

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BEYİN BİLGİSAYARA ARAYÜZÜ (BCI)

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Müh. Eyüp ŞENGİL
(504021410)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 26 Nisan 2004
Tezin Savunulduğu Tarih : 14 Mayıs 2004

Tez Danışmanı : Doç.Dr. Mehmet KORÜREK
Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. Ahmet Hamdi KAYRAN (İ.T.Ü.)
Doç.Dr. Çoşkun SÖNMEZ (İ.T.Ü.)

[Handwritten signatures of the supervisors and jury members]

MAYIS 2004

ÖNSÖZ

“Beyin Bilgisayar Arayüzü “ konulu tez çalışmamı gerçekleştirmemde bilimsel desteği ve değerli düşünceleriyle bana her aşamada yardımcı olan danışmanım Doç. Dr. Mehmet KORÜREK’e teşekkür ederim.

Bugüne kadar çalışmalarım sırasında maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme teşekkür ederim. Ayrıca manevi desteğinden dolayı arkadaşım Nazer TÜRE’ye teşekkür ederim.

Mayıs 2004

Eyüp Şengil



İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	iv
TABLO LİSTESİ	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
ÖZET	viii
SUMMARY	x
1. GİRİŞ	1
1.1 Multipl Skleroz (MS)	3
1.2 Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS)	5
2. BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ	7
2.1 Beyin Korteksi	8
2.2 Elektroensefalografi	9
2.3 Olay Bağlantılı Potansiyeller (Event Related Potentials - ERPs)	12
2.4 Olay Bağlantılı Desenkronizasyon (Event Related desynchronization - ERD) ve Olay Bağlantılı Senkronizasyon (Event Related Synchronization - ERS)	14
2.5 Örüntü Tanıma Yaklaşımında Kullanılan Zihinsel Görevler	15
2.6 EEG ölçümü	15
2.7 Bozucular (Artifacts)	17
2.8 Geribesleme	17
2.9 Eğitim	19
2.10 BBA Performansı	19
2.10.1 Bit oranı ve kanal kapasitesi	20
2.11 BBA'ların Kategorize Edilmesi	20
3. BBA SİSTEMLER	23
3.1 Alberta Üniversitesindeki BBA Araştırması	23
3.1.1 Kostov ve Polak'ın Çalışmaları	24
3.1.1.1 İlk sonuçlar	24
3.1.1.2 Öznitelik çıkarma	27
3.1.1.3 EEG kontrol sinyallerinin iyileştirilmesi	29
3.1.2 2. Dereceden volterra Filtresi	32
3.1.3 Adaptif lojik ağlar (adaptive logic networks)	34
3.2 P300 Tabanlı BBA (Alfred I. Dupond Enstitüsü)	37
3.3 SCP Tabanlı BBA (Tübingen Üniversitesi)	39
3.4 Steady State Görsel Uyarılmış Potansiyele Dayanan BBA (Amerikan Hava Kuvvetleri)	40
3.5 Motor Hareketlerini Kullanan BBA (Graz Üniversitesi)	43
4. GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYELLERİN SAPTANMASINA DAYANAN BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ	46
4.1 KNN Sınıflayıcı Kullanarak Sonuca Ulaşma	49
4.2 Çok Katmanlı Ağ Kullanarak Sonuca Ulaşma	55

5. SONUÇLAR	57
KAYNAKLAR	58
EK A	60
EK B	69
ÖZGEÇMİŞ	70



KISALTMALAR

EEG	: Elektroensefalogram
EMG	: Elektromiyogram
BBA	: Beyin bilgisayar arayüzü
fMRI	: Fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme
MEG	: Magnetoensefalogram
PET	: Pozitron yayımlı tomografi
SPECT	: Tekil foton yayımlı bilgisayar tomografi
PRA	: Örüntü tanıma yaklaşımı
ERP	: Olay bağlantılı potansiyel
EP	: Uyarılmış potansiyel
VEP	: Görsel uyarılmış potansiyel
SCP	: Yavaş kortikal potansiyel
ERD	: Olay bağlantılı desenkronizasyon
ERS	: Olay bağlantılı senkronizasyon
OCA	: Operant koşullandırma yaklaşımı
PSD	: Güç spektrum yoğunluğu
FFT	: Hızlı fourier dönüşümü
SMR	: Duysal (Sensory) mu ritmi
AR	: Autoregressive
PMC	: Yanlış sınıflama olasılığı
EOG	: Elektro-okulagram
ACT	: Alternatif kontrol teknolojisi
SSVEP	: Kararlı hal (Steady State) görsel uyarılmış potansiyel
SNR	: Sinyal gürültü oranı
KNN	: K en yakın komşuluk
PCA	: Temel bileşen analizi

TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1 : En önemli frekans bandları.....	10
Tablo 2 : Doğruluk tablosu örneği.....	20
Tablo 3 : Eğitim ve test kümelerine ait karakterler.....	53
Tablo 4 : F karakterine ait sonuçlar.....	54
Tablo 5 : 3 katmanlı ağın verdiği en iyi sonuçlar.....	57
Tablo A.1 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 2 olmasını durumununda doğruluk Yüzdesi.....	62
Tablo A.2 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 3 olmasını durumununda doğruluk Yüzdesi.....	63
Tablo A.3 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 4 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	64
Tablo A.4 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 5 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	65
Tablo A.5 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 6 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	66
Tablo A.6 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 7 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	67
Tablo A.7 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 8 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	68
Tablo A.8 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 9 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	69
Tablo A.9 : Gizli katmandaki düğüm sayısının 10 olmasını durumununda doğruluk yüzdesi.....	70

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1 : Örüntü tanıma yaklaşımına dayanan bir BBA'nın blok yapısı.....	8
Şekil 2 : Beyin korteksinin yandan ortadan ve üstten görünüşü.....	9
Şekil 3 : Beynin fonksiyonel alanları.....	10
Şekil 4 : Delta dalgası.....	11
Şekil 5 : Teta dalgası.....	11
Şekil 6 : Mu (solda) ve alpha (sağda) dalgaları.....	12
Şekil 7 : Alpha ve beta dalgaları.....	12
Şekil 8.A : Görsel uyarıya verilen cevap.....	13
Şekil 8.B : İşitsel uyarıya verilen cevap.....	14
Şekil 9 : C3 elektrodundan alınan EEG işaretinin 3 bandı için (10-12Hz, 14-18 Hz, 36-40Hz) ERS ve ERD örneği.....	15
Şekil 10 (A) : Elektrot dizilişi yandan.....	16
Şekil 10 (B) : Uluslararası 10-20 sistemine göre elektrot dizilişi (üstten).....	17
Şekil 11 : 2,4,8,16 ve 32 sınıf için bit/deneme veya bit/dakika cinsinden bit oranı.....	22
Şekil 12 : Online hasta eğitimi için deney düzeni.....	26
Şekil 13 : C4 elektrotunda UP ve DOWN düşünceleri için ortalama güç spektrum yoğunluğu.....	27
Şekil 14 : UP ve DOWN mu ritim güç ortalamaları arasındaki farklılık.....	27
Şekil 15 : UP veya DOWN düşünen 3 hasta için ortalama mu ritim güç spektrum yoğunluğu.....	28
Şekil 16 : UP ve DOWN EEG'si arasındaki FFT spektral farklılığın bir örneği.....	31
Şekil 17 : Aynı verileri (Şekil 16'deki) kullanarak hesaplanan AR katsayılarının bir örneği.....	32
Şekil 18 : FFT güç bandı ve AR katsayılarını eşit sayısı kullanıldığı zaman Yanlış sınıflama olasılığı (PMC).....	32
Şekil 19 : ALN'nin gösterdiği bir fonksiyon.....	36
Şekil 20 : Bir 2.Tip ALN yapısı. Yapraklardaki sabit eşiklere dikkat edin.....	37
Şekil 21 : $1.4-0.57x-y=0$ doğrusu altındaki bölge.....	37
Şekil 22 : Doğru parçaları.....	38
Şekil 23 : Bir önceki şekilden hareketle oluşturulan sınıflayıcının yapısı.....	38
Şekil 24 : Ortalama deneme fonksiyonu olarak yüzdesel doğruluk.....	40
Şekil 25 : Bir hasta için artan deneme sayısının fonksiyonu olarak yüzdesel doğruluk.....	40
Şekil 26 : Düşünce çeviri aygıtını kullanan 3 hastanın sonuçları.....	42
Şekil 27 : Her 3 hasta için 700 deneme ortalaması.....	43
Şekil 28 : Hasta 002'nin kendi başına yazdığı harfler.....	43
Şekil 29 : Artan eğitim oturum sayısı ile performansın değişimi.....	45
Şekil 30 : C3 ve C4 elektrotlarından elde edilen ve sağ ve sol motor hayali için ERD/ERS.....	46
Şekil 31 : Graz Deneyin yapılışı.....	46
Şekil 32 : Gerçek zamanlı sınıflama sonuçları : Hasta i6.....	47
Şekil 33 : Kullanıcıya sunulan 6x6 lık karakter kümesi.....	49
Şekil 34 : Data kümesi için kullanılan kanallar.....	50
Şekil 35 : Ortalama metodunu kullanarak 61 ve 11. kanallardan elde edilen	

