri ile nokta çarpımı yapıldığında bu öğeleri doğrusal olarak ayrılabilir şekilde düzenleyen fonksiyonlardır. Başka bir deyişle bu fonksiyonlar, sınıflandırılacak verileri bulundukları uzaydan daha fazla boyutlu, doğrusal olarak ayrılabilir bir uzaya taşırlar, böylece doğrusal olmayan giriş uzayındaki veriler çekirdek fonksiyonu ile doğrusal yüksek boyutlu nitelik uzayına dönüştürülür (Şekil 3.20.).



Şekil 3.20. Çekirdek Hilesi $\Phi = X \rightarrow F$

Bu çalışmada, destek vektör regresyon algoritması (Shevade ve ark., 1999) ile duygu kestirimi yapılmıştır. Destek vektör regresyon metodundaki temel fikir, eldeki eğitim verilerinin karakterini mümkün olduğunca gerçeğe yakın bir şekilde yansıtan ve istatistiksel öğrenme teorisine uygun doğrusal ayırıcı fonksiyonun bulunmasıdır. Destek vektör makinelerinin giriş vektör elemanları x_i , regresyon sonucunda elde edilecek hedef değerler d_i olmak üzere, destek vektör regresyon metodu her x_i değeri için, hedef değer d_i lere en yakın fonksiyonu bulmaya çalışır ($F(x) = \langle w, x \rangle + b$).

$$\text{Min}[F(w, \xi) = \frac{1}{2} |w|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i + \xi_i^*]$$

$$\xrightarrow{\text{kısıtlama}} \quad d_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \xi + \xi_i$$

$$\langle w, x_i \rangle + b - d_i \leq \xi + \xi_i^*$$

$$\xi_i^*, \xi_i \geq 0 \quad (3.18.)$$

(3.18.) de verilen optimizasyon probleminin çözümü ile yaklaşım fonksiyonu bulunur (3.19.) (Shevade ve ark., 1999).

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha - \alpha^*) + \sum_{i=1}^l z_i (\alpha - \alpha^*)$$

$$e^T (\alpha - \alpha^*) = 0 \quad (3.19.)$$

$$0 \leq (\alpha - \alpha^*) \leq C, i = 1, \dots, l$$

Sınıflandırma gibi regresyonda da doğrusal olmayan durumların işlenebilmesi için çekirdek fonksiyonları kullanılmaktadır ($Q_{ij} = K(x_i, x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$). Çekirdek fonksiyonları, girdi verilerini bulundukları uzaydan daha fazla boyutlu, doğrusal olarak ayrılacakları bir uzaya taşırlar; böylece doğrusal olmayan giriş uzayındaki veriler çekirdek fonksiyonu ile doğrusal yüksek boyutlu nitelik uzayına dönüştürülür ve yaklaşım fonksiyonu bulunur (3.20.)

$$\sum_{i=1}^l (-\alpha + \alpha^*) K(x_i, x_j) + b \quad (3.20.)$$

Sıklıkla kullanılan iki tip çekirdek Polynomial ($K(x, z) = (x \cdot z + 1)^p$) ve Gaussian ($K(x, z) = \exp(-\|x - z\| / 2\sigma^2)$) çekirdeklerdir. Bu tez çalışmasında radial tabanlı fonksiyon (RBF) çekirdeği ($K(x, z) = \exp(-\gamma \|x - z\|^2)$, $\gamma > 0$) kullanılmıştır.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, duygu kestirim başarısını değerlendirmek için, her katılımcının her duygu bileşeni için ayrı ayrı veriye uygulanan sınıflandırma algoritmasının sonucunda elde ettiğimiz korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri kullanılmıştır (4.1).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{z}_i - z_i| \quad (4.1)$$

Çizelge 4.1. ve Çizelge 4.2. her denekten alınan EEG kaydı için, her duygu bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısını ve ortalama mutlak hata değerlerini göstermektedir.

