mühendislikdergisi
Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi
Cilt: 8, Sayı: 3,587-597
Temmuz 2017

Yukarı-Aşağı imleç hareketlerine ilişkin EEG kayıtlarında en etkin kanalın belirlenmesi

Mehmet Siraç ÖZERDEM[*,1], Ömer EMHAN[2]

[1] *Dicle Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Diyarbakır*
[2] *Dicle Üniversitesi, Bilgi İşlem Daire Başkanlığı, Diyarbakır*

Makale Gönderme Tarihi: 05.12.2016 Makale Kabul Tarihi: 19.01.2017

Öz

Bu çalışmada, görsel geri besleme alınarak kayıt edilen yukarı-aşağı imleç hareketlerine ilişkin EEG kayıtlarında, en etkin kanalın belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışmada, 2003 yılındaki BCI Competition II yarışmasında sunulan Data set Ia veri kümesi kullanılmıştır. Veri kümesi için izlenilen paradigmada, sağlıklı bir kişiden bir bilgisayar ekranında imleci yukarı ve aşağı hareket ettirmesi istenilerek, yavaş kortikal potansiyeller kaydedilmiştir.

İşlem akışında ilk olarak tümleşik olarak verilen veri seti, kanallara bölünerek her bir kanal ayrı ayrı incelenmiştir. Kanallara ayrılan işaretlere ADD uygulanarak farklı (3., 4., 5. ve 6.) seviyelerde detay (cD) ve yaklaşım (cA) katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu verilerin; toplam, varyans, enerji, entropi, maksimum, minimum, ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Bu işlem sonrası elde edilen veriler, öznitelik veri kümesi olarak değerlendirilmiştir. Bu öznitelikler k-NN ile sınıflandırılmıştır.

Elde edilen sonuçlara bakıldığında, imleç hareketinde en etkin kanalın A1, dolayısıyla beynin sol hemisfer bölgesinin aktif olduğu görülmüştür. En yüksek performansın, cA3 yaklaşım katsayısına ilişkin toplam ve ortalama değer ile elde edildiği ve sınıflandırma başarı oranının %77.13 olduğu görülmüştür. Detay katsayılarının temel alındığı analizlerde ise performansın düşük seviyelerde yer aldığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: *EEG; imleç hareketleri; kanal belirleme; Dalgacık Dönüşümü; k-NN.*

[*]Yazışmaların yapılacağı yazar: Mehmet Siraç ÖZERDEM, sozerdem@dicle.edu.tr; Tel: (0412) 241 1000 (3508)

Giriş

Beyinde elektriksel aktivitelerin varlığının araştırılması, yaklaşık 140 yılı aşkın bir süredir devam etmektedir. İlk olarak 1875'te tavşan ve maymun üzerinde yapılan deneyler ile başlayan bu çalışmalar, 1924'te insana ait ilk Elektroensefalogram (EEG) kaydının elde edilmesi, 1936'da ilk EEG laboratuvarının kurulması, 1980'li yıllarda Tıp alanında hastalık teşhisi ve 2000'li yıllardan günümüze Beyin-bilgisayar ara yüzü (BBA) çalışmaları takip etmiştir. BBA kişilerin kas sistemlerini başka bir ifade ile motor sinir sistemlerini kullanmadan bir bilgisayara, elektromekanik bir kol veya nöroprotezleri kullanmalarını olanaklı hale getiren sistemlerdir (Aydemir 2008).

Sinir sisteminin en önemli elemanı olan beyindeki işlevsel aktiviteler, kafa derisi yüzeyinin potansiyel dağılımında değişimlere neden olur. Bu potansiyel değişimler, kafa derisine yerleştirilen elektrotlar vasıtası ile ölçülür, filtrelenir, kuvvetlendirilir ve sonrasında kaydedilir. Bu işlem sonucunda elde edilen düşük genlikli (1-400 μV) biyoelektrik işaretler EEG olarak adlandırılır (Ochoa ve ark. 2002).

EEG düşük maliyetli ve acısız bir yöntem olmasından ötürü birçok alanda kullanılır. En sık Tıp alanı (örn. epilepsi teşhisi) olmak üzere, Biyomedikal Mühendisliğinde beynin aktivitelerini gözlemlemek, Reklamcılık alanında ürün ve hizmetlerin insan üzerindeki etkisini saptamak ve Oyun sektöründe joystick yerine EEG değişimlerini değerlendirmek amacı ile kullanılır.

