

# EEG Tabanlı Duygu Analiz Sistemleri

## EEG Based Emotion Analysis Systems

Talha Burak Alakuş  
Fırat Üniversitesi Teknoloji Fakültesi  
Yazılım Mühendisliği  
[tbalakus@firat.edu.tr](mailto:tbalakus@firat.edu.tr)

İbrahim Türkoğlu  
Fırat Üniversitesi Teknoloji Fakültesi  
Yazılım Mühendisliği  
[iturkoglu@firat.edu.tr](mailto:iturkoglu@firat.edu.tr)

### Öz

Duygu tahmini, insan-makine arasındaki iletişimi arttırmak ve kontrol edebilmek için beyin-bilgisayar arayüzü, sağlık hizmeti, güvenlik, e-ticaret, eğitim ve eğlence uygulamalarında kullanılmaktadır. Ancak duyguların soyut olması, kişiden kişiye değişiklik göstermesi, evrensel bir tanımının olmaması ve duyguların çok sayıda iç ve dış etkilere açık olması, bu alanda yapılan çalışmaları zorlaştırmaktadır. Son zamanlarda duygu analizi işleminin sağlıklı olabilmesi için başvurulan en yaygın yöntem olan beyin sinyallerine dayalı duygu tahmini araştırmaları hız kazanmıştır. Bu makalede EEG'ye bağlı olarak yapılan duygu tahmini çalışmaları irdelenmiştir. Çalışmalarda kullanılan EEG verileri, duygu uyaranları, kullanılan analiz yöntemleri incelenmiş ve sınıflandırma başarımları karşılaştırılmıştır.

**Anahtar Sözcükler:** Duygu, Sınıflandırma, EEG, Sinyal İşleme, Beyin-Bilgisayar Arayüzü.

### Abstract

Emotion recognition is applied through many applications such as healthcare services, brain-computer interface, security, e-commerce, education and entertainment in order to enhance and control human-machine interaction. However, it is difficult to develop a system based on emotions because, emotions are abstract, personal, do not have international definition and it can be manipulated by external and internal factors. Brain signals are very important for emotion estimation thus, study based on emotion estimation by means of EEG signals has been increased. In this article, EEG datasets, emotion

*stimulus, feature extraction and classification algorithms were examined and their performance were compared.*

**Keywords:** Emotion, Classification, EEG, Signal Processing, Brain-Computer Interface.

### 1.Giriş

Kesin bir tanımı olmamakla beraber duygu, insanların, düşünürken, iletişim kurarken, öğrenirken, karar verirken vb. aktiviteleri yerine getirirken dış uyaranlara karşı vermiş oldukları durum ya da tepki olarak ifade edilmekte ve günlük yaşantıda önemli bir rol oynamaktadır. Pozitif duygulara sahip olan insanların toplumda daha başarılı oldukları gözlemlenmiştir. Bundan dolayı duygu sadece psikolojik olarak değil aynı zamanda fiziksel olarak da yaşantıyı etkileyen önemli bir olgudur. Duygulara dayalı tepkileri ölçmek ve insan-makine arasındaki etkileşimi sağlamak için sağlık hizmeti, e-tedavi, e-öğrenme, robot kontrolü, eğlence, sanal gerçeklik, e-ticaret, beyin-bilgisayar arayüzü vb. uygulamalar geliştirilmiştir [18, 37, 42, 43]. Sağlık hizmeti uygulamalarında, kronik ve şiddetli beyin rahatsızlıkları olan kişilerin tepkilerine ve geri dönüşlerine bağlı olarak tedavi önerilmekte ve yaşam kaliteleri arttırılmaktadır [1].

Duygu tahmini yapılırken yüz ifadeleri, mimikler, ses işaretleri gibi farklı yöntemlerden yararlanılmış ve ilk olarak 1990lı yıllarda ses ve yüze dayalı tahmin işlemi gerçekleştirilmiştir [2-3]. Bu yöntemlerin elde edilmesi her ne kadar kolay olsa da (kamera, mikrofon vb.) manipüle edilmeye yatkın olduklarından dolayı verilerin yanlış yorumlanmasına

Gönderme ve kabul tarihi: 15.01.2018-24.04.2018

neden olmakta ve tahmin işlemleri başarısız olmaktadır. Sinyaller üzerinde oynanması zor olduğundan dolayı son zamanlarda duygu tahmini uygulamalarında Elektrodermal Aktivite (EDA), Elektrokardiyogram (EKG), Fotopletismografi (PPG), Elektroensefalogram (EEG), Kan Basıncı (KB), Solunum hareketi, Galvanik Deri Tepkisi (GSR), Elektromiyogram (EMG) gibi fizyolojik sinyaller kullanılmaktadır [4]. Fizyolojik sinyallerin kullanılmasına duygu analizine yönelik yapılan çalışmaların başarı oranı artmış ve bu alanda yapılan çalışmalar hız kazanmıştır [26].

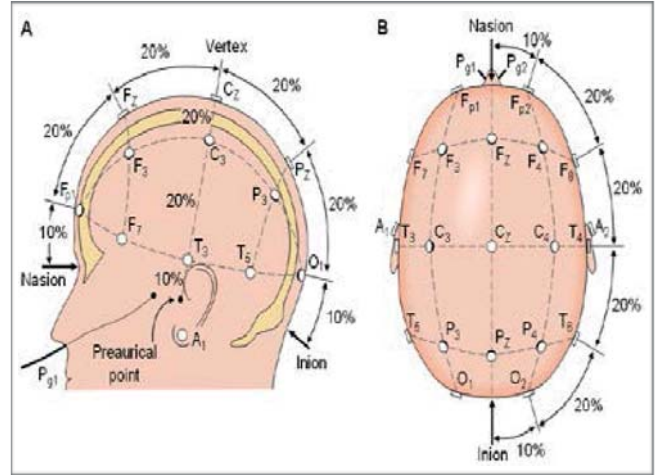
Makalenin geri kalan organizasyonu dört kısımdan oluşmaktadır. 2. kısımda duygu analizinde kullanılan yöntem, duyguların elde edilmesi ve değerlendirilmesinden bahsedilmiştir. 3. kısımda ise duygu tahmini üzerine yapılan çalışmalar ve literatürdeki önemi üzerine durulmuştur. 4. kısımda çalışma kapsamınca incelenen makalelerin başarımları ve kullanılan metotlar değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Son kısımda ise çalışmada en çok kullanılan yöntemler ve sınıflandırma başarımları belirlenmiştir.

## 2. Duygu Analizi

### 2.1. Elektroensefalografi

Elektroensefalografi (EEG) duygu tahmini çalışmalarında müdahale gerektirmediği, taşınabilir ve masrafsız olduğu için en çok kullanılan ve güçlü yöntemlerin başında gelmektedir [18,44]. Teknolojini gelişmesiyle, günümüzde EEG işaretleri sadece büyük cihazlarla değil aynı zamanda Wi-Fi ve Bluetooth aracılığıyla portatif, ufak cihazlardan da elde edilebilmektedir [45-47]. EEG, kafa derisine yerleştirilen elektrotlar yardımıyla beyindeki elektriksel aktiviteyi ölçer. Elektrotlar, Uluslararası Elektroensefalogram ve Klinik Nörofizyoloji Federasyon Birliği'nin belirlediği 10-20 sistemine göre yerleştirilmekte ve Şekil 1'deki gibi gösterilmektedir.

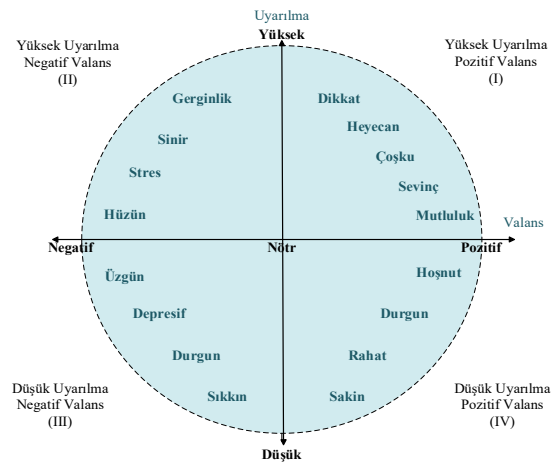
Beyin sinyalleri delta ( $\delta$ ) (1-3 Hz),  $\theta$  teta (4-7 Hz), alfa ( $\alpha$ ) (8-13 Hz), beta ( $\beta$ ) (14-30 Hz) ve gama ( $\gamma$ ) (31-50 Hz) olmak üzere beş ayrı frekans bandından meydana gelmektedir. Beta ve gama gibi yüksek frekanslı sinyallerin duygu tahmini çalışmalarında diğer frekanslara nazaran daha başarılı oldukları gözlemlenmiştir [7-8].



