

Görsel-İşitsel Uyarılar Kaynaklı Oluşan Duyguların EEG İşaretleri ile Sınıflandırılması

Hasan POLAT¹, Mehmet Sıraç ÖZERDEM^{*,2},

¹ Muş Alparslan Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Muş

² Dicle Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Diyarbakır

Makale Gönderme Tarihi: 07.01.2016

Makale Kabul Tarihi: 12.03.2016

Öz

Bu çalışmada, görsel-işitsel uyarılar kaynaklı oluşan farklı duygu durumlarına ilişkin EEG işaretlerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Katılımcıların duygu durumlarını belirlemek için kişisel değerlendirme modeli (SAM, Self Assessment Manikins) görselleri kullanılmıştır. Katılımcılar, kendilerine sunulan görsel-işitsel uyarıları değerlik, baskınlık, aktivasyon ve beğenme açısından değerlendirmişlerdir. Bu değerlendirmelere göre katılımcıların pozitif ve negatif duygu durumlarına ilişkin EEG işaretleri sınıflandırılmıştır. EEG işaretlerinden ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) kullanılarak öznitelik çıkarımı yapılmıştır. ADD kullanılarak elde edilen öznitelik vektör boyutlarının azaltulması için istatistiksel işlemler uygulanmıştır. Sınıflandırıcı olarak ise yapay sinir ağları (YSA) uygulanmıştır. YSA ilk olarak kanal tespiti için kullanılmıştır. Böylelikle, en iyi sınıflandırma performansı sunan EEG kanalları tespit edilmiştir. Tespit edilen EEG kanallarının öznitelikleri birleştirilerek, nihai öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Farklı duygu durumları için elde edilen nihai öznitelik vektörleri YSA ile sınıflandırılmıştır. Önerilen bütün işlemler, her katılımcı için ayrı bir şekilde uygulanmıştır. Sınıflandırma işlemi sonunda maksimum sınıflandırma doğruluğu %90 ve 20 katılımcı için ortalama sınıflandırma doğruluğu ise %76.25 olarak elde edildiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: EEG; Duygu; Sınıflandırma; Dalgacık Dönüşümü; YSA

Giriş

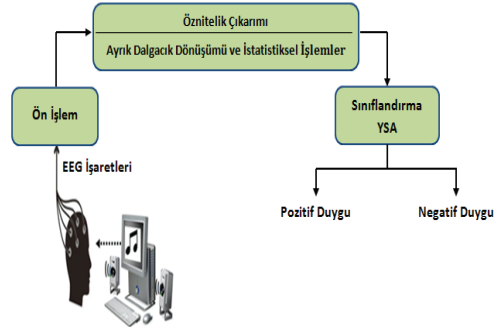
Duygu, bireyin iç ve dış dünyasından gelen uyarılarla etkileşimi sonucu ruh halinde meydana gelen psikofizyolojik değişimler olarak nitelendirilebilir (Akçay ve Çoruk, 2012). Duygular, insanların zihnini ve günlük faaliyetlerini etkileyen en önemli faktörlerden biridir. Bundan ötürü, duygular insanların birbirleriyle olan haberleşmesinde oldukça önemli rol oynarlar. İnsanlar, içinde bulundukları duygu durumlarını kelimeler, ses tonları, yüz ifadeleri ve beden dili gibi birçok işaretlerle ifade edebilirler. Ancak, beyin bilgisayar arayüzü (BBA) sistemleri, insanların içinde bulundukları duygu durumları yorumlamada henüz istenen seviyeye ulaşamamıştır. BBA sistemlerince duyguların anlaşılabilmesi için insanlardan alınabilen ve bu sistemlerce işlenebilen kaynaklara ihtiyaç vardır. Elektroensefalogram (EEG) işaretleri bu amacı gerçeklemek için önemli kaynaklardan biridir.