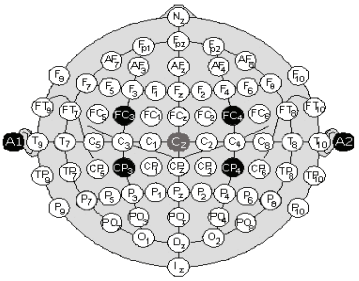
Bu çalışmada kullanılan veriler, (Wu Ting 2007, Aydemir 2008, Qin Lin 2015) referanslarında kullanılmıştır. Söz konusu Yukarı İmleç hareketi (YİH) ve Aşağı İmleç Hareketinin (AİH) sınıflandırılmasında, BBA sistemlerinin en zor ve en önemli konusu olan farklı öznitelik çıkarma yöntemlerinin kullanıldığı gözlenebilmektedir. Çalışmalarda çoğunlukla, öznitelik vektör kümeleri oluşturulmuş ve çeşitli sınıflandırıcılar kullanılarak imleç hareketinin yönü tespit edilmiştir. Ancak bu çalışmalarda çoğunlukla kanal seçimi yapılmadan sınıflandırma işlemlerine girişilmiştir. Bu çalışma ise kanal seçiminin önemine dikkat çekmek için gerçeklenmiştir.

Bu çalışmada, yukarı-aşağı imleç hareketlerine ilişkin EEG kaydında, en etkin kanalın belirlenmesi amaçlanmıştır. İşlem akışında, EEG verisine ilişkin dalgacık katsayılarının çeşitli istatistiksel parametreleri, öznitelik olarak kullanılmış ve bu öznitelikler k-NN yöntemi ile sınıflandırılarak en etkin kanal belirlenmiştir. Böylelikle imleç hareketinde en etkin kanalın dolayısıyla en etkin beyin bölgesinin belirlenebileceği düşünülmüştür.

Materyal ve Yöntem

Veri Toplama

Bu çalışmada BCI Competition 2003 yarışmasında sunulan Data set Ia isimli veri kümesi kullanılmıştır. Kullanılan kayıtlar, Almanya'nın Tübingen Üniversitesinde sağlıklı bir kişiden bir bilgisayar ekranında imleci yukarı ve aşağı hareket ettirmesi istenilerek yavaş kortikal potansiyeller (YKP) kaydedilmiştir. Kişilere dikey göz hareketlerine bağlı olarak görsel geri besleme verilmiştir. Kortikal pozitiflik ekrandaki aşağı, negatiflik yukarı imleç hareketine karşılık gelmektedir. Çalışmada 10-20 elektrot sistemine göre elektrotlar bağlanmış Cz referans alınarak A1, A2, FC3, CP3, FC4, CP4 olacak şekilde 6 elektrottan elde edilen EEG kayıtları kullanılmıştır (Şekil 1).



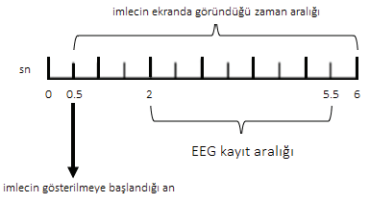
Şekil 1. Uluslararası 10-20 sistemine göre ilgili veri setinde kullanılan elektrotlar

Paradigma

Kayıt esnasında izlenilen paradigma adımları aşağıda açıklanmıştır.

1. Kullanıcıdan ekrana bakması istenir ve süre başlatılır.
2. 0.5s - 6.0s aralığında imleç hareketi ekrana yansıtılır.
3. Görsel geri besleme 2.0s - 5.5s aralığında olduğundan, değerlendirilen veriler bu 3.5 saniyelik verilerdir (Şekil 2).

Örnekleme frekansı 256 Hz. ve veri süresi 3.5s olduğundan, her örüntü için örnek sayısı 896 olur (örnek sayısı/kanal).



Şekil 2.EEG verileri için kayıt düzeneği

268 denemeden oluşan eğitim verileri 2 farklı günde (1. gün 168 deneme, 2.gün 100 deneme) kayda alınmış ve rastgele karıştırılmıştır. 135 deneme imleç yukarı ve 133 deneme imleç aşağı yönlü EEG kayıtlarıdır. Test veri kümesi ise 293 denemeden oluşmuş ve bu veriler de rastgele karıştırılmıştır. Bunların da 146 adedi imleç aşağı ve 147 adedi imleç yukarı yönlü işaretleri temsil etmektedir (Benjamin B. ve ark. 2004). Sözü edilen veri seti ile ilgili detaylı bilgiye aşağıda belirtilen web sayfası aracılığıyla ulaşılabilir.

http://bbci.de/competition/ii/tuebingen_desc_i.html Erişim tarihi: (02.09.2016)

Öznitelik Vektörünün Elde Edilmesi

Bu aşamada ilk olarak tümleşik olarak verilen veri seti, kanallara bölünerek her bir kanal ayrı ayrı incelenmiştir. Kanallara ayrılan işaretlere ADD uygulanarak farklı (3., 4., 5. ve 6.) seviyelerde detay (*cD*) ve yaklaşım (*cA*) katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu verilerin; toplam, varyans, enerji, entropi, maksimum, minimum, ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Bu işlem sonrası elde edilen veriler, öznitelik veri kümesi olarak ele alınmıştır. Bu öznitelikler ayrı ayrı k-NN ile sınıflandırılmıştır. Öznitelik çıkarımında kullanılan Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yöntemi aşağıdaki bölümünde açıklanmıştır.