Çizelge 4.1. IADS değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri

Denek	Aktivasyon		Değerlik		Baskınlık	
	CC	MAE	CC	MAE	CC	MAE
1	0,79	0,63	0,74	1,04	0,72	0,78
2	0,84	0,54	0,68	1,16	0,73	0,68
3	0,82	0,61	0,85	0,84	0,82	0,59
4	0,69	0,68	0,8	0,94	0,65	0,83
5	0,68	0,8	0,71	1,15	0,7	0,71
6	0,77	0,67	0,67	1,3	0,73	0,68
7	0,77	0,62	0,66	1,2	0,65	0,79
8	0,73	0,75	0,83	0,79	0,82	0,6

Çizelge 4.1. (Devam) IADS değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri

9	0,79	0,63	0,75	1,01	0,76	0,67
10	0,79	0,65	0,61	1,39	0,84	0,54
11	0,66	0,8	0,69	1,08	0,75	0,7
12	0,75	0,64	0,74	1,06	0,76	0,7
13	0,69	0,71	0,81	0,88	0,71	0,7
14	0,73	0,74	0,7	1,18	0,81	0,65
15	0,81	0,59	0,65	1,26	0,64	0,82
16	0,78	0,61	0,63	1,3	0,76	0,65
17	0,7	0,76	0,87	0,77	0,86	0,54
18	0,73	0,74	0,82	0,91	0,83	0,61
Min	0,66	0,54	0,61	0,77	0,64	0,54
Max	0,84	0,8	0,87	1,39	0,86	0,83
Avg	0,75	0,68	0,73	1,07	0,75	0,68
Std	0,05	0,08	0,08	0,19	0,07	0,09

Çizelge 4.2. Anket değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri

Denek	Aktivasyon		Değerlik		Baskınlık	
	CC	MAE	CC	MAE	CC	MAE
1	0,65	0,68	0,70	1,14	0,79	0,35
2	0,76	0,63	0,80	0,98	0,83	0,28
3	0,81	0,55	0,81	0,93	0,82	0,32
4	0,62	0,73	0,71	1,14	0,49	0,47
5	0,59	0,76	0,77	0,99	0,72	0,37

Çizelge 4.2.(Devam) Anket değerlendirmelerine göre Duygu Bileşeni kestirimi sonucu elde edilen değerlerin korelasyon katsayısı ve ortalama mutlak hata değerleri

6	0,69	0,70	0,66	1,22	0,53	0,46
7	0,62	0,75	0,67	1,13	0,57	0,45
8	0,74	0,62	0,62	1,35	0,68	0,39
9	0,65	0,68	0,79	1,00	0,68	0,4
10	0,84	0,49	0,71	1,23	0,69	0,38
11	0,69	0,71	0,71	1,15	0,81	0,31
12	0,68	0,63	0,53	1,41	0,71	0,38
13	0,73	0,66	0,80	0,95	0,70	0,38
14	0,83	0,49	0,75	1,08	0,77	0,36
15	0,81	0,55	0,75	1,07	0,69	0,35
16	0,62	0,75	0,78	0,98	0,59	0,47
17	0,65	0,74	0,72	1,12	0,79	0,32
18	0,83	0,52	0,72	1,12	0,58	0,44
Min	0,59	0,49	0,53	0,93	0,49	0,28
Max	0,84	0,76	0,81	1,41	0,83	0,47
Avg	0,71	0,65	0,72	1,11	0,69	0,38
Std	0,08	0,09	0,07	0,13	0,10	0,06

Deney katılımcılarımızın değerlendirmelerinden elde ettiğimiz duygu bileşenleri kullanılarak yapılan regresyon başarımlar oranı, IADS değerlendirmeleri kullanılarak yapılan regresyon başarımlar oranından daha yüksek sonuç vermiştir. Bu durum şaşırtıcı değildir; çünkü IADS değerlendirmeleri Florida Üniversitesinde yapılmış bir çalışmadan elde edilmiştir. Farklı kültürlerden gelen insanların olaylar karşısında farklı tepkiler vermeleri normaldir.