Beyin içerisinde aktif sinir hücrelerinin elektriksel faaliyetleri sonucu, kafatası yüzeyinde meydana gelen gerilim değişikliklerin kayıt edilmesiyle elde edilen işaretlere EEG işaretleri denir (Adeli vd., 2003). EEG işaretlerinin özellikle frekans bileşenleri beyin fonksiyonları hakkında oldukça önemli bilgiler içerir (Subaşı, 2007).

Literatürde, kişilerin EEG işaretlerinden duygu durumlarının tespiti için çeşitli çalışmaların yapıldığı görülebilmektedir. Bu kapsamda, kişilere farklı görsel ve/veya işitsel uyarılar izletilerek kişilerin eş zamanlı EEG kayıtlarından duygu durumları tespit edilmeye çalışılır. Bu çalışmalara örnek olarak; EEG alfa bandı temel alınarak zaman-frekans alanında insan duygularının sınıflandırılması (Liu vd., 2011), EEG tabanlı gerçek zamanda duygu tanımlanması (Murugappan vd., 2009), makine öğrenimi yaklaşımı kullanarak EEG işaretlerinden duygusal durumun sınıflandırılması (Wang vd., 2014), farklı

hikayelerden kaynaklı oluşan duyguların EEG işaretleri üzerine yansımaları (Polat ve Özerdem, 2015) gösterilebilir.

Bu çalışmada, katılımcıların kişisel değerlendirme modeli (SAM, Self Assessment Manikins) görselleri aracılığıyla yapmış oldukları değerlendirmeler esas alınarak, belirlenen pozitif ve negatif duygu durumuna ilişkin EEG işaretlerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. EEG işaretlerinden özniteliklerin çıkarımı için ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) kullanılmıştır. ADD yöntemi kullanılarak elde edilen öznitelik vektör boyutlarının azaltılması için istatistiksel işlemler uygulanmıştır. Pozitif ve negatif duygu durumuna ilişkin EEG işaretlerinden elde edilen öznitelik vektörlerini sınıflandırılması için yapay sinir ağı (YSA) kullanılmıştır. Bu çalışmada uygulanan işlem aşamaları Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Uygulanan işlem aşamaları

Materyal ve Yöntem

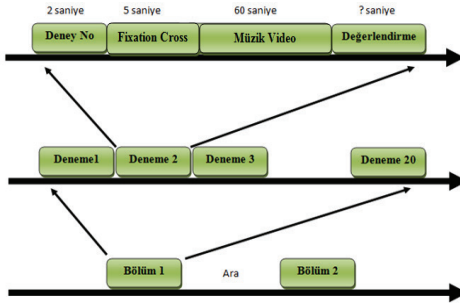
Kullanılan EEG Veri seti

Bu çalışmada, 15’i kadın ve 17’si erkek olmak üzere toplam 32 katılımcıdan alınan EEG kayıtları kullanılmıştır (DEAP, 2012). Kadın katılımcıların yaş aralığı 24 ile 32 arasında olup, ortalama yaşları 25.4’dür. Erkek katılımcıların ise yaş aralığı 23 ile 37 arasında olup, ortalama yaşları 28. 76’dır.

Çalışmada kullanılan EEG kayıtları, katılımcılara uygulanan belirli bir paradigma çerçevesinde alınmıştır. Paradigma, her biri 20 deneme içeren iki bölümden oluşmaktadır. Her deneme sırasıyla;

1. 2 saniye ilgili deney numarası hakkında bilgi veren video gösterimi
2. 5 saniye çapraz sabitleme (fixation cross)
3. Her denemede farklı olmak üzere rastgele seçilen ve katılımcılarda farklı duygu uyandırmak için 60 saniye müzik videosu gösterimi
4. Katılımcıların izledikleri müzik videosu sonunda duygu durumlarını SAM görselleri aracılığıyla değerlendirmeleri

olmak üzere 4 aşamadan oluşmaktadır. Şekil 2’de EEG kayıtlarının alınmasında izlenen paradigma gösterilmiştir.