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

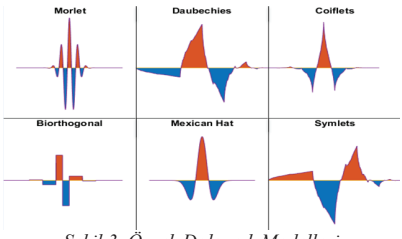
Bu yöntem, işareti belirli frekans ve zaman aralığında incelemeye yarayan faydalı bir yaklaşımdır. Dalgacık analizi ile Fourier Dönüşümü (FD), alt bileşenlerine ayırılması bakımından benzerlik gösterir. FD, işareti farklı frekanslardaki sinüs ve kosinüs bileşenlerine ayırırken, Dalgacık analizinde ise seçilen dalgacığın ölçeklenip kaydırılarak alt dalgacıkların elde edilmesi sağlanır. Sık kullanılan dalgacıklardan bazıları, Şekil 3'te gösterilmiştir.

Bir modelin dalgacık olarak kullanılabilmesi için, denklem (1) ve (2)'de belirtilen koşulları sağlaması gerekmektedir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x)dx = 0 \qquad (1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x)^2 dx = 1 \qquad (2)$$

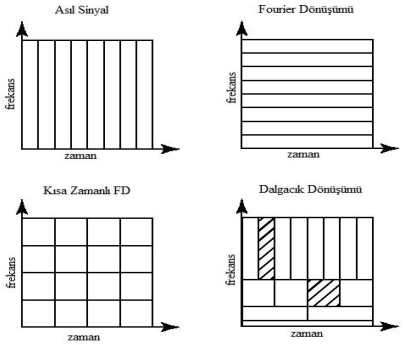
Diğer bir deyişle, bir modelin dalgacık olarak kullanılabilmesi için fonksiyonun zamanda sınırlı ve eksi sonsuz ile artı sonsuz sınırlarında integralinin sıfır olması gerekmektedir. Yine aynı sınırlarda fonksiyonun karesinin integrali bire eşit olmalıdır.



Şekil 3. Örnek Dalgacık Modelleri

FD, sadece frekansın bir fonksiyonudur. İşaretin, frekans domeni hakkında bilgi verirken, işaretin zaman bilgisi tümüyle

kaybolur. Bu sorunu kısmen halletmiş olan Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD), hem frekansın hem de zamanın bir fonksiyonudur ve zaman alanında sabit pencere uzunlukları ile FD nin tekrarlanması ile uygulanan bir yöntemdir. Bu da çözünürlüğün detaylı olmasına engel teşkil eder. Dalgacık Dönüşümü (DD) ile zamanda değişik çözünürlük veren bir yöntem bulunmuştur (Altınbaş 2007, Erişti 2010). Sözü edilen yöntemlerin zaman ve frekans alanındaki kıyaslamalı gösterimleri Şekil 4'de verilmiştir.



Şekil 4. FD, KZFD ve DD yöntemlerinin zaman frekans alanında kıyaslamalı gösterimleri

Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD), seçilen dalgacığın bütün zaman aralığı boyunca ölçeklenmiş ve kaydırılmış şekliyle işaretin çarpımından oluşur. SDD işleminin sonucunda birçok dalgacık katsayısı elde edilir. Bu katsayılar ölçek ve zamanın bir fonksiyonudur (Tepe, 2009). Matematiksel ifadesi denklem (3)'de verilmiştir.

$$SDD(a,u) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\Psi\left(\frac{t-u}{a}\right) dt \qquad (3)$$

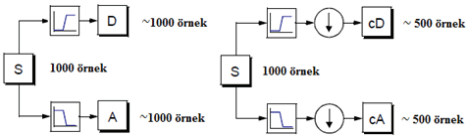
Eşitlikteki u ve a parametreleri sırasıyla, *öteleme* ve *ölçeklemeyi* ifade eder. $\Psi(x)$ ise seçilen dalgacığı temsil eder.

Sürekli dalgacık dönüşümünde dalgacık katsayılarının tümünü her ölçek için hesaplamak yoğun iş yüküne ve aşırı miktarda veri yığınlarının oluşmasına neden olur. Bu olumsuzlukları gidermek amacıyla Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yöntemi geliştirilmiştir. ADD yöntemi, işaretin öteleme ve ölçekleme parametreleri belli bir basamağa göre seçilerek uygulanır. Matematiksel ifadesi,

$$a = 2^j, b = k2^j \; ve \; k \in \mathrm{Z} \qquad olmak \; üzere$$

$$C_{(j,k)} = \sum x[n].2^{-\frac{1}{2}} g\left(\left(2^{-j}\right)n - k\right) \qquad (4)$$

şeklindedir. Şekil 5'de ADD 'de filtreleme ve aşağı örnekleme gösterilmiştir.