Şekil-1: Elektrotların 10-20 sistemine göre yerleştirilmesi [5-6].

### 2.2. Duygu Modelleri

Duygu tahmini çalışmalarında, ayrık model ve boyutsal model olmak üzere iki farklı model bulunmaktadır. Ayrık model yapısında korku, sinir, mutluluk, nefret, hüznün ve sürpriz olmak üzere altı ana duygu yer alırken [9], boyutsal model yapısında ise uyarılma-valans düzlemi bulunmaktadır [10]. Bu model yapısında uyarılma koordinatındaki duygular sakin olma durumundan heyecanlı olma durumuna doğru tanımlanırken, valans koordinat sisteminde ise duygular negatiften pozitif olma şeklinde ifade edilirler. Valans, belirli bir duruma ya da olaya karşı bireylerin göstermiş olduğu sevgi veya nefreti temsil etmektedir. Diğer yandan uyarılma ise, bireylerin fizyolojik durumunu belirtmekte ve bir uyarana karşı gösterilen pasif ya da aktif durumu temsil etmektedir. Şekil 2'de iki boyutlu uyarılma-valans koordinat düzlemi gösterilmiştir.



Şekil-2: Valans-uyarılma duygu düzlemi.

Ayrık duygu modeli yapısı uygulanması ve anlaşılması her ne kadar kolay olsada, kimi dillerde belirli duyguların çevirisi bulunmamaktadır [11]. Bundan dolayıdır ki çalışmaların çoğunda 2 boyutlu ya da 3 boyutlu uyarılma-valans düzlemi tercih edilmektedir [48-49]. Ayrıca uyarılma-valans modelinin evrensel olması modeli daha cazip hale getirmektedir. Bu modelde belirli bir duygu ayrık olarak değil koordinat sistemine dayalı olarak ifade edilmektedir. Örneğin, mutluluk duygusu düzleme göre YUPV (Yüksek Uyarılma Pozitif Valans) alanındadır. Aynı şekilde üzgün ifadesi DUNV (Düşük Uyarılma Negatif Valans) bölgesine aittir.

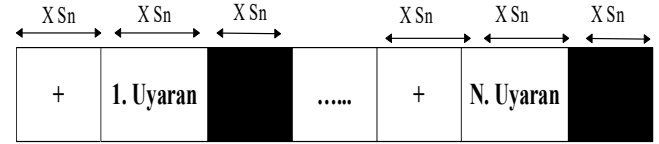
### 2.3. Uyarılar ve Kullanım Yöntemi

Duyguların elde edilme aşamasında birbirinden farklı uyarılar kullanılmaktadır. Uyarılar görsel, işitsel, anılara dayalı uyarı ve hem görsel hem işitsel olacak şekilde uygulanmaktadır. Son zamanlarda yapılan çalışmalara göre uyarıların içerisinde en etkili olan görsel/işitsel olduğu için araştırmacılar bu alana yönelmektedir [50].

Uyarılar farklı olsada uyarıların elde edilme şekilleri çoğu zaman aynı olmaktadır. Görsel uyarılar kullanılırken fotoğraflardan yararlanılmakta ve en çok IAPS (International Affective Picture System – Uluslararası Duygusal Resim Sistemi) veritabanı kullanılmaktadır [13]. Bu veri tabanında çok sayıda görsel bulunmakta ve bu görseller aracılığıyla duygular açığa çıkarılmaktadır. Resimler uyarılma-valans düzleminde birinci bölge YVYU, ikinci bölge DVYU, üçüncü bölge DVDU ve dördüncü bölge YVDU olacak şekilde dört farklı bölgeye ayrılmıştır. Resimlerin pozitif/negatif ve yoğun/sakin olma durumu resimlere verilen değerlerle ifade edilmektedir. Eğer valans değeri  $> 5$  ise duygu pozitif, değil ise duygu negatif olarak değerlendirilmektedir. Uyarılma değerinin 5'ten büyük olması duygunun yoğun bir şekilde yaşandığını ifade ederken küçük olması sakin duyguları ifade etmektedir [14]. İşitsel uyarılar kullanılırken farklı türde müzikler seçilmekte bu şekilde duyguların açığa çıkarılması amaçlanmaktadır. Son olarak görsel/işitsel uyarılar için video kliplerden yararlanılmaktadır. Literatürde görsel ve görsel/işitsel uyarılar aracılığıyla duyguların açığa çıkarılma işlemi genelde şu şekilde özetlenebilir;

Belirli bir süre boyunca denekler ekrana bakmakta ve bu süre kapsamında ekrana + simgesi gösterilerek kişilerin ekrana odaklanması sağlanmaktadır. Sürenin

sonunda kısa bir süre kapsamında uyarı gösterilmekte ve bu aşamada sinyaller değerlendirilmektedir. Son kısımda ise 1 saniyenin altında bir süre boyunca siyah ekran gösterilmekte ve kişiler yeni uyarıya hazırlanmaktadır. Bu süreç uyarılar bitene kadar devam etmektedir. Her görsel işleminin sonunda görseller kişiler tarafından SAM aracılığıyla değerlendirilir ve sinyallerin doğruluğu ölçülür [15, 19, 20, 23, 26]. Şekil 3'te uygulanan yöntemin akış şeması verilmiştir.



Şekil-3: Görsel ve işitsel uyarıların kullanım şeması.

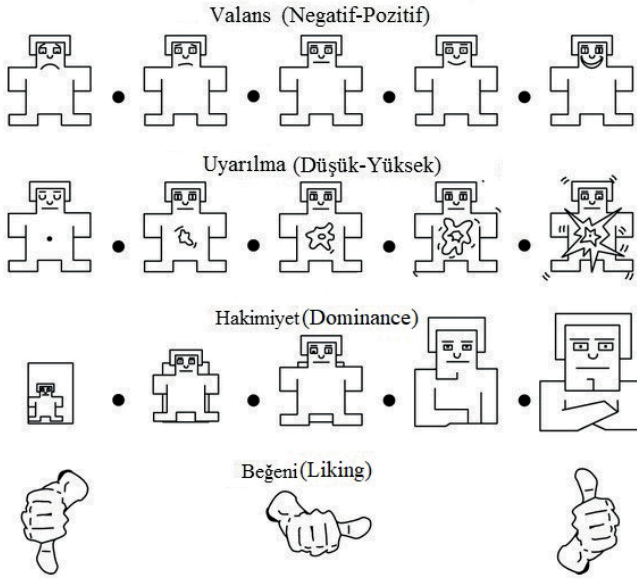
İşitsel uyarılar kullanılarak yapılan çalışmalarda kulaklık kullanıldığı için kişilerin ekrana bakmaları gerekmemektedir. Bu uyarılardan farklı olarak anılara dayalı işitsel uyarıların kullanılması son zamanlarda popüler olmaya başlamıştır. Bu uyarı şeklinde kişilerden hayatlarının en güzel ve en kötü anılarının anlatılması istenir ve akabinde bu anılar işitsel yollarla deneklere dinletilerek duyguların açığa çıkarılması amaçlanır.

### 2.4. Uyarıların Değerlendirilmesi

Uyarılar aracılığıyla o anda deneklerden EEG sinyalleri elde edilmekte ve öz değerlendirme formu ile bu sinyallerin doğruluğu test edilmektedir. Öz değerlendirme formu Şekil 4'de de görüldüğü üzere (SAM = Self Assessment Manikin), uyarılma, valans, hâkimiyet ve beğeni olmak üzere dört durumdan meydana gelmekte ve 1 ile 9 arasında değer almaktadır. Bu durumlar şu şekilde açıklanmaktadır;

**Valans (Valence):** Bu parametre memnuniyet parametresini ölçmektedir. Parametre değeri 5'in altında ise mutsuz, aksi durumda ise mutlu olarak değerlendirilmektedir.

**Uyarılma (Arousal):** Bu parametre duygunun fizyolojik durumun temsil etmekte ve pasif ya da aktif olmak üzere sınıflandırılmaktadır. Parametre değeri 5 ve üstü olduğunda heyecan, diğer durumda ise sakin duygusu ön planda olarak kabul edilmektedir.



Şekil-4: Öz değerlendirme formu.