Şekil 2. EEG kayıtlarının alınmasında uygulanan paradigma

Önişlem

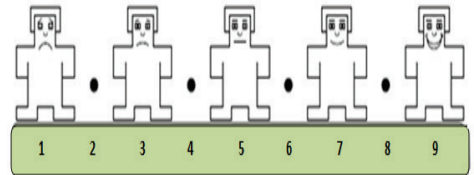
Kullanılan EEG işaretleri, Twente ve Genova’da olmak üzere iki laboratuarda kayıt edilmiştir. 32 katılımcının 22’sinin EEG işaretleri Twente Üniversitesindeki laboratuarda kayıt edilmiştir. İki laboratuvar arasında çeşitli protokol farklılıklarından dolayı, bu çalışmada sadece Twente Üniversitesi tarafından deneye alınan katılımcıların EEG kayıtları incelemeye alınmıştır.

EEG kayıtları, her katılımcı için 32 kanaldan ölçülmüştür. EEG kayıtlarının alınmasında uluslararası 10-20 elektrot yerleşim sistemine göre konumlandırılan 32 aktif AgCl elektrot kullanılmıştır. EEG işaretleri 512 Hz örnekleme

hızı olan 24 bit analog sayısal dönüştürücü ile sayısallaştırılmıştır. Ardından, sayısallaştırılan EEG işaretlerinin örnekleme frekansı, aşağı örnekleme yöntemi ile 128 Hz’e indirgenmiştir (Koelstra vd., 2012). Kayıt edilen EEG işaretlerinden görsel ve işitsel uyarıların öncesi ve sonrasında yer alan bölümler ve EOG artefaktları filtrelenerek, kaldırılmıştır. Dolayısıyla her müzik videosuna ilişkin bir EEG bölümü elde edilmiştir. Yapılan bu işlemlerin sonunda, her katılımcı için 40 adet müzik videosuyla ilgili toplamda 40 adet EEG bölümü elde edilmiştir.

Katılımcı Değerlendirmeleri

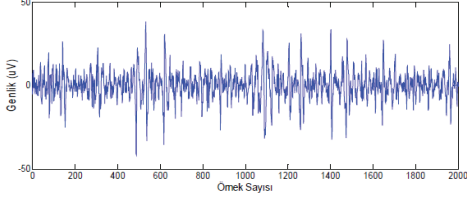
Katılımcılar kendilerine sunulan 40 adet birer dakikalık müzik videosu sonunda duygu boyutlarını SAM görselleri aracılığıyla değerlik, aktivasyon, baskınlık ve beğenme açısından değerlendirmişlerdir. Katılımcılar her uyarı sonunda duygu boyutlarını görseller altında yer alan sayılar aracılığıyla 1-9 aralığında ondalıklı olarak belirtebilmişlerdir. Bu çalışmada, pozitif ve negatif duygu durumlarıyla ilgili EEG işaretlerinin tespiti için katılımcıların SAM görsellerinden değerlik paneline göre yapmış oldukları değerlendirmeler dikkate alınmıştır. Şekil 3’te SAM görsellerinden değerlik paneli gösterilmiştir.



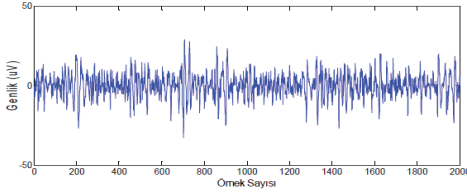
Şekil 3. SAM görsellerinden değerlik paneli (Koelstra vd., 2012)

Şekil 3’te görüldü üzere 1 değeri tamamen mutsuz duygu durumunu, 9 değeri ise tamamen mutlu duygu durumunu temsil etmektedir. Bu çalışmada katılımcılar tarafından değerlik paneli görsellerine göre 5’den küçük yapılan değerlendirmeler negatif, 5’den büyük yapılan değerlendirmeler ise pozitif duygu durumu olarak kabul edilmiştir. Şekil 4 ve 5’te rastgele seçilen bir kanaldan ölçülen pozitif ve negatif

duygu durumlarına ilişkin örnek EEG işaretleri gösterilmiştir.