Şekil 5. ADD yöntemi ile filtreleme ve aşağı örnekleme (Misiti ve ark., 1997)

Birçok işaret için düşük frekans içeriği işaretin en önemli kısmıdır. İşaretin düşük frekans içeriği işaretin kimliğini belirler. Öte yandan yüksek frekanslarda da kayda değer belirleyici bilgiler vardır. İnsan sesini örnek vermek gerekirse; yüksek frekans bileşenlerinin silinmesi durumunda ses farklılaşır ancak hâlâ anlaşılır durumdadır. Düşük frekans bilgilerinin silinmesi durumunda ise ses anlaşılmaz forma dönüşür. Bu sebepten ötürü DD analizinde *yaklaşım* ve *detay* bileşenlerinden bahsedilir. Yaklaşım bileşenleri (*A*); yüksek ölçekli ve düşük frekanslı bileşenlerdir. *cA* ise *yaklaşım* katsayıları olarak adlandırılır. Detay bileşenleri (*D*); düşük ölçekli ve yüksek frekanslı bileşenlerdir. *cD* ise *detay* katsayıları olarak adlandırılır.

Öznitelik vektörü için istatistiksel parametreler

Kanallara ayrılan işaretlere ADD uygulanarak farklı (3., 4., 5. ve 6.) seviyelerde detay (*cD*) ve yaklaşım (*cA*) katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu verilerin; toplam, varyans, enerji, entropi, maksimum, minimum, ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Kanal seçimi için seçilen özniteliklerin matematiksel ifadeleri sırasıyla (5)-(12)'de verilmiştir.

n=1, 2, 3, ..., N olmak üzere;

Toplam $$x_{sum} = \sum_{i=1}^{N} x(n) \quad (5)$$

Varyans $$x_{var} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x(n)-\mu)^2 \ , \ \mu = x_{ort} \quad (6)$$

Enerji $$x_{enr} = \frac{1}{f_s}\sum_{i=1}^{N} x^2(n) \quad (7)$$

Entropi $$x_{wentropy} = -\sum_{i=1}^{N} x^2(n)\log x^2(n) \quad (8)$$

Maksimum $$x_{max} = \max(x(n)) \quad (9)$$

Minimum $$x_{min} = \min(x(n)) \quad (10)$$

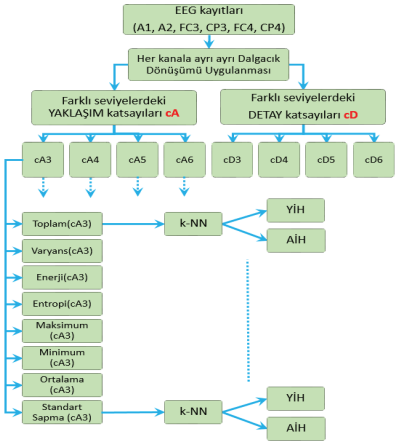
Ortalama $$x_{mean} = \sum_{i=1}^{N} \frac{x(n)}{N} \quad (11)$$

Standart Sapma $$x_{std} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n)-x_{ort})^2} \quad (12)$$

Kanal Seçimi için Önerilen Yöntem

Önerilen Yöntem

Bu çalışmada, yukarı-Aşağı imleç hareketlerine ilişkin öznitelikler sınıflandırılması ile en etkin kanalın seçimi hedeflenmiştir. En etkin kanal seçimi için önerilen yaklaşım Şekil 6'da gösterilmiştir.



Şekil 6. En etkin kanalın seçimi

Şekil 6'dan görüldüğü üzere, söz konusu kanalların EEG kayıtlarına ADD yöntemi farklı (3., 4., 5. ve 6.) seviyelerde uygulanır ve hem yaklaşım hem de detay katsayıları elde edilir. Buna göre elde edilen katsayılar; *cA3, cA4, cA5, cA6, cD3, cD4, cD5* ve *cD6* olur. Bu katsayıların her birinin yukarıda sözü edilen her istatistiksel parametresi için k-NN sınıflandırma işlemi uygulanmıştır.

K-En Yakın Komşu Algoritması (k-NN)

k-NN bilinmeyen bir nesne ile eğitim kümesinin her bir nesnesi arasındaki mesafelerin belirlenmesine dayanır. (Luis Berrauta,2007) Algoritmanın temelinde "birbirine yakın olan nesneler muhtemelen aynı sınıfa aittir" mantığı yatar. Algoritmanın amacı yeni bir nesneyi özelliklerinden faydalanarak önceden belirlenmiş sınıflara atamaktır. k-NN parametrik olmayan, basit bir öğrenme algoritmasıdır. Genel olarak öğrenme işlemlerinin detaylarına (Polat, 2016) kaynağından erişilebilir.