uyarılmış potansiyel.....	51
Şekil 36 : Satır ve sütunlara ait numaralar.....	54
Şekil 37 : Değişen k değerleri için KNN sınıflayıcının test kümesine verdiği doğruluk Yüzdesi.....	55
Şekil 38 : Öznitelik olarak Dalgacık dönüşümü kullanılması durumunda KNN sınıflayıcının performansı (%).....	56
Şekil 39 : PCA kullanılması durumunda knn sınıflayıcı için doğruluk yüzdesi (%).56	
Şekil 40 : PCA ve öznitelik olarak dalgacık dönüşümü kullanılırsa doğruluk yüzdesi (%).....	57
Şekil 41 : Kullanılan çok katmanlı ağıın genel yapısı.....	58



BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ

ÖZET

70'li yıllarda Birleşik Devletler savunma bakanlığına bağlı Advanced Research Projects Agency (ARPA- ki internetin ortaya çıkmasını desteklemiştir), “biyonik” uygulamalar içeren, insanlar ve bilgisayarlar arasında etkileşim sağlayan teknolojilerle ilgilendi. 90'lı yıllardan sonra beyinden alınan rastgele işaretlerle bilgisayar üzerinde yapılan kontrol ve haberleşmeye bağlı olarak beyin bilgisayar arayüzü (BBA) ortaya çıkmıştır. Bugünün beyin bilgisayar arayüzleri çeşitli farklı EEG işaretlerinden kullanıcının niyetini saptar. Bu işaretler kafatası içerisine yerleştirilen elektrotlarla kaydedilen kortikal nöron aktivitesi ve kafaderisinden kaydedilen SCP, P300 ve mü veya beta ritimleridir.

BBA'ları ençok ilgilendiren kısım beyin kortekstir. Beyin korteksi, problem çözümü, dilin anlaşılması, kompleks görsel bilginin işlenmesi gibi yüksek dereceden işlevlerden sorumludur ve farklı işlevlerden sorumlu olan birkaç kısma ayrılır.

Geribesleme, beyin bilgisayar arayüzlerinde önemli bir faktördür. OCA'ya dayanan arayüzlerde geribesleme eğitimi kullanıcının kendi EEG cevabının otokontrolünü sağlaması için gereklidir. PRA'ya dayanan ve zihinsel görevleri kullanan arayüzlerde kesinlikle geribesleme eğitime ihtiyaç duyulmaz Bununla birlikte geribesleme öğrenme süresini hızlandırır ve performansı iyileştirir. ERP'lerin saptanmasına dayanan bazı BBA'lar (P300 veya VEP) basitçe eğitim gerektirmez. Kullanıcı hemen BBA'yı ve uygulamalarını kullanmaya başlayabilir. Eğitim süresi farklı arayüzler arasında günlerden aylara farklılık gösterir.

Aleksander Kostov ve Mark Polak'ı arayüz sistemi PRA'ya dayanır. Uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre 28 elektrot kafa derisi üzerine yerleştirildi. Referans elektrot sağ kulak üzerine konuldu. Her hasta imleç kontrolü için istediği zihinsel görevi seçebiliyordu. 1 boyutta imleç adımı 32 seçildiğinde hastaların %100'e yakın bir oranda hedefi vurabildiği rapor ediliyor. 2 boyutta imleç kontrolü için sadece 2 hasta eğitilmiş. Bu hastaların sırasıyla performansları gene hit rate formunda %70 ve %85'tir.