Şekil 4. Pozitif duygu durumuna ilişkin örnek EEG işareti



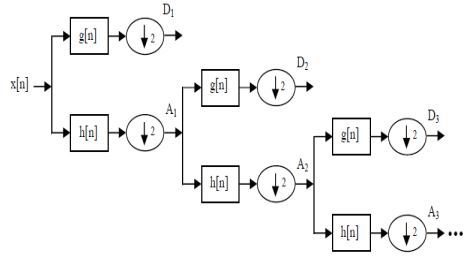
Şekil 5. Negatif duygu durumuna ilişkin örnek EEG işareti

Öznitelik Çıkartma

Pozitif ve negatif duygu durumlarına ilişkin EEG işaretlerinden öznitelik çıkarımı için ADD yöntemi kullanılmıştır. ADD yöntemiyle elde edilen katsayılar ilgili EEG işaretleri için öznitelik vektörleri olarak, değerlendirilmiştir. ADD yöntemi ile elde edilen öznitelik vektörlerinin boyutlarının küçültülmesi için istatistiksel işlemler uygulanmıştır.

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

ADD, EEG gibi durağan olamayan işaretlerin analizinde sık kullanılan bir metottur (Adeli vd., 2003; Subaşı ve Erçelebi, 2005; Ocak, 2008). ADD yöntemi ile analizi yapılacak işaretin istenilen frekans aralığına ulaşılabilir. ADD yöntemi işareti zaman alanında ardışık olarak yüksek geçiren $g[n]$ ve alçak geçiren $h[n]$ süzgeçlerle filtreleyerek alt bantlara ayırır (Subaşı, 2007). Sonuç olarak işaretin D_1 detay ve A_1 yaklaşım alt bantları oluşur. İstenilen bant aralığına ulaşabilmek için A_1 yaklaşım bandı tekrar ayrıştırılır ve işlemler istenilen frekans aralığına ulaşınca dek, ardışık olarak devam ettirilir. Şekil 6'da ADD yöntemi ile bir işaretin ($x[n]$) çok seviyeli bileşenlerine ayrıştırılması gösterilmiştir.



Şekil 6. ADD yöntemi ile işaretin çok seviyeli olarak ayrıştırılması (Subaşı, 2007)

Literatürde EEG teta bandı dinamiklerinin duygu durumunu içerdiğine ilişkin çalışmalar görülebilmektedir (Koelstra vd., 2012; Uusberg vd., 2014; Polat ve Özerdem, 2015). Bundan dolayı, bu çalışmada öznitelik vektörlerinin elde edilmesi için teta bandı dinamikleri kullanılmıştır.

Çalışmada kullanılan EEG işaretlerinin örnekleme frekansı 128 Hz olması nedeniyle ayrıştırma seviyesi 4 alınarak, EEG işaretlerinin teta (4-8 Hz) bandı elde edilmiştir. Literatürde Daubechies dalgacığının EEG işaretlerinin analizinde faydalı sonuçlar üretmesinden dolayı (Subaşı, 2007; Orhan vd., 2012), bu çalışmada 2. dereceden Daubechies dalgacığının kullanımı uygun görülmüştür.

İstatistiksel İşlemler

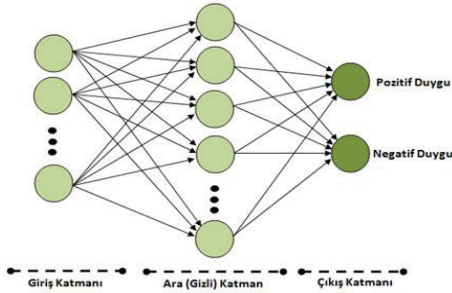
Bu çalışmada, katılımcıların farklı duygu durumlarına ilişkin EEG kayıtları için öznitelik vektörleri ADD yöntemi ile elde edilmiştir. ADD yöntemi ile elde edilen teta bandı dalgacık katsayıları (cD_4), öznitelik vektörleri olarak değerlendirilmiştir. 506 örnekten oluşan öznitelik vektör boyutlarının düşürülmesi için 5 adet istatistiksel veri kullanılmıştır. Bu verilerin elde edilmesi için uygulan istatistiksel işlemler aşağıda sırasıyla verilmiştir.