Uygulama ve Başarımlar

İlk olarak tümleşik olarak verilen veri seti, kanallara bölünerek her bir kanal ayrı ayrı incelenmiştir. Kanallara ayrılan işaretlere ADD uygulanarak farklı seviyelerde detay (*cD*) ve yaklaşım (*cA*) katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu verilerin; toplam, varyans, enerji, entropi, maksimum, minimum, ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Bu işlem sonrası elde edilen veriler, öznitelik veri kümesi olarak değerlendirilmiştir. Bu öznitelikler k-NN ile sınıflandırılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen performans değerleri yüzde (%) olarak Tablo 1 ve Tablo 2'de verilmiştir. Tablo 1'de yaklaşım katsayıları, Tablo 2'de ise detay katsayıları ile elde edilen başarımlar verilmiştir. k değeri [1 10] aralığında değerlendirmeye alınmıştır. Başarım ölçütü olarak aşağıdaki bağıntı kullanılmıştır.

$$P = 100 \cdot \frac{Doğru\ saptanan\ örüntü\ sayısı}{Toplam\ örüntü\ sayısı}$$

Tablo 1. Yaklaşım katsayıları ile kanal performansları ve k-NN komşuluk (k) değerleri.

A1 KANALI		
cA6	Performans %	k
Toplam	69,62	7
Varyans	62,45	8
Enerji	63,48	9
Entropi	62,11	9
Max	68,6	5
Min	65,87	10
Ortalama	69,62	5
Std Sapma	62,11	8

A2 KANALI		
cA6	Performans %	k
Toplam	68,94	9
Varyans	54,26	3
Enerji	44,71	1
Entropi	47,44	1
Max	57,33	10
Min	69,28	8
Ortalama	68,94	9
Std Sapma	54,94	3

FC3 KANALI		
cA6	Performans %	k
Toplam	53,24	1
Varyans	65,18	10
Enerji	51,19	9
Entropi	49,82	1
Max	49,14	6
Min	55,29	1
Ortalama	53,24	1
Std Sapma	65,18	9

cA5	Performans %	k
Toplam	72,69	6
Varyans	58,36	5
Enerji	63,82	7
Entropi	65,87	5
Max	66,55	5
Min	68,94	7
Ortalama	72,69	6
Std Sapma	58,36	5

cA5	Performans %	k
Toplam	69,28	10
Varyans	57,67	10
Enerji	47,09	3
Entropi	47,09	1
Max	59,38	10
Min	64,84	6
Ortalama	69,28	10
Std Sapma	58,02	10

cA5	Performans %	k
Toplam	48,12	4
Varyans	65,18	8
Enerji	49,82	3
Entropi	50,85	3
Max	51,53	8
Min	54,6	1
Ortalama	48,12	4
Std Sapma	65,18	8

cA4	Performans %	k
Toplam	76,45	5
Varyans	56,31	9
Enerji	65,52	7
Entropi	66,89	8
Max	68,6	10
Min	66,21	9
Ortalama	76,45	5
Std Sapma	56,31	9

cA4	Performans %	k
Toplam	66,89	5
Varyans	63,48	9
Enerji	43,68	1
Entropi	43,68	8
Max	62,11	9
Min	69,28	7
Ortalama	66,89	5
Std Sapma	63,48	8

cA4	Performans %	k
Toplam	49,14	1
Varyans	62,79	8
Enerji	49,82	3
Entropi	51,19	1
Max	50,85	1
Min	50,17	9
Ortalama	49,14	1
Std Sapma	62,79	8

cA3	Performans %	k
Toplam	**77,13**	7
Varyans	54,94	5
Enerji	62,79	9
Entropi	63,82	7
Max	68,94	7
Min	67,23	7
Ortalama	**77,13**	7
Std Sapma	54,94	5

cA3	Performans %	k
Toplam	64,84	9
Varyans	59,04	5
Enerji	44,36	9
Entropi	44,36	10
Max	57,33	10
Min	67,91	7
Ortalama	64,84	9
Std Sapma	59,38	9

cA3	Performans %	k
Toplam	53,58	3
Varyans	59,72	9
Enerji	47,78	1
Entropi	48,12	7
Max	50,85	6
Min	50,17	3
Ortalama	53,58	3
Std Sapma	59,72	9

Tablo 1 (Devam). Yaklaşım katsayıları ile kanal performansları ve k-NN komşuluk (k) değerleri.