**Hâkimiyet (Dominance):** Elde edilen duygunun baskınlığını kontrol etmektedir. Parametre değerinin 5'in altında olması kişinin duyguya hâkim olmadığını, 5 ve üstünde olması duyguya tam hâkim olduğunu göstermektedir.

**Beğeni (Liking):** Parametre, gösterilen uyarının beğenilip beğenilmediğiyle alakalıdır. Uyarın beğenilmiş ise başparmağın yukarıda olduğu durum seçilmekte, beğenilmemiş ise başparmağın alt tarafı gösterdiği durum seçilmektedir.

Bu çalışmada EEG tabanlı duygu analizi ve tahminine yönelik çalışmalar değerlendirilmiştir. Çalışmalarda kullanılan EEG verisetlerinden ve kullanılan özellik çıkarım yöntemlerinden bahsedilmiş ve elde edilen sınıflandırma başarımları karşılaştırılarak sonuçlar tartışılmıştır.

### 3. İlgili Çalışmalar

Yi-Hung Liu ve diğ. [14] yapmış oldukları çalışmada, EEG tabanlı duygu tahmini amaçlanmıştır. Duyguların uyarılması için International Affective Picture System (IAPS) – Uluslararası Duygusal Resim Sistemi (UDRS) kullanılmıştır [13]. Bu uyarınlar aracılığıyla deneklerden görsel yolla veriler elde edilmiş ve bu veriler uyarılma-valans düzleminde sınıflandırılmaya tabi tutulmuştur. Önermiş oldukları yöntem üç kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısımda, elde edilen EEG verileri 5. derece Butterworth filtresi kullanılarak alt frekanslarına ayrıştırılmış ve her frekanstan spektrum güç özelliği çıkarılmıştır. İkinci kısımda elde edilen özellik vektörünün boyutu iki ayrı (farklı parametreler

kullanılarak) Kernel Fisher Ayrıştırma Analizi yöntemi aracılığıyla azaltılmıştır. Son kısımda ise özelliklerin azaltılmasıyla sınıflandırma işlemi k en yakın komşu kullanılarak uyarılma ve valans ayrımı yapılmış ve diğer metotlarla karşılaştırılmıştır. Sınıflandırma işleminin sonunda valans için %75.53, uyarılma için %79.19 oranında başarımlar elde edilmiştir.

Sananda Paul ve diğ. [15] önerdikleri metotta ayrık duygu modelini kullanarak tahmin işlemini gerçekleştirmişlerdir. Uyarın olarak ses klipleri kullanılmış ve bu sayede deneklerden pozitif (mutluluk, aşk) ve negatif (üzüntü, tiksinti) duygularının elde edilmesi hedeflenmiştir. EEG verilerinin elde edilmesi sırasında elektrotlar 10-20 sistemine göre dizilmiş ancak sadece F3, F4, Fz, P3, P4, T3 ve T4 bölgelerinden veriler elde edilmiştir. Özellik çıkarım sürecinden önce elde edilen sinyallerden hem gürültülerin temizlenmesi hem de alt frekansların ayrıştırılması için filtreleme işlemi gerçekleştirilmiş ve 6.seviye Butterworth filtresi kullanılmıştır. Çalışma süresince Fraktal Analizi yöntemi kullanılarak alfa, beta ve teta bandından özellikler elde edilmiştir. Son kısımda elde edilen özellikler destek vektör makineleri, doğrusal diskriminant analizi, karesel diskriminant analizi ve k en yakın komşu sınıflandırmalarıyla sınıflandırılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sonuçların irdelenmesiyle en iyi sınıflandırma başarımının destek vektör makineleri ile sağlandığı ve pozitif duygular için %84.5, negatif duygular için ise %82.5 oranında başarımın elde edildiği belirtilmiştir. Ayrıca pozitif duygular için beyin ön (frontal), şakak (temporal) ve yan (parietal), negatif duygular için ise ön (frontal) ve yan (parietal) bölgelerinin etkili olduğu gözlemlenmiştir.

Mohsen Naji ve diğ. [16] yaptıkları çalışmada uyarılma/valans düzlemini kullanarak duygu tahmini gerçekleştirmişlerdir. Alın bölgesine yerleştirilen 3 kanaldan (sol temporal, sağ temporal ve ön) sinyaller işitsel uyarınlar yardımıyla elde edilmiştir. Duygular, ileri kademeli sinir ağları, destek vektör makineleri ve k en yakın komşu ile sınıflandırılmış ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Çalışmanın ilk adımında ham EEG verileri ön işleminden geçirilmiş ve özellik vektörünün elde edilmesi için zaman-alanı karakteristikleri ve EEG spektrumu kullanılmıştır. Özellik vektörü boyutunun azaltılması ve sınıflandırma başarımının artırılması için ardışık ileri yönde seçim tekniği kullanılmış ve sınıflandırma işlemi için giriş uzayı düşürülmüştür. Önerilen yöntemin sonunda, valans sınıflandırmasının başarımı



ileri kademeli sinir ağları ile %93.66 olarak elde edilirken bu oran uyarılma için %93.29 olarak ölçülmüştür.

Varun Bajaj ve diğ. [17] önerdikleri yöntemde EEG verileri çoklu-dalgacık dönüşümüyle alt frekanslara ayrıştırılmıştır. Duyguların açığa çıkarılması için görsel-işitsel uyaranlara başvurulmuş ve elde edilen saf EEG sinyalleri 8.seviye Butterworth filtresi kullanılarak önışlemeden geçirilmiştir. Önışlemeden geçirilen EEG sinyalleri mutluluk, normal, hüzün ve korku duygularını sınıflandırmak amacıyla üç seviye ayrıştırılmıştır. Elde edilen özellik vektörü çok sınıflı en küçük kareler destek vektör makinelerinde sınıflandırılmak üzere kullanılmış ve ayrık duygular kategorize edilmiştir. En iyi sonuç Morlet parametresiyle gerçekleşmiş, mutluluk, normal, hüzün ve korku için sırasıyla %89.17, %81.67, %85, %83.33 oranında sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Ortalama başarımlar ise %84.79 olacak şekilde bulunmuştur.

Prashant Lahane ve diğ. [18] çalışmasında IAPS veri tabanından elde edilen görsel uyaranlar kullanılmış ve duygu tanıma metodu önerilmiştir. Önerilen metod üç aşamadan meydana gelmektedir. İlk aşamada bağımsız bileşen analizi yardımıyla EEG verileri ön işleme tabi tutulmuş ve özellik çıkarım için hazır hale getirilmiştir. Özellik uzayı çekirdek yoğunluk tahmini metoduyla ikinci aşamada çıkarılmıştır. Çalışmanın son aşamasında elde edilen özellik vektörü yapay sinir ağlarında sınıflandırılmak üzere kullanılmıştır. Önerilen metod çekirdek yoğunluk tahmini tekniğinin EEG ve ECG gibi durağan olmayan sinyallerin kümelemesinde diğ. yöntemlere göre daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir.

Mair Muteeb Javaid ve diğ. [19] gerçekleştirdikleri çalışmada gerçek zamanlı duygu tanıma yapılmış ve uyarılma-valans düzleminin kullanılmasıyla zevk, üzgün, mutluluk ve sinir olmak üzere dört farklı duygu sınıflandırılmıştır. Çalışma kapsamında duygular elektrotların ayrı ayrı üç ve sekiz farklı noktaya yerleştirilmesiyle görsel-işitsel uyaranlar aracılığıyla elde edilmiştir. Üç elektrot sisteminde elektrotlar AF3, F4 ve FC6 noktalarına koyulmuş, sekiz elektrot sisteminde ise F<sub>p</sub>1, F<sub>p</sub>3, F3, F4, T3, T4, P3 ve P4 noktaları kullanılmıştır. EEG sinyallerinin oluşturduğu gürültüler notch filtresi aracılığıyla temizlenmiştir. Anahtar özelliklerin çıkarılması için her bir elektrottan fraktal boyut değerleri destek vektör makinelerinde kullanılmak üzere hesaplanmış ve sınıflandırılmıştır. Üç elektrotun kullanılmasıyla elde edilen özelliklerin sınıflandırma başarısı

uyarılma ve valans için sırasıyla %59.1 ve %68.39 olarak değerlendirilmiştir. Bu başarımlar sekiz elektrot kullanıldığında artış göstermiştir.