James B. Polikoff, H. Timothy Bunnel ve Winslow J. Borkowski Jr. Alfred I. Dupond enstitüsünde “Locked in” hastaları için yapmış oldukları arayüz çalışmasında P300 olay bağlantılı potansiyeller üzerinde yoğunlaşmışlardır. P300 genliğini etkileyen faktörlerden bazıları : uyarı frekansı ve zihinsel görevlerdir. Düşük frekanslı uyarı yüksek bir P300 genliği oluşturacaktır. 0.2 ve 0.25 Hz uyarı frekansı için 2 hastadan elde edilen sonuçlar sırasıyla % 54.02 ve % 40.85'dir.

Neils Birbaumer ve arkadaşları Tübingen üniversitesinde tümüyle felçli hastalar için EEG işaretlerinin otokontrolü yaklaşımına dayanan ve düşünce çeviri aygıtı olarak adlandırılan bir haberleşme aygıtı üzerinde çalıştılar. Düşünce çeviri aygıtı dil destek programında kelime veya harfleri seçmek için yavaş kortikal potansiyelleri (SCP) kullanır. EEG işaretleri C3, C4 , Fz ve Pz noktalarından alınıp geleneksel 8 kanallı bir kuvvetlendirici ile kuvvetlendirildi.

ACT programında EEG tabanlı araştırma BBA için etkin bir haberleşme ortamı olarak kararlı hal görsel uyarılmış potansiyelleri (SSVEP) kullanıldı. SSVEP kullanımı için 2 farklı yaklaşım uygulandı. Birincisi, operatörler SSVEP'lerinin gücünü kontrol etmeye çalışır. Diğer az veya hiç eğitim gerektirmez, çünkü sistem doğal olarak orataya çıkan işareti kullanır.

Yapılan çalışmada uyarılmış potansiyellerin saptanmasına dayanan bir uygulama üzerine yoğunlaşıldı. Hazır bir veri kümesi kullanılmasından dolayı tüm analizler ve sonuçları gerçek zamanlı olmayan biçimde elde edildi. Kullanıcıya 6x6 matris içerisinde 36 adet karakter sunulmaktadır. Kullanıcının görevi operatörün gösterdiği bir kelimenin sırasıyla harflerine odaklanmaktır. Tüm satır ve sütunlar rastgele bir biçimde 5.7 Hz'lik bir uyarı frekansı ile yoğunlaşmaktadır. 12 yoğunlaşmanın sadece iki tanesi arzu edilen harfi içermektedir. Başka bir deyişle konsantre olunan harf, parladığında hastanın beyinde bir uyarılmış potansiyel meydana gelecektir. Diğer harf parladığında ise herhangi bir uyarılmış potansiyel oluşmadığı varsayılıyor.



BRAIN COMPUTER INTERFACE

SUMMARY

In the 70's, Advanced Research Projects Agency which depends on the defense ministry of the US got interested in technologies that support interaction between people and computers and includes "bionic" applications. In the 1990's, Brain computer interface that provides control and communication on the computer by random signals of brain became a current issue. Current brain computer interfaces detects aims of patients from their eeg signals. These signals are cortical neuron activity recorded by electrodes implanted in the skull and SCP, P300, mu and beta rhythms recorded from the scalp.

The most important part of brain which interface get interests is cerebral cortex. It is responsible of higher order process such as understanding of language, solving problems and processing of visual information and divided into some parts that is responsible of different processes.

Feedback is an important factor over interfaces. In those based on operant conditioning approaches, feedback is needed for any patients to control her/his eeg response. In those based on pattern recognition approaches, feedback training is not required at all but if using it, learning time is decreased and performans of the interface is increased. For some interfaces which is based on detection of ERP (such as P300 or VEP) , training is not needed for patients. Users may immediately use the interface and its applications. Required training time is different for different interfaces.

Aleksander Kostov ve Mark Polak's interface is based on PRA. 28 electrodes is replaced on the scalp according to the international 10-20 electrode system. The reference electrode is on the right ear. Patients may choose any mental task to control a cursor. If the cursor step size is chosen as 32 in one dimension then it is reported that patients may have % 100 performance. In two dimensions, performance of the patients are %70 and %85 respectively.