CP3 KANALI			FC4 KANALI			CP4 KANALI		
cA6	Performans %	k	**cA6**	Performans %	k	**cA6**	Performans %	k
Toplam	53,24	6	Toplam	57,67	7	Toplam	49,82	1
Varyans	61,09	7	Varyans	51,53	5	Varyans	54,6	3
Enerji	49,48	10	Enerji	57,33	7	Enerji	51,19	10
Entropi	48,46	7	Entropi	56,65	7	Entropi	51,87	4
Max	54,26	9	Max	54,6	1	Max	51,87	4
Min	50,51	3	Min	55,97	4	Min	53,58	1
Ortalama	53,24	6	Ortalama	57,67	7	Ortalama	49,82	1
Std Sapma	65,18	9	Std Sapma	52,9	6	Std Sapma	54,26	3
cA5	Performans %	k	**cA5**	Performans %	k	**cA5**	Performans %	k
Toplam	1,53	4	Toplam	55,63	7	Toplam	49,82	1
Varyans	64,16	3	Varyans	58,7	4	Varyans	55,29	7
Enerji	48,8	5	Enerji	53,92	7	Enerji	52,55	1
Entropi	48,8	9	Entropi	52,9	7	Entropi	54,94	5
Max	53,24	6	Max	53,58	8	Max	51,19	3
Min	50,85	10	Min	53,58	9	Min	52,21	3
Ortalama	51,53	4	Ortalama	55,63	7	Ortalama	48,8	10
Std Sapma	63,82	3	Std Sapma	58,7	4	Std Sapma	54,6	7
Toplam								
cA4	Performans %	k	**cA4**	Performans %	k	**cA4**	Performans %	k
Toplam	53,24	5	Toplam	52,21	9	Toplam	50,51	1
Varyans	59,72	3	Varyans	55,97	10	Varyans	56,65	4
Enerji	50,51	7	Enerji	53,92	10	Enerji	53,58	7
Entropi	50,17	10	Entropi	52,55	7	Entropi	52,55	8
Max	56,99	5	Max	53,24	3	Max	52,55	1
Min	49,82	7	Min	52,9	7	Min	53,58	1
Ortalama	53,24	5	Ortalama	52,21	9	Ortalama	49,82	1
Std Sapma	59,72	3	Std Sapma	56,31	10	Std Sapma	56,65	4
cA3	Performans %	k	**cA3**	Performans %	k	**cA3**	Performans %	k
Toplam	52,9	6	Toplam	52,21	3	Toplam	50,51	1
Varyans	61,43	5	Varyans	51,19	7	Varyans	54,26	9
Enerji	49,48	10	Enerji	52,21	9	Enerji	53,24	1
Entropi	50,51	9	Entropi	52,55	9	Entropi	50,51	1
Max	52,55	5	Max	55,63	8	Max	57,33	4
Min	47,78	3	Min	55,29	9	Min	51,53	3
Ortalama	52,9	6	Ortalama	52,21	3	Ortalama	50,51	1
Std Sapma	61,43	5	Std Sapma	51,19	6	Std Sapma	54,6	10

Tablo 2. Detay katsayıları ile kanal performansları ve k-NN komşuluk (k) değerleri.

A1 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	52.55	1
Varyans	49.14	1
Enerji	51.87	1
Entropi	52.55	8
Max	52.90	3
Min	53.92	4
Ortalama	52.55	1
Std Sapma	49.14	1

A2 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	52.55	9
Varyans	.51.87	1
Enerji	54.98	10
Entropi	50.85	8
Max	47.09	3
Min	56.99	5
Ortalama	52.55	9
Std Sapma	52.21	1

FC3 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	55.63	3
Varyans	48.80	5
Enerji	46.75	1
Entropi	49.14	5
Max	50.51	3
Min	50.85	9
Ortalama	55.63	4
Std Sapma	48.80	5

cD5	Performans %	k
Toplam	51.53	8
Varyans	48.80	1
Enerji	52.21	3
Entropi	51.19	2
Max	54.26	3
Min	52.60	3
Ortalama	51.53	8
Std Sapma	48.80	1

cD5	Performans %	k
Toplam	50.17	3
Varyans	53.58	1
Enerji	53.58	3
Entropi	50.51	7
Max	55.63	10
Min	52.90	1
Ortalama	50.17	3
Std Sapma	53.92	1

cD5	Performans %	k
Toplam	53.58	5
Varyans	50.17	2
Enerji	53.24	2
Entropi	53.92	5
Max	50.17	4
Min	53.58	9
Ortalama	53.58	5
Std Sapma	49.82	3

cD4	Performans %	k
Toplam	56.31	1
Varyans	50.85	5
Enerji	51.19	5
Entropi	54.94	10
Max	50.17	9
Min	53.24	10
Ortalama	56.31	1
Std Sapma	50.85	5

cD4	Performans %	k
Toplam	50.51	5
Varyans	51.87	7
Enerji	52.21	10
Entropi	52.90	1
Max	50.51	1
Min	53.24	3
Ortalama	50.51	6
Std Sapma	51.87	7

cD4	Performans %	k
Toplam	51.19	3
Varyans	52.55	1
Enerji	49.82	1
Entropi	50.51	1
Max	52.90	7
Min	51.19	10
Ortalama	51.19	3
Std Sapma	52.21	1

cD3	Performans %	k
Toplam	51.53	1
Varyans	49.14	1
Enerji	48.80	7
Entropi	52.90	5
Max	50.85	5
Min	55.97	9
Ortalama	51.53	1
Std Sapma	49.14	1

cD3	Performans %	k
Toplam	51.53	9
Varyans	55.97	5
Enerji	56.31	4
Entropi	53.58	3
Max	50.85	10
Min	50.85	1
Ortalama	51.53	9
Std Sapma	56.31	5

cD3	Performans %	k
Toplam	55.29	5
Varyans	52.55	7
Enerji	54.94	10
Entropi	53.92	5
Max	57.67	3
Min	51.19	9
Ortalama	55.29	5
Std Sapma	52.55	7

Tablo 2 (Devam). Detay katsayıları ile kanal performansları ve k-NN komşuluk (k) değerleri.