1. Katsayıların mutlak değerlerce maksimumu
2. Katsayı kuvvetlerinin ortalaması
3. Katsayıların standart sapması
4. Katsayıların ortalama gücü
5. Katsayıların toplam enerjisi

Öznitelik çıkarımı için uygulanan ADD yöntemi ve istatistiksel işlemler sonunda her duygu durumuna ilişkin EEG bölütüne ait 5 boyutlu öznitelik vektörleri elde edilmiştir.

EEG Öznitelik Vektörleri ile Kanal Seçimi

Bu çalışmada, YSA ilk olarak kanal seçiminde kullanılmıştır. Her katılımcı için 32 kanaldan ölçülen EEG kayıtları, ayrı bir şekilde değerlendirmeye alınmış ve en iyi sınıflandırma performansı sunan 5 EEG kanalı tespit edilmiştir. Bütün katılımcılar için elde edilen sonuçlara bakıldığında, çoğunlukla aynı kanallara ait performansların yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Her katılımcı için pozitif ve negatif duygu durumuna ilişkin EEG işaretlerine ait öznitelik vektörleri, çok katmanlı YSA ile sınıflandırılmıştır. YSA çıkış vektörleri, pozitif duygu durumu için [1 0], negatif duygu durumu için [0 1] olarak tanımlanmıştır. Ağın eğitimi için 30 EEG bölütü, testi için ise 10 EEG bölütü kullanılmıştır. Şekil 7’ de çalışmada kullanılan çok katmanlı YSA yapısı gösterilmiştir.



Şekil 7. Çalışmada kullanılan çok katmanlı YSA mimarisi

En iyi sınıflandırma sunan 5 EEG kanalının belirlenmesinde kullanılan YSA mimarisi tek gizli katmanlı 5x10x2 mimarisi kullanılmıştır. Eğitim aşamasında öğrenme katsayısı 0,7, momentum katsayısı 0,9 olarak alınmıştır.

EEG bölütlerinin sınıflandırılmasında 4 katlı çapraz doğrulama uygulanmıştır. En iyi sonuç üreten 5 EEG kanalının belirlenmesi için model başarımlar ölçütlerinden, doğruluk ölçütü kullanılmıştır. Doğruluk ölçütü, sınıflandırıcı algoritma tarafından çıkışta doğru

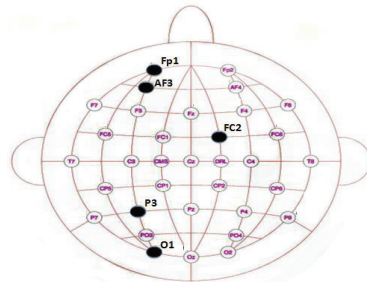
sınıflandırılmış örnek sayısının toplam örnek sayısına oranıdır. Doğruluk ile birlikte özgüllük ve duyarlılık ölçütleri de literatürde sık kullanılan başarı değerlendirme ölçütleri arasında yer alır. Bu çalışma için özgüllük, sınıflandırıcının pozitif duygu durumuna ait örnekleri doğru olarak sınıflandırma yeteneğini; Duyarlılık ise sınıflandırıcının negatif duygu durumuna ait örnekleri doğru olarak sınıflandırma yeteneğini temsil etmektedir. Doğruluk, özgüllük ve duyarlılık değerleri ağıncı çıkışına göre karışıklık matrisinden (Class Confusion Matrix) elde edilir. Tablo 1.’de örnek bir katılımcı için elde edilen karışıklık matrisi gösterilmiştir.