James B. Polikoff, H. Timothy Bunnell ve Winslow J. Borkowski Jr focused on P300 event related potentials in their study that made in the Alfred Dupond Institute for patients "locked in". Some factors that effect amptitude of P300 are as follows : Stimulus frequency and mental tasks. Low stimulus frequency creates a P300 with high amptitude. For the stimulus frequency 0.20 and 0.25 Hz, results of two patients are %54.02 and % 40.85, respectively.

Neils Birbaumer and his colleagues focused on a device called the thought translation device and based on auto-regulation approach of eeg response for people with completely paralyzed. The thought translation device uses SCP to choose any letter or word. Obtaining EEG signals from C3, C4 , Fz ve Pz, they are amplified by a 8-channel amplifier.

SSVEP signals are used in the program ACT for an active and stable communication channel. 2 different approaches are applied for the use of SSVEP. In the first

approach, power of SSVEP is tried to control. In the other approach, training is not needed at all or needed a little, because the system uses the spontaneous response.

In this study, an application based on detection of visual evoked potentials is used. All results are obtained offline because of using current data sets. 36 different characters in a 6x6 matrix is presented to user. The user's task is to focus on the letter which operator wishes. All rows and columns are flashed randomly with 5.7 Hz stimulus. 2 out of 12 intensifications includes the desired letter. In the other words. When the letter the user has focused on is flashed, an evoked potential is occurred in the brain of the user. It is considered that no evoked potentials when the other letters are flashed.



1. GİRİŞ

EEG'nin 1929 yılında Hans Berger tarafından tanımlanmasından beri insanlar, EEG'nin çevresel sınırlar ve kasların yardımı olmaksızın beynin dış ortam ile etkileşime girebilmesi, haberleşme ve kontrol için kullanılabilmesini tartıştılar [1]. 1970'li yıllarda birkaç bilim adamı, kafa üzerinden kaydedilen elektriksel aktivite ile sürülen basit haberleşme sistemleri geliştirdi. Aynı yıllarda Birleşik Devletler savunma bakanlığına bağlı Advanced Research Projects Agency (ARPA- ki internetin ortaya çıkmasını desteklemiştir), “biyonik” uygulamalar içeren, insanlar ve bilgisayarlar arasında etkileşim sağlayan teknolojilerle ilgilendi. Dr. George Lawrence tarafından başlatılan ve yönetilen bir program ilk olarak bilişsel geribesleme ve otheregölasyon üzerine yoğunlaştı. İnsan ait performansı, özellikle yüksek zihinsel aktivite gerektiren görevlerle meşgul askeri personelin performansı iyileştirecek biyogeribesleme teknikleri geliştirmek için çaba sarfedildi. Her ne kadar amaçlanan hedefe yönelik fazla bir ilerleme sağlanmasa da bu çalışmada, biyogeribesleme ile ilgili çok önemli veriler elde edildi. Biyosibernetik genel adı altında yeni bir hedef tanımlandı ve biyonik araştırmalarının ana destek kaynağı oldu. Biyosibernetik programının amaçlarından bir tanesi bilgisayar tarafından gerçek zamanda analiz edilen biyolojik işaretlerle, araçların silahların ve diğer sistemlerin kontrolünü sağlamaktır. Bu alandaki en başarılı proje Dr. Jacques Vidal tarafından yönetilen projeydi. Bilgisayarla üretilen görsel uyarı ve karmaşık biyolojik işaretleri kullanıp, tek denemeli görsel uyarılmış potansiyellerin 2 boyutta imleç hareketini kontrol edebilen bir haberleşme kanalı sağlayabildiğini bu çalışma göstermiştir. 90'lı yıllardan sonra beyinden alınan rastgele işaretlerle bilgisayar üzerinde yapılan kontrol ve haberleşmeye bağlı olarak beyin bilgisayar arayüzü (BBA) ortaya çıkmıştır.

Vidal'ın çalışmaları kafaderisi ve yüz kaslarından gelen EMG aktivitesini kullanan sistemler ile asıl EEG aktivitesini kullanan sistemler arasındaki önemli farkı ortaya çıkardı. Kafaderisinden kaydedilen EMG aktivitesi aynı yerlerde EEG'den daha fazla ön plana çıkabilmesinden dolayı EMG tabanlı haberleşme, EEG tabanlı

haberleşmeymiş gibi olabilir. Dikkatli spektral ve topografik analizle birini diğerinden ayırmak gerekebilir. Önceki çalışmalar, aynı zamanda kas kontrolüne dayanan EEG tabanlı kontrol ve kas kontrolüne dayanan EEG tabanlı haberleşme arasındaki farkı ortaya çıkarmıştır.