Li Xin ve diğ. [21] çalışmasında hazır EEG verileri kullanılarak negatif ve pozitif duyguların ayrımı yapılmıştır. Kullanılan veritabanındaki sinyaller görsel-işitsel yolla elde edilmiştir. Beynin merkezine yerleştirilen elektrotlardan sadece C4 bölgesindeki kanal kullanılarak mutluluk ve hüzün duygularının sınıflandırılması yapılmıştır. Sinyallerden özellik çıkarımı için bilgi ölçüm yöntemlerine başvurulmuş ve özellik vektörünün boyutu 16 olarak elde edilmiştir. Sınıflandırma işlemi için destek vektör makineleri ve uygunluk vektör makineleri kullanılmış ve başarımlar oranları sonuçlandırılarak, diğ. çalışmalarla karşılaştırma yapılmıştır. Uygunluk vektör makineleri ile yapılan sınıflandırmanın başarısı %93.33 olarak kazanılmışken, bu oran destek vektör makineleri ile %78.67 olarak elde edilmiştir.

Zahra Tabanfar ve diğ. [22] geliştirilen çalışmasında EEG verilerinden elde edilen sinyaller aracılığıyla neşe ve üzüntü duygularının sınıflandırılması amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında EEG verileri işitsel uyaranlar aracılığıyla elde edilmiş ve sadece C3-F3 ile C4-F4 elektrot kanal çiftleri göz önünde bulundurulmuştur. Çalışmanın ilk aşamasında ön lob (F3-F4) ve merkez loblara (C3-C4) yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla elde edilen sinyaller, sonlu dalga cevabı filtresiyle önışlemeden geçirilmiş, bu sayede gürültüler temizlenmiştir. Faz gecikme indeksi kullanılarak elde edilen anahtar özellikler sınıflandırılmak üzere destek vektör makinelerinde kullanılmıştır. Sırasıyla C3-F3 ve F4-C4 ile hesaplanan tahmin değerleri %77.88 ve %66.67 iken bu oran tüm kanalların kullanılmasıyla (C3-F3, F3-F4, F3-C4, C3-F4, C3-C4, C4-F4) %80 olacak şekilde artış göstermiştir.

Raja Majid Mehmood ve diğ. [23] görsel uyaranlar kullanarak EEG verilerini elde etmişler ve pozitif/negatif duyguları sınıflandırmayı amaçlamışlardır. EEG sinyalleri taşınabilir Emotiv Epos cihazıyla elde edildikten sonra bağımsız bileşen analizi ile gürültülerden arındırılmıştır. Uyarımların kullanılma adımları şu şekilde özetlenmektedir. İlk aşamada 4 sn süresince denekler ekranda çıkan artı (+) işarete odaklanmışlar ardından 1.5 sn boyunca ekrana yansıyan görsele bakmışlardır. Son kısımda ise 0.5 sn boyunca siyah ekran gösterilmiştir. Bu işlem 21 denek için toplam 180 görsel gösterilerek sonlandırılmıştır. Hjorth parametreleri kullanılarak özellik uzayı elde edilmiş ve genetik arama ve

parçacık sürü optimizasyonu kullanılarak özellik seçimi yapılmıştır. Çalışmanın son kısmında ise parçacık sürü optimizasyonu ve genetik arama ile seçilen özellikler destek vektör makineleri ile sınıflandırılmış ve yaklaşık olarak sırasıyla %48.85 ve %57.42 oranında başarımlar elde edilmiştir.

Pascal Ackermann ve diğ. [24] çalışmasında EEG sinyallerinin aracılığıyla duyguların saptanması amaçlanmış ve bu doğrultuda hazır EEG verileri kullanılarak uyarılma/valans düzlemindeki duygular (sinir-sürpriz) sınıflandırılmıştır. AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8 ve AF4 bölgelerinden elde edilen sinyaller çalışmada değerlendirilmiş ve alt frekanslara ayrıştırılma işlemi Butterworth 6. seviye kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Frekanslardan Hilbert-Hough Spektrum (HHS) ve Yüksek Düzeyli Geçişler yöntemleriyle özellik uzayı elde edilmiş ve aynı zamanda orijinal sinyalden kısa zamanlı fourier dönüşümü özellikleri de özellik uzayına eklenmiştir. Özellik vektörü elde edildikten sonra gerekli özelliklerin seçilmesi ve uzayın boyutunun düşürülmesi için Minimum Fazlalık Maksimum Uygunluk kullanılmış ve rastgele orman ve destek vektör makineleri kullanılarak kategorize işlemi yapılmıştır.

A Gomez ve diğ. [25] geliştirmiş oldukları yaklaşımda tek kanallı EEG sinyalleri kullanılmış ve anne-çocuk arasındaki duygu iletişimi analiz edilmiştir. Duygular elde edilirken annelerden hayatlarının en üzgün ve en mutlu oldukları anlarının anlatılması istenmiş ve daha sonra annelere bu anılar dinletilmiştir. Anılar dinletilirken çocukları karşısına oturtulmuş ve bu sayede duygular açığa çıkarılmıştır. Sinyaller elde edildikten sonra Butterworth seviye 10 filtresi kullanılarak gürültüler temizlenmiştir. Özellik vektörü elde edilirken durağan dalgacık dönüşümü kullanılmış, sinyaller 5 seviye ayrıştırılmış ve her bir sinyalin ortalama, varyans ve basıklık değerleri hesaplanmıştır. Sınıflandırma işlemi için üç ayrı sınıflandırma yöntemine başvurulmuş ve en iyi sınıflandırma başarısı mutluluk ve hüznün için k en yakın komşu ile edilirken normal duygu için en iyi rastgele orman yöntemiyle elde edilmiştir.

Jiahui Pan ve diğ. [26] çalışmasında pozitif ve negatif duyguların ayrımı ortak uzamsal örüntü ve destek vektör makineleri yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir. EEG sinyalleri görsel uyarılar aracılığıyla elde edilmiş ve filtreler aracılığıyla orijinal sinyal alt

sinyallere ayrıştırılmıştır. Ortak uzamsal örüntü algoritmasıyla özellik vektörü elde edildikten sonra destek vektör makineleri ile sınıflandırma işlemi yapılmış ve çalışma sonlandırılmıştır. Her frekans aralığı için (4 Hz – 52 Hz) sınıflandırma yapılmış ve ortalama olarak pozitif ve negatif duyguların ayrışımı %74.17 olarak elde edilmiştir.

Priyanka S. Ghare ve diğ. [27] önerdikleri metotta ayrık duygular (mutluluk, sinir, hüznün ve ağlamak) destek vektör makineleri ile sınıflandırılarak EEG'ye dayalı duygu tanıma yapılmıştır. EEG verileri görsel yolla edilmiş olup hazır verilerden oluşmaktadır. Önileme sürecinde sonlu dalga cevabı filtresi kullanılmış ve gürültüler yok edilmiştir. Özellik çıkarım aşamasında sinyaller 4 seviye Daubechies fonksiyonu (db4) kullanılarak alt sinyallere ayrıştırılmış ve özellik uzayı her bir sinyalin enerjisinin, eğiminin, maksimum/minimum oranının ve ortalama karesel genliklerinin hesaplanmasıyla oluşturulmuştur. Sınıflandırma işlemi için destek vektör makineleri kullanılmış ve duygu ayrımı yapılmıştır.

Anita Patil ve diğ. [28] çalışmasında duyguların ayrımının yapılması planlanmış ve ayrık duygu modeli kullanılmıştır. Kendi EEG verilerini elde ederek gerçekleştirdikleri uygulamada duyguların uyarılması için işitsel uyarılara ve anılara başvurulmuştur. Önileme sürecinde orijinal EEG sinyali bant geçiren filtre ile gürültülerden temizlenmiş ve başarılı sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Özellik çıkarım için 3.seviye ayrık dalgacık dönüşümü, dalgacık paket dönüşümü, Hjorth öznitelikleri ve yüksek değer geçişleri metodlarına başvurulmuştur. Yüksek değer geçişleri kullanılarak elde edilen vektörün istatistiksel metotlara oranla daha büyük olduğu ve buna bağlı olarak yüksek değer geçişleri özniteliklerinin daha başarılı bir sınıflandırma sağladığı görülmüştür.