Tablo 1: Örnek bir katılımcı için karışıklık matrisi

		AĞIN ÇIKIŞI	
		POZİTİF	NEGATİF
DOĞRU SINIF	POZİTİF	18	7
	NEGATİF	2	13

Tablo 1. Dikkate alınarak, örnek katılımcı için sınıflandırma doğruluğu % 77,5, özgüllük değeri % 86,6 ve duyarlılık değeri ise % 72 olarak elde edilmiştir.

Her katılımcıya ait 32 kanal için yapılan sınıflandırma işlemleri sonunda, bütün katılımcılar için en iyi sonucu sunan 5 EEG kanalının benzer olduğu görülmüştür. Bu kanalların sırasıyla P3, FC2, AF3, O1 ve Fp1 olduğu gözlenmiştir. Şekil 8’ de en iyi sınıflandırma performansı sunan kanalların konumları gösterilmiştir.



Şekil 8. En iyi sınıflandırma performansı sunan 5 EEG kanalı

Öznitelik Vektörlerinin Sınıflandırılması

En iyi sınıflandırma başarısı sunan beş kanala ait EEG bölütlerinin öznitelikleri birleştirilerek, nihai öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Böylelikle, pozitif ve negatif duygu durumlarına ilişkin her EEG bölütü için 25 örnekten oluşan yeni öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Yapılan bütün işlemler, her bir katılımcı için ayrı bir şekilde uygulanmıştır.

Bulgular

Bu çalışmada nihai sınıflandırma işlemi için kanal seçiminde uygulanan yaklaşım uygulanmıştır. Pozitif duygu durumu için ağın çıkışı [1 0], negatif duygu durumu için [0 1] olarak tanımlanmıştır. Ağın eğitimi için 30 EEG bölütü, testi için ise 10 EEG bölütü kullanılmıştır. YSA eğitim aşamasında, tek gizli katmanlı 25xnx2 mimarisi kullanılmıştır. Burada n gizli katmandaki nöron sayısını temsil etmektedir. Gizli katmanda kullanılan nöron sayısı her katılımcı için farklı olarak belirlenmiştir. Ağın eğitimi aşamasında öğrenme katsayısı 0,7, momentum katsayısı 0,9 olarak alınmıştır. Tablo 2’de her katılımcı için uygulanan işlemler sonunda elde edilen başarı sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 2: 20 Katılımcı için YSA sınıflandırma başarıları

Katılımcılar	Doğruluk (%)	Özgüllük (%)	Duyarlılık (%)
1	77,5	78,9	76,2
2	72,5	76,4	69,5
3	80	89,4	74,1
4	70	64,2	83,3
7	80	100	71,4
8	75	81,2	70,8
9	90	100	83,3
10	80	80	80
11	60	62,5	58,3
12	65	63,6	66,6
13	80	74,1	89,4
14	85	93,7	79,1
15	75	91,6	67,8
16	67,5	62,9	76,9
17	80	87,5	75
18	72,5	76,4	69,5
19	80	80	80
20	77,5	86,6	72
21	80	100	71,4
22	77,5	78,9	76,1

Her katılımcı için 4 katlı çapraz doğrulama ile sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Katılımcı 5 ve 6 tarafından SAM görsellerine göre yapılan değerlendirmelerin sağlıklı olmayışından ötürü, bu katılımcılar için sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmemiştir. Tablo 2’de görüldüğü üzere sınıflandırma sonuçlarının başarımlarını ölçütleri olarak doğruluk, özgüllük ve duyarlılık kullanılmıştır.

Sonuçlar

Bu çalışmada görsel - işitsel uyaranlar kaynaklı oluşan farklı duyguların EEG işaretleri ile sınıflandırılması amaçlanmıştır.

Sınıflandırma işleminde, ADD yöntemi ile farklı duygu durumlarına ait dalgacık katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen dalgacık katsayıları, öznitelik vektörleri olarak değerlendirilmiştir. Öznitelik vektör boyutu istatistiksel parametreler kullanılarak küçültülmüştür. Böylelikle, çalışmada kullanılan sınıflandırıcı algoritmanın işlem yükü azaltılmış ve sınıflandırma başarısı artırılmıştır.