Beyin bilgisayar arayüzü (BBA), kullanıcıya beynin normal çıkış kanalına (çevresel sinirler ve kaslar) bağlı olmayan kontrol ve haberleşme imkanını sağlar [2]. Bu, arayüz geliştirilmesinde temel noktadır. Geçen 10 yılda bu alandaki çalışmalar hızlı biçimde arttırmaktadır. 1995 yılında bu konuyla ilgili 6'dan az araştırma grubu varken bugün bu sayı 20'nin üzerindedir [5]. Bu gruplar EEG olarak kafa derisinden kaydedilen veya tekil birim aktivitesi olarak beynin içinden kaydedilen elektriksel aktivite üzerine yoğunlaşır.

Bugünün beyin bilgisayar arayüzleri çeşitli farklı EEG işaretlerinden kullanıcının niyetini saptar [3]. Bu işaretler kafatası içerisine yerleştirilen elektrotlarla kaydedilen kortikal nöron aktivitesi ve kafaderisinden kaydedilen SCP, P300 ve mü veya beta ritimleridir. Bu işaretler gerçek zamanda bir bilgisayar ekranı veya diğer aygıtları işleyen komutlara yorumlanır. Mevcut BBA'lar 10-25 bit/dak. maksimum bilgi transfer oranına sahiptir. Bu sınırlı kapasite ciddi derecede sakat insanlar için değerli olabilir.

Pekçok farklı bozukluk, beynin içerisinden haberleştiği ya da dış çevreyi kontrol ettiği nöromasküler kanalları bozabilir. Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS), Beyin sap felci veya ciddi omurilik zedelenmesi, serebral felç, çoklu sertleşme (MS) ve birçok diğer hastalıklar kasları kontrol eden nöral yolları ve kasların kendisini bozar. Bu hastalıklar sadece Amerika'da 2 milyon insanı ve tüm dünyada daha fazlasını etkiler. En ciddi durumda insanlar göz hareketi ve nefes alma dahil tüm istekli kas hareketini kaybedebilir ve tümüyle vücutlarına kitlenir.

Bu bozukluklar tarafından yapılan hasarın onarılmasının mümkün olmadığı durumda 3 seçenek vardır : İstekli kontrol altında kalan kaslar felçli kaslarla yer değiştirebilir. Yoğun beyin lezyonları ile büyük ölçüde felce uğramış insanlar göz hareketlerini sorulara cevap vermek için kullanabilir, basit komutlar verebilir veya hatta bir kelime işlem programını yürütebilir. İkinci seçenek kasları kontrol eden nöral yollardaki bozukluklar etrafından varyanttan giderek fonksiyonu restore etmektir. Belkemiği zedelenmesi geçiren hastalarda lezyon seviyesi üzerinde kaslardan gelen EMG

seviyesi üzerinde kaslardan gelen EMG aktivitesi, felçli kasların direkt elektriksel uyarılmasını kontrol edebilir ve böylece kullanışlı hareketleri restore eder.

Motor bozukluğu olan insanların fonksiyon restorasyonu için son seçenek : yeni bir non-muscular haberleşme ve kontrol kanalı ile harici dünyaya mesajları ve komutları iletmek için bir BBA kullanmaktır [5].

Beyin bilgisayar arayüzü şu tip durumlarda kullanılır :

- Hasta tamamiyle fiziksel felce uğramıştır.
- Konuşamaz
- Bilişsel olarak uyanık ve sağlamdır.

Bu haberleşme sistemleri henüz hiçbiri ticari hale gelmedi. Göz odaklı veya EMG teknolojisine dayanan arayüzler bugün herhangi bir BBA'dan daha etkilidir.

1.1 Çoklu Sertleşme (Multipl Skleroz - MS)

Multipl Skleroz (MS) iki önemli bölümden, beyin ve omurilikten oluşan merkezi sinir sistemine ait bir hastalıktır. MS hastalığı, vücudun bağışıklık sisteminin şaşkınlaşmasına neden oluyor. Bir otoimmün hastalık olan MS'te, beyin ve omurilikteki sinir lifleri ile etrafındaki miyelin kılıfını yabancı bir madde sanan bağışıklık sistemi, yabancı maddelere gösterdiği tepkiyi gösteriyor. Miyelin sadece sinir liflerini korumakla kalmayıp, görevlerini yerine getirmelerini de sağlar ve yok olduğunda veya hasar gördüğünde, sinirlerin beyine giden veya beyinden gelen elektrik uyarılarını iletebilme kapasiteleri kesintiye uğrar ve bu durum çeşitli MS belirtilerini (semptomlarını) ortaya çıkarır.