CP3 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	52.21	5
Varyans	54.94	1
Enerji	53.92	9
Entropi	51.87	4
Max	53.92	4
Min	52.90	9
Ortalama	52.21	6
Std Sapma	54.60	1

FC4 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	51.19	9
Varyans	51.19	9
Enerji	51.19	5
Entropi	49.48	5
Max	51.53	5
Min	50.51	6
Ortalama	51.19	9
Std Sapma	51.87	7

CP4 KANALI		
cD6	Performans %	k
Toplam	47.44	1
Varyans	53.92	9
Enerji	53.92	7
Entropi	49.14	5
Max	50.17	5
Min	55.97	7
Ortalama	47.44	1
Std Sapma	54.26	9

cD5	Performans %	k
Toplam	53.92	10
Varyans	50.51	10
Enerji	52.90	9
Entropi	55.97	5
Max	56.65	3
Min	49.48	8
Ortalama	53.92	10
Std Sapma	50.51	10

cD5	Performans %	k
Toplam	54.94	9
Varyans	48.46	3
Enerji	50.51	5
Entropi	50.51	10
Max	56.65	3
Min	47.44	7
Ortalama	54.94	9
Std Sapma	48.46	3

cD5	Performans %	k
Toplam	48.80	1
Varyans	52.55	5
Enerji	53.92	1
Entropi	50.85	7
Max	52.55	9
Min	55.29	5
Ortalama	48.80	1
Std Sapma	52.55	5

cD4	Performans %	k
Toplam	50.85	1
Varyans	53.24	9
Enerji	54.94	9
Entropi	51.19	8
Max	57.67	9
Min	49.48	3
Ortalama	50.85	1
Std Sapma	53.58	9

cD4	Performans %	k
Toplam	54.94	10
Varyans	45.73	1
Enerji	48.80	3
Entropi	48.46	1
Max	53.58	1
Min	54.94	4
Ortalama	54.94	10
Std Sapma	46.07	1

cD4	Performans %	k
Toplam	51.19	1
Varyans	55.29	5
Enerji	54.26	3
Entropi	55.63	1
Max	54.60	1
Min	53.24	5
Ortalama	51.19	1
Std Sapma	55.29	8

cD3	Performans %	k
Toplam	54.60	9
Varyans	57.33	7
Enerji	55.97	9
Entropi	56.31	6
Max	58.36	5
Min	57.67	9
Ortalama	54.60	9
Std Sapma	56.65	4

cD3	Performans %	k
Toplam	54.26	8
Varyans	53.24	7
Enerji	53.24	4
Entropi	54.26	7
Max	51.87	3
Min	55.63	5
Ortalama	54.26	8
Std Sapma	53.58	7

cD3	Performans %	k
Toplam	52.90	1
Varyans	48.46	1
Enerji	49.82	1
Entropi	51.87	3
Max	50.85	10
Min	55.29	3
Ortalama	52.90	1
Std Sapma	48.46	1

Elde edilen sonuçlara bakıldığında, en etkin kanalın **A1** olduğu görülmüştür. En yüksek performansın, ***cA3*** yaklaşım katsayısına ilişkin ***toplam*** ve ***ortalama değer*** ile elde edildiği ve sınıflandırma başarı oranının **%77.13** olduğu görülmüştür. Detay katsayılarının temel alındığı analizlerde ise performansın düşük seviyelerde yer aldığı görülmüştür.

Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada, yukarı-aşağı imleç hareketlerine ilişkin EEG kaydında, en etkin kanalın sınıflandırma başarımına göre bulunması amaçlanmıştır. 2003 yılındaki BCI Competition II yarışmasında sunulan Data set Ia veri kümesi kullanılmıştır.

En etkin kanalın belirlenmesinde, EEG işareti bütün olarak alınmış ve ADD ile farklı (3., 4., 5. ve 6.) seviyeler için dalgacık katsayıları elde edilmiştir. Her seviyenin ayrı ayrı istatistiksel parametreleri (toplam, varyans, enerji, entropi, max, min, ort ve std sapma) hesaplanmıştır. Her parametre ayrı ayrı k-NN ile sınıflandırılmıştır. En iyi başarımın 3. seviyede toplam ve ortalama parametreleri ile elde edildiği görülmüştür. Buna göre aşağıdaki sonuçlara ulaşılabilir.

i) En etkin kanalın A1 olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla imleç hareketlerinde, sağ hemisfere göre sol hemisferin daha aktif çalıştığı söylenebilir.

ii) ADD yönteminde *cA3* katsayıları ile en yüksek performansın elde edilmesi, imleç hareketlerinde beynin özellikle 0-16Hz frekans aralığında aktif olduğu söylenebilir.

iii) Etkin kanalın belirlenmesinde, en yüksek ayrıştırma performansına sahip olan istatistiksel parametrelerin toplam ve ortalama değer olduğu görülmüştür.