Chetan Ralekar ve diğ. [29] ortak uzamsal örüntü kullanarak EEG kanallarını azaltmışlar ve bu kanallar üzerinden duygu sınıflandırması yapılmıştır. Sinyaller 32 kanaldan görsel-işitsel uyarı aracılığıyla elde edilmiş ve ortak uzamsal örüntü yardımıyla özellik çıkarımında kullanılacak kanallar azaltılmıştır. Yöntem sonucunda 24-28 arasında kanal kullanılmış ve pozitif/negatif duygular destek vektör makineleri ile sınıflandırılmıştır. Ortalama başarımlar %74.55 oranında elde edilmiştir.

Yong Zhang ve diğ. [30] önerdikleri yaklaşımda hazır EEG veri tabanı kullanılarak boyutsal model üzerinde duygu analizi yapılmıştır. Duygular yüksek

düşük uyarılma/valans olacak şekilde kümelenmiştir. Çalışma kapsamında sadece F3 ve C4 kanallarından elde edilen sinyaller kullanılmış ve dört ana duygu yüksek uyarılma yüksek valans (YUYV), düşük uyarılma yüksek valans (DUYV), yüksek uyarılma düşük valans (YUDV) ve düşük uyarılma düşük valans (DUDV) olacak şekilde ayrılmıştır. Özellik çıkarım aşamasında ampirik kip ayrışımı kullanılmış ve 4 içkin kip fonksiyonu elde edilmiştir. Her içkin kip fonksiyonu üzerine örnek entropisi uygulanmış ve özellik uzayı oluşturulmuştur. Destek vektör makineleri kullanılarak yapılan sınıflandırma çalışmasının sonunda tekli-sınıf ve çoklu-sınıf duygular için sırasıyla %94.98 ve %93.20 olacak şekilde başarımlar gözlemlenmiştir.

Mangalagowri S.G. ve diğ. [31] çalışmasında yapay sinir ağları ile normal ve normal olmayan hastalardan alınan sinyaller aracılığıyla boyutsal model kullanılarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. EEG sinyalleri elde edilirken öğrenciler kullanılmış, heyecan ve mutluluk duyguları elde edilmiştir. Özellik çıkarım aşamasında orijinal sinyal 8 seviye ayrık dalgacık dönüşüme tabi tutulmuş ve bu süreçte  $5.5$  ve  $db4$  dalgacıkları kullanılmıştır. Duyguların tahmini işlemi sırasında FP1, O2 ve T3 elektrot bölgeleri değerlendirilmiştir. Yapay sinir ağları, giriş katmanında 5 nöron, gizli katmanda 16 nöron ve çıkış katmanında 5 nöron olacak şekilde tasarlanmış ve normal hasta için %75, anormal hasta için %65 oranında başarımlar kazanılmıştır.

Celia Shahnaz ve diğ. [32] gerçekleştirdikleri çalışmada duygu sınıflandırılması amaçlanmış ve bunun için görsel-işitsel yollarla elde edilen halka açık EEG veri tabanı kullanılmıştır. Bu doğrultuda ampirik kip ayrışımı kullanılmış ve içkin kip fonksiyonları elde edilmiştir. Elde edilen fonksiyonlar ayrık dalgacık dönüşümüyle alt dalgacıklara dönüştürülmüş ve dalgacıklardan varyans, basıklık ve eğrilik değerleri elde edilerek özellikler çıkarılmıştır. Özellik uzayının azaltılması için temel bileşen analizine başvurulmuş ve destek vektör makineleri ile sınıflandırma yapılmıştır. Önerilen metot sonucunda sırasıyla valans, uyarılma, baskınlık ve beğeni için %67.71, %66.51, %66.88 ve %70.52 doğruluk değeri elde edilmiştir.

Nitin Kumar ve diğ. [33] bispektral analizine dayalı metot kullanılmış ve uyarılma/valans sınıflandırılması yapılmıştır. 32 kişiden video klipleri kullanılarak elde edilen EEG sinyalleri kullanılmış ve beynin alın bölgesine denk gelen  $F_p1$ - $F_p2$  elektrot çiftleri sınıflandırılmak üzere değerlendirilmiştir.

Yüksek Düzeyli Spektral Analiz kullanılarak  $F_p1$  ve  $F_p2$  elektrotlarının bispektrum değerleri hesaplanmış ve buna bağlı olarak 5 adet özellik elde edilmiştir. En küçük kareler destek vektör makineleri kullanılarak yapılan sınıflandırma işlemi için 10-katlı çapraz doğrulama ile valans için %61.17, uyarılma için %64.84 oranında başarımlar ulaşılmıştır.

Ning Zhuang ve diğ. [34] ampirik kip ayrışımına dayalı metot geliştirerek duyguların ayrımına yönelik çalışma gerçekleştirmişlerdir. Ampirik kip ayrışımıyla 5 içkin kip fonksiyonu elde edilmiş, her bir fonksiyondan özellikler toplanmıştır. Özellik vektörünün elde edilmesinden sonra Fisher Uzaklığı'ı kullanılarak kanalların indirgenmesi sağlanmış ve sınıflandırmak üzere 8 elektrot ( $F_p1$ ,  $F_p2$ , F7, F8, T7, T8, P7 ve P8) kullanılmıştır. Çalışmanın sonunda destek vektör makinelerinin kullanılmasıyla valans için %69.10, uyarılma için %71.99 şeklinde başarımlar gözlemlenmiştir.

Mehmet Sıraç Özerdem ve diğ. [35] başvurdukları yöntemde kanal seçimine dayalı duygu sınıflandırması ve tahmini yapılmıştır. Yöntemin ilk aşamasında  $db2$  dalgacığı kullanılarak sinyaller 4 seviye ayrıştırılmıştır. Özellik vektörünün elde edilmesi için ayrıştırılan sinyallerden istatistiksel değerler toplanmıştır. Çalışmada sınıflandırma ve duyguların analizi işlemi için 5 EEG kanalı ( $F_p1$ , AF3, FC2, P3, O1) kullanılmış ve iki farklı sınıflandırıcıya başvurulmuştur. Pozitif/negatif duygular için ayırım çok katmanlı algılayıcı ile %77.14 oranında elde edilirken bu oran k en yakın komşu ile %72.92'ye düşmüştür.

Mostafa Mohammadpour ve diğ. [36] önerdikleri metotta altı farklı duygunun sinir ağları, destek vektör makineleri, k en yakın komşu ve bayes sınıflandırılması ve sonuçlarının karşılaştırılması amaçlanmıştır. Boyutsal model kullanılarak yapılan çalışmada sinyaller görsel yolla elde edilmiş ve ayrık dalgacık dönüşümü tekniğiyle dalgacıklara ayrıştırılmıştır. İstatistiksel metotlar kullanılarak elde edilen özellik vektörü temel bileşen analizi ile azaltılmıştır. Çalışmanın sonunda ortalama başarımlar sırasıyla sinir ağları, destek vektör makineleri, k en yakın komşu ve bayes kullanılarak %55.58, %51.82, %49.82, %50.7 olacak şekilde elde edilmiştir.

Kostas Michalopoulos ve diğ. [37] geliştirdikleri metotta çok-ölçekli entropi kullanılarak özellik çıkarımı yapılmış ve düşük/yüksek uyarılma-valans sınıflandırılmıştır. Hazır EEG sinyalleri kullanılarak

yapılan çalışmada, çok-ölçekli entropi kullanılmadan önce tüm sinyaller normalize edilmiş ve birim varyans değerleri hesaplanmıştır. Çalışmanın sonunda çok-ölçekli entropinin duygu tahmininde ve duyguların ayrıştırılmasında kullanılabileceği gözlemlenmiştir.

Henry Candra ve diğ. [38] çalışmasında destek vektör makineleri kullanılarak uyarılma ve valans düzleminin ayrımı yapılmıştır. Önleme tabi tutulan EEG sinyalleri db5 dalgacık ile alfa, beta, teta, gama ve delta frekanslarına ayrıştırılmıştır. Ayrıştırılan frekanslardan özellik vektörü elde edilmiş ve destek vektör makineleri kullanılarak duygu ayrımı yapılmıştır. Başarım oranları karşılaştırıldığında valans sınıflandırmasının uyarılma düzlemine göre daha yüksek olduğu görülmüştür. Ayrıca F3, F4, Fz, FC1, FC2, FC5, FC6, C3, C4, CP1, CP2, CP5, P3, P8, Pz ve O1 EEG kanallarında valans duygularının, Fp2, AF3, F3, F7, F8, PC5, FC6, C3, T8, P3, P4, P7, Pz, PO4, O2 ve Oz kanallarında ise uyarılma duygularının etkili olduğu belirtilmiştir.