Korelasyon katsayılarının yüksek, ortalama mutlak hata oranlarının düşük olması, EEG işaretlerinden HHT kullanılarak duygu kestiriminin başarısını göstermektedir. EEG işaretlerinden duyguların *aktivasyon* ve *baskınlık* düzlemlerindeki değerlerinin

kestirimi, değerlik düzleminin kestirimi ile karşılaştırıldığında daha başarılı sonuç elde edilmiştir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, EEG işaretlerinden HHT analizi yoluyla duygu kestirimi yapılabileceği gösterilmiştir.

Gelecek çalışmalarda;

1. Kan basıncı, kan akış hızı, solunum hacmi, kalp sesleri, sıcaklık ve deri direnci gibi farklı fizyolojik işaretler ya da yüz ifadeleri ve konuşma işareti EEG işaretleriyle birlikte işlenebilir.
2. Daha fazla denekten EEG kaydı yapılarak, daha geniş bir veriseti oluşturulup daha güvenilir sonuçlar elde edilmesi mümkündür
3. Dalgacık dönüşümü, Hilbert Huang Dönüşümü yerine veya birlikte kullanılarak öznelilikler çıkarılabilir.
4. EEG elektrot sayısı azaltılarak, beyin belli bölgeleri üzerinde duygu araştırması yapılabilir.

KAYNAKLAR

- Agrafioti, F. Hazinakos, D. and Anderson, K.A., 2011. ECG Pattern Analysis for Emotion Detection. **IEEE Transactions on Affective Computing**.
- Basak, D., Pal, S. and Patranabis, CH.D., 2007. Support Vector Regression. **Neural Information Processing-Letters and Reviews**, 11(10).
- Bradley, M. M. and Lang, P.J., 1994. Measuring emotions: The Self-Assessment Manikin and the Semantic Differential. **Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry**, 25(1): 49-59.
- Bradley, M.M. and Lang, P.J., 1999. International affective digitized sounds (IADS): Stimuli, instruction manual and affective rating (Tech. Rep. No. B-2). **The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida**, Gainesville, FL.
- Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., and Taylor, J., 2001. Emotional recognition in human computer interaction. **IEEE Signal Processing Magazine**, 32-80.
- Datig, M. and Schulmann, T., 2004. Performance and Limitations of the Hilbert-Huang Transformation (HHT) with an application to irregular water waves. **Ocean Engineering**, 31(14): 1783-1834.
- Devillers, L., Vasilescu I., and Lamel L., 2005. Challenges in real-life emotion annotation and machine learning based detection. **Neural Networks, Elsevier**, 407-422.
- Franzke, C., 2009. Multi-scale analysis of teleconnection indices: climate noise and nonlinear trend analysis. **Nonlinear Processes in Geophysics**, 16(1): 65-76.
- Hall, M.A., 1999. Correlation-based feature selection for machine learning. **Doctoral Dissertation, the University of Waikato, Department of Computer Science**.
- Hall, M. Frank, E. Holmes, G. Pfaringer, B. Reutemann, P. and Witten, I.H., 2009. **The WEKA Data Mining Software: An Update; SIGKDD Explorations**, 11(1).
- Huang, N.E. Long, S.R. and Shen, Z., 1996. Frequency downshift in nonlinear water wave evolution. **Advances in Appl. Mech**, 32: 59-117.
- Huang, N.E. Long, S.R. Shen, Z. Wu, M.C. Shih, S.H. Zheng, Q. Tung, C.C. and Liu, H.H., 1998. The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum or non-stationary time series analysis. **Proc. Roy. Soc. London**, 454: 903-995.
- Huang, N.E. Shen, Z. Long, S.R. Wu, M.C. Zheng, Q. Yen, N.C. Tung, C.C. and Liu, H.H., 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **The Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, 454(1971): 903-995.
- Huang, N.E. Long, S.R. and Shen, Z., 1999. A new view of nonlinear water waves – the Hilbert spectrum. **Ann. Rev. Fluid Mech**, 31: 417-457.
- Huang, H. and Jiaqiang, P., 2006. Speech pitch determination based on Hilbert-Huang transform. **Signal Process**, 86(4): 792-803.