Kaynaklar

Altınbaş, A. (2007). EMG Sinyallerinin Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü Ve Dalgacık Dönüşümü Kullanarak Analiz Edilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 39.

Aydemir, Ö. (2008). Beyin Bilgisayar Arayüzü Uygulamalarına Yönelik EEG İşaretleri İçin Öznitelik Çıkarma. Yüksek Lisans Tezi, KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 7-8, 40.

Benjamin B., (2004). The BCI Competition 2003: Progress and Perspectives in Detection and Discrimination of EEG Single Trials. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. XX.

Erişti, H. (2010). Güç Kalitesi İçin Dalgacık Dönüşümü Ve Destek Vektör Makine Tabanlı Bir Olay Tanıma Tekniğinin Geliştirilmesi. Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 13.

Luis A. Berrueta, Rosa M. Alonso-Salces, K´aroly H´eberger B. (2007) Supervised pattern recognition in food analysis. Journal of Chromatography A, 1158, 196–214.

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J.M. (1997). Wavelet Toolbox For Use with Matlab. The MathWorks Inc., United States.

Polat, H. (2016). Görsel-İşitsel Kaynaklı Uyaranlar Kaynaklı Oluşan Duyguların EEG İşaretleri ile Sınıflandırılması. Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır, 42-43.

Ochoa J. B., Molina G. G., Ebrahimi T., 2002. EEG Signal Classification for Brain Computer Interface Applications, Ecole Polytechnique Federale De Lausanne,

Şengil, E. (2004). Beyin Bilgisayar Arayüzü (BCI). Yüksek Lisans Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 7.

Tepe, C (2009). EKG Sinyalinde Gürültü Gidermede Dalgacık Dönüşümü Kullanılması. Yüksek Lisans Tezi, 19 Mayıs Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun, 26.

Teplan, M (2002). Fundamentals Of EEG Measurement, Measurement Science Review, Volume 2, Section 2: 1-11.

Qin L, Jia-Bo H, Jian Z, Si-Da L, Yun X (2015). Feature Selection and Recognition of Electroencephalogram signals: An Extreme Learning Machine and Genetic Algortihm Based Approach. Proceedings of the 2015 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 12-15 July, 2015

Wu Ting, Yan Guo-zheng, Yang Bang-hua, Sun Hong (2008). EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface. School of Electronic, Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China. (618-625)

Determination of the most effective EEG channel in Up&Down cursor movements' EEG records

Extended abstract

The main purpose of this study is determination of the most effective channel in EEG recording related to up and down cursor movements. Data set Ia presented in BCI Competition 2003 was used in this paper. The datasets were taken from a healthy subject. The subject was asked to move a cursor up and down on a computer screen, while his cortical potentials were taken. During the recording, the subject received visual feedback of his slow cortical potentials (Cz-Mastoids).

In the determination process, the following steps were applied; (1) Discrete Wavelet Transform (DWT) was employed for each channel with different levels such as 3, 4, 5 and 6th. After this process, cA3, cA4, cA5, cA6, cD3, cD4, cD5 ve *cD6 coefficients were obtained. (2) Some statistical parameters of the approximation (cA) and detail (cD) coefficients with different levels are used for feature vectors. Different type of statistical parameters can be used as well but most effective parameters observed from literature were chosen in this study. These selected parameters are sum, variance, energy, entropy, maximum value, minimum value, mean and standard deviation and all parameters were applied discretely. It is well known that each of the parameters has a statistical meaning and which parameters has the highest effect on classification were determined with this study. (3) The feature vectors were classified with k-Nearest Neighbor (k-NN) method for determining of the most effective channel.*

DWT method was employed for obtaining the coefficients contains the characteristics of signal used as feature vectors. DWT is an implementation of the wavelet transform using a discrete set of the wavelet scales and translations obeying some defined rules. In other words, this transform decomposes the signal into mutually orthogonal set of wavelets, which is the main difference from the continuous wavelet transform (CWT),

The selected statistical parameters (sum, variance, energy, entropy, maximum value, minimum value, mean and standard deviation) were most popular in EEG analysis observed in literature, hence these parameters were used in this study.

For determining the most effective channel, the k-NN classification method was employed. k-NN is a simple algorithm that stores all available cases and classifies new cases based on a similarity measure (e.g., distance functions such as Euclidean, Manhattan, Minkowski). k-NN has been used in statistical estimation and pattern recognition already in the beginning of 1970's as a non-parametric technique

As a result of this study, the following issues were observed:

i) The most effective channel is A1 was observed. It means that left hemisfer region of brain is more active than right side.

ii) The DWT approximation coefficient of level 3 has exhibited the highest performance as 77.13%. The detail coefficients have lower performance was observed.

iii) The Third level of DWT having highest performance means that the brain is more active in the frequency range 0-16Hz in up/down cursor movements.

iv) The parameters having the most important role in determining the effective channel are sum and mean values.

Keywords: *EEG, cursor movements, determining of channel, Wavelet Transform, k-NN.*

mühendislikdergi