Bharasaka Krisnandhika ve diğ. [39] geliştirdikleri sistemde radyal temelli fonksiyon ağları kullanılarak duygu tanıma gerçekleştirilmiştir. Özellikler orijinal sinyal 5 seviye ayırık dalgacık dönüşümüne ayrıldıktan sonra göreceli dalgacık enerjisi yöntemi ile elde edilmiş ve sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırma işleminde yapay sinir ağlarının parametreleri giriş katmanı 192 nöron, gizli katman 45 nöron ve çıkış katmanı 2 nöron olacak şekilde tasarlanmıştır. Ayrıca çalışmada kişi sayısının duygu tahminine etkisi araştırılmış ve kişi sayısı arttıkça sınıflandırma başarısının arttığı gözlemlenmiştir.

Mehmet Ali Sarıkaya ve diğ. [40] önerdikleri yeni yöntemde tek elektrotlu cihaz yardımıyla duygu tanıma gerçekleştirilmiştir. Deneklerden görsel-işitsel uyaranlar aracılığıyla (komedi, korku ve hüzn klipleri) elde edilen Fp1 bölgesine ait sinyaller kullanılmıştır. Karar ağaçları, rastgele orman ve derin öğrenme kullanılarak değerlendirilen EEG verileri yapay sinir ağları ile sınıflandırılmış ve %87 oranında bir başarı elde edilmiştir. Bunun yanı sıra, yüksek gamanın duygu tanımadaki en belirleyici frekans olduğu belirtilmiştir.

Adrian Qi-Xiang Ang ve diğ. [41] önerdikleri yaklaşımda EEG sinyalleri dalgacık dönüşümüne tabi tutulmuş ve bu işlemler için db4 ve sym6 dalgacıklarına başvurulmuştur. Görsel uyaran kullanılarak elde edilen sinyaller için iki kanallı EEG cihazı kullanılmış ve elektrotlar beyin FP1 ve FP2

noktalarına yerleştirilmiştir. Son kısımda yapay sinir ağları kullanılarak mutluluk ve hüzn duygularının sınıflandırılması gerçekleştirilmiş ve doğruluk %81.8 olarak elde edilmiştir.

Arjon Turnip ve diğ. [42] çalışmasında yapay sinir ağlarına dayalı uygulama geliştirilmiş ve dört farklı duygunun sınıflandırılması ve analiz edilmesi hedeflenmiştir. Uygulama kapsamında deneklere komedi, dram, doğa ve mafya temalı filmler izletilmiş bu sayede görsel/işitsel yolla kişilerden sakinlik, mutluluk, hüzn ve sinir duyguları elde edilmiştir. Sinyaller elde edilirken 5 kanallı (F7, T5, O1, Fz ve O2) cihaz kullanılmıştır. Sinyallerden özellik çıkarmak için genlik ve frekans değerleri elde edilmiş, bu değerler geri yayımlı yapay sinir ağları ile sınıflandırılmak üzere değerlendirilmiştir. Çalışmanın sonunda dört duygu ayrımı için %71.875 oranında başarı elde edilmiştir.

#### 4. Çalışmaların Karşılaştırılması

Bu kısımda incelenen çalışmalardaki başarımlar, kullanılan yöntemler, uyaranlar, EEG kanalları ve sınıflandırılan duygular tablolar halinde irdelenmiştir. Çizelge 1'de literatür kapsamında duygu analizine yönelik yapılan çalışmalarda kullanılan uyaranlar ve başvuru duygu modellerine yer verilmiştir.

**Çizelge-1: Kullanılan uyaran ve duygu modelleri.**

Ref.	Uyaran	Duygu Modeli
14	Görsel	Boyutsal
15	İşitsel	Ayrık
16	İşitsel	Boyutsal
17	Görsel/İşitsel	Ayrık
19	Görsel/İşitsel	Boyutsal
21	Görsel/İşitsel	Ayrık
22	İşitsel	Ayrık
23	Görsel	Boyutsal
25	İşitsel	Ayrık
26	Görsel	Ayrık
29	Görsel/İşitsel	Ayrık
30	Görsel/İşitsel	Boyutsal
32	Görsel/İşitsel	Boyutsal
33	Görsel/İşitsel	Boyutsal
34	Görsel/İşitsel	Boyutsal
35	Görsel/İşitsel	Ayrık
36	Görsel	Boyutsal
38	Görsel/İşitsel	Boyutsal
39	Görsel/İşitsel	Boyutsal
40	Görsel/İşitsel	Ayrık
41	Görsel	Ayrık



42	Görsel/İşitsel	Boyutsal
----	----------------	----------

Çizelge 2’de incelenen çalışmalarda başvurulan özellik çıkarım yöntemlerine değinilmiştir.

**Çizelge-2: Başvurulan özellik çıkarım yöntemleri.**

Ref.	Özellik Çıkarım
14	Spektral güç, kernel fisher diskriminant analizi.
15	Çoklu fraktal arttırılmış dalgalanma analizi.
16	Spektral güç yoğunluğu, göreceli güç, spektral entropi, ortalama frekans, ortalama doğrusal olmayan enerji, üst basamak geçişleri.
17	Çoklu dalgacık dönüşümü, shannon entropi, renyi entropi, ölçüm oranı.
19	Higuchi fraktal boyutu.
21	Örnek entropi, çok ölçekli entropi.
22	Faz gecikme indeksi.
23	Bağımsız bileşen analizi, parçacık sürü optimizasyonu, genetik arama, hjorth parametreleri.
25	Ayrık dalgacık dönüşümü, ortalama, varyans, basıklık.
26	Ortak uzamsal örüntü.
29	Ortak uzamsal örüntü.
30	Ampirik kip ayrışımı, içkin kip fonksiyonu, örnek entropi.
32	Ampirik kip ayrışımı, içkin kip fonksiyonu, ayrık dalgacık dönüşümü, varyans, eğrilik, basıklık, temel bileşen analizi.
33	İkiz spektrum, bispektral entropi, karesel entropi, bispektrum ortalama büyüklük değeri, birinci dereceden spektral moment, ikinci dereceden spektral moment.
34	Ampirik kip ayrışımı, içkin kip fonksiyonu, zaman serisinin birinci diferansı, içkin kip fonksiyonu fazının birinci diferansı, içkin kip fonksiyonunun normalize edilmiş enerjisi, fisher uzaklığı.
35	Ayrık dalgacık dönüşümü, dalgacık katsayılarının maksimum değeri, dalgacık katsayılarının ortalama değeri, dalgacık katsayılarının ortalama gücü, dalgacık katsayılarının ortalama enerjisi.
36	Ayrık dalgacık dönüşümü, güç, ortalama, standart sapma, temel bileşen analizi.

38	Ayrık dalgacık dönüşümü, dalgacık entropi, dalgacık katsayılarının ortalama değeri, gönderilmiş bilgi, normalize edilmiş gönderilmiş bilgi.
39	Ayrık dalgacık dönüşümü, göreceli dalgacık enerjisi.
40	Karar ağacı.
41	Eliptik filtre, chebyshev filtre, ortalama, standart sapma, ayrık dalgacık dönüşümü.
42	Hızlı fourier dönüşümü, genlik, frekans.

Çizelge 3’te EEG kanal sayılarından bahsedilmiş, Çizelge 4’te sınıflandırma işlemi için başvurulan yöntemler ve sınıflandırma başarımları karşılaştırılmıştır.