- Kahn, L., Zygmans, M., Rymer, W. Z. and Reinkensmeyer, D., 2006. Robot-assisted reaching exercise promotes arm movement recovery in chronic hemiparetic stroke: a randomized controlled pilot study. **Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation**. vol. 3:12
- Lee, Z.K. Wu, T.H. and Loh, C.H., 2003. System identification on the seismic behavior of an isolated bridge. **Earthquake Engineering and Structural Dynamics**.
- Lin, C.F. Yeh, Sh.W. Chien, Y.Y. Peng, T.L. Wang, J.H. and Chang, Sh.H., 2008. A HHT-based Time Frequency Analysis Scheme in Clinical Alcoholic EEG Signals. **WSEAS TRANSACTIONS on BIOLOGY and BIOMEDICINE**, 10(5).
- Lin, Y.P. Wang, C.H. Wu, T.L. Jeng, S.K. and Chen, J.H., 2010. EEG-based emotion recognition in music listening : A comparison of schemes for multiclass support vector machine. **IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**, pp: 489-492.
- Liu, Y. Sourina, O. and Nguyen, M.K., 2010. Real-Time EEG-Based Human Emotion Recognition and Visualization. **International Conference on Cyberworlds (CW)**, pp: 262-269.
- Murugappan, M. Rizon, M. Nagarajan, R. Yaacob, S. Zunaidi, I. and Harzy, D., 2007. EEG feature extraction for classifying emotions using FCM and FKM. **International Journal of Computers and Communications**, issue 2, 1: 21-25.
- Nie, D. Wang, X.W. Shi, L.C. and Lu, B.L., 2011. EEG-based emotion recognition during watching movies. **5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)**, pp: 667-670.
- Pachori, R.B., 2008. Discrimination between Ictal and Seizure-Free EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition. **Research Letters in Signal Processing**.
- Petrantonakis, P.C. and Hadjileontiadis, L.J., 2010. Emotion Recognition From EEG Using Order Crossing. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 14(2): 186-197.
- Platt, J., 1998. Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization. Schoelkopf, B. and Burges, C. and Smola, A. eds., *Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning*. **MIT Press**.
- Russell, J. and Mehrabian, A., 1977. Evidence for a three-factor theory of emotions. **Journal of Research in Personality**, 11(3): 273-294, Elsevier.
- Rutkowski, T.M. Zdunek, R. and Cichicki, A., 2006. Multichannel EEG brain activity patterns analysis in time frequency domain with nonnegative matrix factorization support. **Third International Conference on Brain Inspired Information Technology, Hibiokino, Japan**, p: 102.
- Sanei, S. and Chambers, J.A., 2007. EEG Signal Processing. **John Wiley and Sons Ltd**.
- Schaaff, K. and Schultz, T., 2009. Towards emotion recognition from Electroencephalographic signals. **3rd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops**, pp: 1-6.
- Sharabaty, H. Jammes, B. and Esteve, D., 2008. Eeg analysis using hht: one