Her bir katılımcıya ait 32 kanal içinde sınıflandırma işlemleri yapılmış ve en iyi sınıflandırma performansı sunan 5 EEG kanalı tespit edilmiştir. Bütün katılımcılar için en iyi sonucu sunan kanalların benzer olması önemli bir sonuçtur. Bu kanallar sırasıyla P3, FC2, AF3, O1 ve Fp1 olarak tespit edilmiştir.

En iyi sınıflandırma performansı sunan 5 EEG kanalının öznitelik vektörleri birleştirilerek, farklı duygu durumları için beynin farklı bölgelerinden eş zamanlı alınan EEG işaretlerinin kullanılması sağlanmıştır. Sonuç olarak, her katılımcı için dinamik bir sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Her katılımcı için sınıflandırma başarıları incelendiğinde, en iyi sınıflandırma doğruluğunun 9. katılımcı için % 90 olarak elde edildiği görülmüştür. Bütün katılımcılar için ortalama sınıflandırma doğruluğu % 76,25, ortalama özgüllük değeri % 81,39 ve ortalama duyarlılık değeri ise % 74,53 olarak elde edildiği görülmüştür. Literatürde, Schaaff ve Schultz, (2009) yapmış oldukları çalışmada 3 farklı duygu durumunu EEG işareti kullanarak sınıflandırmışlardır. Ortalama sınıflandırma

doğruluğunu % 66,7 olarak elde etmişlerdir. Lin vd., (2010) EEG tabanlı olarak dört farklı duygu durumunu sınıflandırmış ve maksimum sınıflandırma doğruluğunu % 82,29 olarak elde etmişlerdir. Lee ve vd., (2014) görsel uyarıcılar aracılığıyla kişilerde oluşan farklı duygu durumlarına ait EEG işaretlerini farklı sınıflandırıcı algoritmalarıyla sınıflandırmaya çalışmışlardır. Sınıflandırma doğruluğunu maksimum % 78,45 olarak elde etmişlerdir. Bu çalışmada elde edilen sonuçların, literatürdeki benzer çalışmaların sonuçlarına yakın değerler olarak elde edildiği görülmüştür.

İleriki çalışmalarda, sınıflandırma işleminde kullanılan özniteliklerin güncellenmesi veya yeni özniteliklerin dahil edilmesi ile elde edilen sınıflandırma başarısının artırılması hedeflenmektedir.

Teşekkür

Bu çalışma, Dicle Üniversitesi DÜBAP 12:FF:109 numaralı proje kapsamında desteklenmiştir.

Kaynaklar

Adeli, H., Zhou, Z., Dadmehr, N., (2003). Analysis of EEG records in a epileptic patient using wavelet transform, *Journal of Neuroscience Methods*, 123(1), 69-87.

Akçay, C., Çoruk, A., (2012). Çalışma Yaşamında Duygular ve Yönetimi: Kavramsal Bir İnceleme, *Eğitimde politika Analizi Dergisi*, 1(1), 3-35.

Lee, G., Kwon, M., Sri, S. K., Lee, M. (2014). Emotion recognition based on 3D fuzzy visual and EEG features in movie clips. *Neurocomputing*, 144: 560-568.

Lin, Y. P., Wang, C. H., Jung, T. P., Wu, T. L., Jeng, S. K., Duann, J. R., Chen, J. H. (2010). EEG-Based Emotion Recognition in Music Listening. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 57 (7): 1798-1806

Liu, Y., Sourina, O., Nguyan, M. K., (2011). Real time EEG based emotion reognition and its applications, *In Transaction on Computational Science XII*, 256-277.

Murugappan, M., Nagarajan, R., Yaacob, S., (2009). Appraising human emotions using time frequency analysis based EEG alpha band features, *In Innovative Technologies in*

Intelligent Systems and Industrial Applications, CITISIA, 70-75.

Ocak, H., (2008). Optimal classification of epileptic seizures in EEG using wavelet analysis and genetic algorithm, *Signal Processing*, 88, 1858-1867.