**Çizelge-3: Çalışmalarda kullanılan EEG kanal sayısı.**

Ref.	EEG Kanal Sayısı
14	62
15	7
16	6
17	4
19	3/8
21	1
22	4
23	14
25	1
26	18
29	32
30	2
32	32
33	2
34	8
35	5
36	18
38	16
39	32
40	1
41	2
42	5

**Çizelge-4: Sınıflandırma metotları ve başarımlar.**

Ref.	Sınıflandırma Metodu	Başarım (%)	
		Duygu Modeli	Başarı Yüzdesi
14	K En Yakın Komşu	Uyarılma/Valans	81.93/78.49
15	Destek Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	84.5/82.5
	Karesel Diskriminant Analizi	Pozitif/Negatif	76.5/72.375
	Doğrusal Diskriminant Analizi	Pozitif/Negatif	75.25/65.125
	K En Yakın Komşu	Pozitif/Negatif	69.625/70.5
16	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	90.29/87.51
	K En Yakın Komşu	Uyarılma/Valans	62.17/78.33
	İleri Kademeli Sinir Ağları	Uyarılma/Valans	93.66/93.29
17	Çok Sınıflı En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	84.79
19	Destek Vektör Makineleri (3)	Uyarılma/Valans	59.1/68.39
	Destek Vektör Makineleri (8)	Uyarılma/Valans	87.62/83.28
21	Destek Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	78.67
	Uygunluk Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	93.33
22	Destek Vektör Makineleri (C3-F3)	Pozitif/Negatif	68.18
	Destek Vektör Makineleri (C4-F4)	Pozitif/Negatif	54.55
23	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	48.85/57.42
25	K En Yakın Komşu	Pozitif/Negatif	89.10/89.96/86.76
	Rastgele Orman	Pozitif/Negatif	86.65/86.69/88.59
	Karesel Diskriminant Analizi	Pozitif/Negatif	74.34/68.42/82.59
26	Destek Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	74.17
29	Destek Vektör Makineleri	Pozitif/Negatif	75.55
30	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	94.98
32	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans/ Baskınlık/Beğeni	66.51/64.71/66.88/70.52
33	En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	61.17/64.84
34	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	71.99/69.10
35	Yapay Sinir Ağları	Pozitif/Negatif	77.14
	K En Yakın Komşu	Pozitif/Negatif	72.92
36	Sinir Ağları	Uyarılma/Valans	55.58
	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	51.82
	K En Yakın Komşu	Uyarılma/Valans	49.82
	Naive Bayes	Uyarılma/Valans	50.7
38	Destek Vektör Makineleri	Uyarılma/Valans	74.3/76.8
39	Radyal Tabanlı Sinir Ağları	Uyarılma/Valans	73.70/75.70
40	Derin Yapay Sinir Ağı	Pozitif/Negatif	87
41	Yapay Sinir Ağları	Pozitif/Negatif	81.88
42	Yapay Sinir Ağları	Uyarılma/Valans	71.875

Bu incelemede duygu tahmini ve analizine yönelik yapılan çalışmalardan bahsedilerek sonuçları irdelenmiş ve duyguların elde edilme süreci, uyaranlar, duygu model yapısı incelenerek duygu analizinin adımları üzerine durulmuştur. Kullanılan

## 5. Sonuç

yöntemler, işaret işleme teknikleri, istatistiksel değerler vb. karşılaştırılarak hangi yöntemlerin diğerlerine göre duygu tahmini çalışmalarında etkili olduğu tablo yapısı verilerek gösterilmiştir. Çalışma sonucundaki aşağıdaki bilgiler elde edilmiştir;

EEG sinyalleri elde edilirken ortaya çıkan gürültülerin temizlenmesi için en çok Butterworth filtresi tercih edilmektedir. Ayrıca filtre aracılığıyla EEG sinyalleri alt sinyallere ayrıştırılmakta ve bu durum duygu tahmini sırasında diğer frekanslardan yararlanılmayı kolaylaştırmaktadır.

İncelenen çalışmalar ışığında iki tür duygu modelinin kullanıldığı belirlenmiş ancak boyutsal modelin daha çok tercih edildiği belirlenmiştir. Bu durumun en önemli neden boyutsal modelin evrensel olarak tanımlanmış olması ve uluslararası ortamda kabul görmüş olmasıdır.

Duyguların uyarılması için görsel, işitsel ve görsel/işitsel olmak üzere 3 farklı uyarandan yararlanılmakta ve her birinin kullanım şekli farklılık göstermektedir. Görsel uyarılar için farklı türde duyguları tetikleyecek resimler veya fotoğraflar kullanılmaktadır. İşitsel uyarılar için müzik, seslendirme tercih edilirken, görsel/işitsel uyarılar için kısa filmlere, müzik kliplerine başvurulmaktadır.

İncelenen çalışmalardan anlaşıldığı üzere belirli frekans bantlarının belirli duyguların analizinde daha sağlıklı bilgiler içerdiği gözlemlenmiştir. Bundan dolayı özellik çıkarım aşamasında frekans alanı özelliklerin (dalgaçık dönüşümü, hızlı fourier dönüşümü, ampirik kip ayrışımı, dalgaçık paket dönüşümü vb.) çok sayıda kullanıldığı tespit edilmiştir.

Literatür incelendiğinde özellik boyutunun çalışmaların sınıflandırma başarısını etkilediği görülmüştür. Özellik vektörünün büyük olması sistemin performansını düşürdüğü için bazı çalışmalarda özellik boyutunun indirgenmesi söz konusu olmuş ve çalışmalar indirgeme işlemiyle optimize edilmiştir. Bağımsız bileşen analizinin özellik uzayının azaltılmasında en çok kullanılan yöntem olduğu gözlemlenmiştir.

Bu inceleme çalışmasında kullanılan EEG kanallarının sayısı da karşılaştırılmıştır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde EEG kanal sayısının duygunun analizinde etkili olduğu görülmüş ve elektrot bölgelerinin belirli duygularda daha verimli bilgiler içerdiği tespit edilmiştir. Ancak kanal sayısının az ya da çok olmasıyla elde edilen tahmin

başarımı kullanılan özellik çıkarım ve sınıflandırma tekniklerine bağlı olduğu için kesin olarak elektrot sayılarının etkisi belirlenememiştir. Sağlıklı bir karşılaştırma yapılabilmesi için aynı yöntemlerin farklı kanal sayılarıyla değerlendirilmesi gerekmektedir.

Sınıflandırma işlemi için çok sayıda yöntemlere başvurulmuş ancak en çok tercih edilenlerin K en yakın komşu ve destek vektör makineleri olduğu belirlenmiştir.

Sınıflandırma sonuçları kıyaslandığında, ayrık model için başarı oranı %54 - %93.33 arasında değişiklik gösterdiği tespit edilmiş ancak bu aralık boyutsal modelde %48.85 - %94.98 olacak şekilde gözlemlenmiştir.

## 6. Kaynakça

- [1] **Frantzidis, C.A., Bratsas, C., Klados, M.A., Konstandinidis, E., Lithari, C.D, Vivas, A.B., Papadelis, C.L., Kaldoudi, E., Pappas, C., Bamidis, P.D.,** *On the Classification of Emotional Biosignals Evoked While Viewing Affective Pictures: An Integrated Data-Mining-Based Approach for Healthcare Applications*, IEEE Trans. Information Tech. Biomedicine, 2010, pp. 309-318.
- [2] **Petrushin, V.,** *Emotion in Speech: Recognition and Application to Call*, Proceedings of Artificial Neural Networks in Engineering Conference, 1999, pp.7-10.
- [3] **Black, M., Yacoob, Y.,** *Recognizing Facial Expressions in Image Sequences Using Local Parameterized Models of Image Motion*, International Journal of Computer Visions 25, 1997, pp.23-48.
- [4] **Szwoch, W.,** *Using Physiological Signals for Emotion*, Sopot, Poland, 2013.
- [5] **Cooper, R., Osselton, J.W., Shaw, J.C.,** *EEG Technology*, 1969.
- [6] **Jasper, H.H.,** *The Ten-Twenty Electrode System of the International Federation, Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10, 1958, pp.371-375.
- [7] **Koelstra, S., Mühl, C., Soleymani, M.,** *DEAP: A Database for Emotion Analysis: Using Physiological Signals*, IEEE Transactions on Affective Computing, 3(1), 2012, pp. 18-31.