- step toward automatic drowsiness scoring. **22nd International Conference in Advanced Information Networking and Applications – Workshop AINAW**, p: 826-831.
- Shevade, S.K. , Keerthi S.S., Bhattacharyya C., Murthy K.R.K., 1999. Improvements to the SMO Algorithm for SVM Regression. **IEEE Transactions on Neural Networks**
- Smola, J.A. and Schölkopf, B., 2004. A Tutorial on support vector regression. **Kluwer Academic Publishers, Statistics and Computing**, (14): 199-222.
- Soleymani, M. Koelstra, S. Patras, I. and Pun, T., 2011. Continuous emotion detection in response to music video. **IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops**, pp: 803-808.
- Soleymani, M. Lichtenauer, J. Pun, T. and Pantic, M., 2011. A Multi-Modal Affective Database for Affect Recognition and implicit Tagging. **IEEE Transactions on Affective Computing**.
- Sweeny-Reed, C. and Nasuto, S., 2007. A novel approach to the detection of synchronisation in eeg based on empirical mode decomposition. **Journal of Computational Neuroscience**, 23(1): 79-111.
- Takahashi, K., 2004. EEG Remarks on emotion recognition from bio-potential signals. **2nd International Conference on Autonomous Robots Agents**, pp: 186-191.
- Tam, W.K., Tong, K.y., Meng F., Gao, S., 2011. A Minimal Set of Electrodes for Motor Imagery BCI to Control an Assistive Device in Chronic Stroke Subjects: A Multi-Session Study. **Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE** 19(6):617-627
- Vapnik, V., 1995. The Nature of Statistical Learning Theory. **Springer Verlag**.
- Xiang, L. and Xin, L., 2011. Speech Emotion Recognition Using Novel HHT-TEO Based Features. **Journal Of Computers**, 6(5).
- Xie, H. and Wang, Z., 2006. Mean frequency derived via Hilbert-Huang transform with application to fatigue EMG signal analysis. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, 82(2): 114-120.
- Yu, L. Wang, S.Y. and Lai, K.K., 2008. Forecasting Crude Oil Price with EMD-Based Neural Network Ensemble Learning Paradigm. **Energy Economics**, 30: 2623:2635.
- Zong, C. and Chetouani, M., 2009. Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. **IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)**, pp: 334-339.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmalarına katkılarından dolayı danışmanım Yrd. Doç. Dr. Serdar Yıldırım’a, Yrd. Doç. Dr. Esen Yıldırım, yüksek lisans öğrencisi Fırat Duman ve Nilüfer Özdemir’e, Potsdam Üniversitesinden Prof. Dr. Torsten Schaub, Prof. Dr. Tobias Scheffer ve doktora öğrencisi Kosai Dabbour’a ve Karlsruhe Teknoloji Enstitüsünden Kristina Schaaff’a teşekkürlerimi sunarım.

Yüksek lisans derslerime katkılarından ötürü Yrd. Doç. Dr. Ersin Özdemir’e, tüm desteklerinden ötürü Yrd. Doç. Dr. Emin Ünal’a teşekkürlerimi sunarım.

Tez yazıma katkıları, görüş ve önerileri için Yrd. Doç. Dr. Vedat Özkaner ve Yrd. Doç. Dr. Yakup Kutlu’ya teşekkürlerimi sunarım.

EEG kayıt ortamı, kaydın nasıl alınacağı ve kaydın tıbbi kullanımlarıyla ilgili bilgilerini paylaşan Dr. Birgül Atmaca Kurşun’a teşekkürlerimi sunarım.

Gönüllü olarak EEG kayıtlarını almama izin vererek verisetimi oluşturmama yardımcı olan öğrenci ve arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Tezimin hazırlanması aşamasındaki sabır ve desteklerinden ötürü aileme şükranlarımı sunarım.

ÖZGEÇMİŞ

1983 yılında İskenderun’da doğdum. İlk ve orta öğrenimimi sırasıyla İskenderun Namık Kemal İlköğretim Okulu ve İskenderun Demirçelik Anadolu Lisesi’nde, lise öğrenimimi Hatay Osman Ötken Anadolu Lisesinde tamamladım. 2007 yılında Gaziantep Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik – Elektronik Mühendisliği bölümünden mezun oldum. Mart 2008 den Ocak 2010’ a kadar Antalya’da otomasyon cihazları üreten bir firmada Kalite Kontrol Sorumlusu olarak görev yaptım. Şubat 2010’dan itibaren önce Mustafa Kemal Üniversitesi İskenderun Meslek Yüksekokulu’nda ardından Mustafa Kemal Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Bölümlerinde uygulama dersleri ağırlıklı kısmi zamanlı öğretim görevlisi olarak çalıştım.