Orhan, U., Hekim, M., Ozer, M., (2011). EEG signals classification using the K-means clustering and a multilayer perceptron neural network model, *Expert Systems with Applications*, 38, 13475-13481.

Polat, H., and Ozerdem, M. S., (2015). Reflection emotions based on different stories onto EEG signal, *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 2015 23th. IEEE, 2618-2618, Malatya.

Schaaff, K., Schultz, T. (2009). Toward Emotion Recognition from Electroencephalographic Signals. 3th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshop, 1-6, Netherlands.

Subaşı, A. and Ercelebi, E., (2005). Classification of EEG signals using neural network and logistic regression, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 78, 87-99.

Subaşı, A., (2007). EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model, *Expert Systems with Applications*, 32, 1084-1093.

Uusberg, A., Thiruchselvam, R., Gross, J., (2014). Using distraction to regulate emotion: Insights from EEG theta dynamics, *International Journal of Psychophysiology*, 91, 254-260.

Wang, X. W., Nie, D., Lu, B. L., (2014). Emotional state classification from EEG data using machine learning approach, *Neurocomputing*, 129, 94-106.

DEAP, (2012). A Dataset for Emotion Analysis EEG Physiological and Video Signals. Erişim:[<http://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/dataset/deap/index.html>], (15.05.2015)

Classification of Emotions Based on Audio-Visual Stimulus by EEG Signals

Extended Abstract

Emotions play an important role in communication between humans. Emotions can be expressed by words, voice intonation, facial expression and body language. In contrast, Brain Computer Interface (BCI) systems have not reached the desired level to interpret the people's emotions.

BCI systems need new resources that can be taken from humans and processed by these systems to understand emotions. Electroencephalogram (EEG) signals is one of the most important resources to achieve this target. EEG signal is the method that measures brain waves with the electrical signals of the monitoring activities. Frequency component of the EEG signals contain important information about brain activity.

The aim of this study was to classify EEG signals related to negative and positive emotions based on audio-visual stimulus. SAM (Self Assessment Manikins) was used to determine participants' emotional states. Participants rated each audio-visual stimulus in terms of the level of valence, arousal, like/dislike and dominance. Participants reported the dimension of their emotions in numerical values from 1 to 9 in decimal form. In this study, only valence assessments of participants were taken into account. Participants made their valence ratings in 1-9 range. 1 corresponds to completely unhappy; 9 correspond to completely happy emotion. In this study, assessments below 5 are accepted as negative emotion and assessments above 5 are accepted as positive emotion based on valence rating.

Discrete wavelet transform (DWT) was used for feature extraction from EEG signals related to negative and positive emotions. DWT decompose a signal into detail and approximation sub-bands. The decomposition of the signal into sub-bands is obtained by consecutive high-pass and low pass filtering of the time domain signal. In this study, since theta band dynamics of EEG signals were

considered to classify different emotions based on audio-visual stimulus, the number of decomposition levels was chosen as 4. Daubechies wavelets have provided useful results in analyzing EEG signals. Hence, daubechies wavelet of order 2 (db2) was chosen in this study.

Wavelet coefficients contain important information about the characteristics of the relevant signals, the wavelet coefficients of EEG signals were assumed as feature vectors and statistical features were used to reduce dimension of feature vector.

In this study, different clusters consisting of EEG signals related to positive and negative emotions groups have been classified by artificial neural network (ANN). Firstly, ANN was used to obtain final feature vectors. For each participant, EEG channels offering the best classification performance were determined. it was observed that 5 EEG channels that offer the best classification performance for each participant are respectively P3, FC2, AF3, O1 and Fp1.

The features vectors of these EEG channels that offer the best classification performance were composed to obtained the final feature vectors. The classification procedures have been carried out for 20 participants. The maximum classification accuracy was found as 90% and average classification accuracy was found as 76.5% by using ANN classification algorithm for 20 participants.

Keywords: EEG, Emotion, Classification, Wavelet Transform, ANN