- [8] **Wichakam, I., Vateekul, P.,** *An Evaluation of Feature Extraction in EEG-Based Emotion Prediction with Support Vector Machines*, Proceedings of the 2014 11th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering, 2014, pp.106-110.
- [9] **Ekman, P.,** *An Argumant for Basic Emotions*, Cognition and Emotion 6(3), 1992, pp. 169-200.
- [10] **Russel, J. A.,** *Core Affect and Psychological Construction of Emotion*, Psychoogical Review, 110(1), 2003, pp.145-150.
- [11] **Russel, J.A.,** *Culture and the Categorization of Emotions*, Psychological Bulletin, 110, 1991, pp. 425-450.
- [12] **Jirayucharoensak, S., Pangum, S., Israsena, P.,** *EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning Network with Principal Component Based Covariate Shift Adaptation*, The Scientific World Journal, 2014.
- [13] **Lang, P.J., Bradley, M.M., Cuthbert, B.N.,** *International Affective Picture System (IAPS): Technical Manual and Affective Rating*, NIMH Center for the Study of Emotion and Attention, 1997.
- [14] **Liu, Y.H., Cheng, W.T., Hsiao, Y.T.,** *EEG-Based Emotion Recognition Based on Kernel Fisher's Discriminant Analysis and Spectral Powers*, 2014 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2014, pp. 2221-2225.
- [15] **Paul, S., Mazumder, A., Ghosh, P., Tibarewala, D.N., Vimalarani, G.,** *EEG Based Emotion Recognition System using MFDFA as Feature Extractor*, International Conference on Robotics, Automation, Control and Embedded Systems, 2015.
- [16] **Naji, M., Firoozabadi, M., Azadfallah, P.,** *Emotion Classification During Music Listening from Forehead Biosignals*, Signal, Image and Video Processing, 9(6), 2015, pp. 1365-1375.
- [17] **Bajaj, V., Pachori, R.B.,** *Detection of Human Emotions using Features Based on the Multiwavelet Transform of EEG Signals*, Brain Computer Interfaces, 2015, pp. 215-240.
- [18] **Lahane, P., Sangaiah, A.K.,** *An Approach to EEG Based Emotion Recognition and Classification using Kernel Density Estimation*, Procedia Computer Science, 48, 2015, pp. 574-581.
- [19] **Javaid, M.M., Yousaf, M.A.,** *Real-Time EEG-Based Human Emotion Recognition*, Neural Information Processing, 2015, pp. 182-190.
- [20] **Koelstra, S., Muhl, C., Soleymani, M.,** *DEAP: A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals*, Affective Computing, 3, 2012, pp. 18-31.
- [21] **Xin, L., Xiao-Ying, Q., Xiao-Qi, S., Xiao-Feng, S.,** *Relevance Vector Machine Based EEG Emotion Recognition*, Sixth International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control, 2016, pp. 293-297.
- [22] **Tabanfar, Z., Yousefpoor, F., Firoozabadi, M., Khodakarami, Z.,** *Recognition of Two Emotional States of Joy and Sadness using Phase Lag Index and SVM Classifier*, 23<sup>rd</sup> Iranian Conference on Biomedical Engineering and 1<sup>st</sup> International Iranian Conference on Biomedical Engineering, 2016.
- [23] **Mehmood, R.M., Lee, H. J.,** *Emotion Recognition from EEG Brain Signals Based on Particle Swarm Optimization and Genetic Search*, IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops, 2016.
- [24] **Ackermann, P., Kohlschein, C., Bitsch, J. A., Wehrle, K., Jeschke, S.,** *EEG-Based Automatic Emotion Recognition: Feature Extraction, Selection and Classification Methods*, IEEE 18<sup>th</sup> International Conference on e-Health Networking, Applications and Services, 2016.
- [25] **Gomez, A., Quientero, L., Lopez, N., Castro, J., Villa, L., Mejia, G.,** *An Approach to Emotion Recognition in Single-Channel EEG Signals using Stationary Wavelet Transform*, VII Latin American Congress on Biomedical Engineering, 2016, pp. 654-657.
- [26] **Pan, J., Li, Y., Wang, J.,** *An EEG-Based Brain-Computer Interface for Emotion Recognition*, 2016 International Conference on Neural Networks, 2016, pp. 2063-2067.
- [27] **Ghare, P. S., Paithane, A. N.,** *Human Emotion Recognition using Non Linear and Non Stationary EEG Signal*, International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques, 2016, pp. 1013-1016.



- [28] **Patil, A., Deshmukh, C., Panat, A.R.,** *Feature Extraction of EEG for Emotion Recognition using Hjorth Features and Higher Order Crossings*, Conference on Advances in Signal Processing, 2016, pp. 429-434.
- [29] **Ralekar, C., Gandhi, T.K., Roy, S.K.,** *Emotion Classification from EEG Signals*, 3<sup>rd</sup> International Conference on Computing for Sustainable Global Development, 2016, pp. 2543-2546.
- [30] **Zhang, Y., Ji, X., Zhang, S.,** *An Approach to EEG-Based Emotion Recognition using Combined Feature Extraction Method*, Neuroscience Letters, 644, 2016, pp. 152-157.
- [31] **Mangalagowri, S.G., Cyrill, P.R.P.,** *EEG Feature Extraction and Classification using Feed Forward Backpropagation Algorithm for Emotion Detection*, 2016 International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer and Optimization Techniques, 2016, pp. 183-187.
- [32] **Shahnaz, C., Bin-Masud, S., Hasan, M.S.,** *Emotion Recognition Based on Wavelet Analysis of Empirical Mode Decomposed EEG Signals Responsive to Music Videos*, Region10 Conference, 2016, pp. 424-427.
- [33] **Kumar, N., Khaund, K., Hazarika, S.M.,** *Bispectral Analysis of EEG for Emotion Recognition*, Procedia Computer Science, 84, 2016, pp. 31-35.
- [34] **Zhuang, N., Zeng, Y., Tong, L., Zhang, C., Zhang, H., Yan, B.,** *Emotion Recognition from EEG Signals using Multidimensional Information in EMD Domain*, BioMed Research International, 2017,
- [35] **Özerdem, M.S., Polat, H.,** *Emotion Recognition Based on EEG Features in Movie Clips with Channel Selection*, Brain Informatics, 2017, pp. 1-12.
- [36] **Mohammadpour, M., Hashemi, S.M.R., Houshmand, N.,** *Classification of EEG-Based Emotion for BCI Applications*, Artificial Intelligence and Robotics, 2017, pp. 127-131.
- [37] **Michalopoulos, K., Bourbakis, N.,** *Application of Multiscale Entropy on EEG Signals for Emotion Detection*, International Conference on Biomedical and Health Informatics, 2017, pp. 341-344.
- [38] **Candra, H., Yuwono, M., Chai, R., Nguyen, H.T., Su, S.,** *EEG Emotion Recognition using Reduced Channel Wavelet Entropy and Average Wavelet Coefficient Features with Normal Mutual Information Method*, 39<sup>th</sup> Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2017, pp. 463-466.
- [39] **Krisnandhika, B., Faqig, A., Purnamasari, P.W., Kusumoputro, B.,** *Emotion Recognition System Based on EEG Signals using Relative Wavelet Energy Features and a Modified Radial Basis Function Neural Networks*, International Conference on Consumer Electronics and Devices, 2017, pp. 50-54.
- [40] **Sarikaya, M.A., Ince, G.,** *Emotion Recognition from EEG Signals Through One Electrode Device*, Signal Processing and Communications Applications Conference, 2017.
- [41] **Ang, A.Q-X., Yeong, T.Q., Ser, W.,** *Emotion Classification from EEG Signals Using Time-Frequency –DWT Features and ANN*, Journal of Computer and Communication, 5, 2017, pp. 75-79.
- [42] **Turnip, A., Simbolon, A.I., Amri, M.F., Sihombing, P., Setiadi, R.H., Mulyana, E.,** *Backpropagation Neural Networks Training for EEG-SSVEP Classification of Emotion Recognition*, Internetworking Indonesia Journal, 9(1), 2017, pp.53-57.
- [43] **Sourina O., Liu Y., Nguyen M. K.,** *Real-time EEG-Based Emotion Recognition for Music Therapy*, Journal on Multimodal User Interfaces, 5(1-2), 2012, pp. 27-35.
- [44] **Szwoch W.,** *Emotion Recognition Using Physiological Signals*, International Conference on Multimedia, Interaction, Design and Innovation, 2015.
- [45] **Matlovich T.,** *Emotion Detection using EPOC EEG Device*, PeWe Workshop, 2016, pp. 103-104.
- [46] **Liang Z., Liu H., Mak J. N.,** *Detection of Media Enjoyment using Single-Channel EEG*, Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), 2016.
- [47] **Rey B., Rodriguez A., Alcaniz M.,** *Using Portable EEG Devices to Evaluate Emotional Regulation Strategies During Virtual Reality Exposure*, Annual Review of Cybertherapy and Telemedicine, 181, 2012.
- [48] **Soleymani M., Pantic M., Pun T.,** *Multimodal Emotion Recognition in Response to Videos*, IEEE

Transactions on Affective Computing, 3(2), 2012, pp. 211-223.

[49] **Petrantonakis P. C., Hadjileontiadis L. J.,** *A Novel Emotion Elicitation Index Using Frontal Brain Asymmetry for Enhanced EEG-Based Emotion Recognition*, IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 15(5), 2011, pp. 737-746.

[50] **Khan R., Sharif O.,** *A Literature Review on Emotion Recognition using Various Methods*, Global Journal of Computer Science and Technology: F Graphics and Vision, 17(1), 2017, pp. 25-28.