MS, nedeni bilinmeyen kronik bir hastalıktır. Yapılan değişik araştırmalarda hastalığa neden olabilecek çok çeşitli nedenler (daha önce geçirilmiş virütik enfeksiyonlar, çevreden kaynaklanan bazı zehirli maddeler, beslenme alışkanlıkları, coğrafi etmenler, vücudun savunma sistemindeki bozukluklar) sorgulanmış. Ama hiç biri kesin neden olarak saptanamamıştır.

Belirtiler merkezi sinir sisteminin hangi bölgelerinin etkilendiğine bağlı olarak ortaya çıkar. Herkes aynı şekilde etkilenmez. Belirtiler sadece kişiden kişiye değişiklik göstermekle kalmayıp, aynı kişide zaman içinde de değişiklik gösterebilir. MS'i olan

bir kiři genellikle birden fazla belirti yařar ancak bu belirtilerin hepsi herkeste g r lmez. Belirtiler, halsizlik, karıncalanma, hissizlik veya duyu zayıflaması, koordinasyon zayıflığı, yorgunluk, denge problemleri, g rme bozuklukları, istemsiz hızlı g z hareketi (nistagmus da denir), titremeler, spastisite veya kas sertleşmesi, bozuk konuşma, bağırsak veya mesane problemleri, idrar kaçırma veya yapamama, yalpalayarak y r me (ataksi), cinsel iřlev sorunları, ısıya hassasiyet ve kısa s reli bellek sorunları, h k m veya muhakeme problemlerinden (kognitif problemler), oluşur. Ciddi durumlarda MS kısmi veya tam felce neden olabilir.

Tek başına hi bir test MS tanısı koyamadığı i in  eřitli test ve y ntemlere gerek duyulur. Bu testler řunlar olabilir; Doktorun ge miř belirti ve bulguların varlığını arařtıracığı tıbbi  yk , ayrıntılı bir n rolojik muayene, beyin ve omuriliğın kesin ve olduk a detaylı g r nt lerini veren ve g rece yeni bir g r nt leme bi imi olan MRI (manyetik rezonans g r nt leme). “Uyarılmış potansiyeller (UP)” adı verilen ve merkezi sinir sisteminin belli bir uyarıya verdiğı yanıtı  l en  alıřmalar. Daha az kullanılan ancak tanının olağandan daha zor olduğı durumlarda faydalı olan diğ r bir inceleme de: Spinal kanalı  evreleyen sıvının (serebrospinal sıvı veya SSS) bileřimini arařtıran beyin omurilik sıvısı incelemesi.

Seyir a ısından hastalığın d rt tipi bulunuyor:

1-İyi huylu MS (Benign) : Bu tipte hafif ataklar var ve atakları tam d zelme izliyor. Zamanla biriken bir k t leşme olmuyor ve kalıcı bir hasar bırakmıyor. Bu tipte ilk belirti, genellikle el ve ayaklarda uyuřmalarla tanımlanıyor. Ancak hastalığın bařlangıcından 10-15 yıl sonra , bazı olgularda k   k sekeller bırakabiliyor. MS’li hastaların y zde 10-15’i bu gruba dahil.

2-Tekrarlayan ve d zelen tip (Relapsing-Remitting) : MS’lilerin yaklaşık y zde 25’i bu gruba giriyor. Erken d nemde genellikle benign tipe benziyor ve ataklardan sonra tam iyileřme oluyor. Ataklar, g n, hafta ya da aylarca s rebiliyor. Ataklar daha  nceki bulguların alevlenmesi veya yeni bir řikayet řeklinde olabiliyor. Yine de tekrarlayan ataklar sonrası bazı sekeller kalabiliyor.

3-İkincil ilerleyen tip : Bařlangıcı, tekrarlayan ve d zelen tip gibi. Relapsing-Remitting MS’lilerin y zde 40-50’si ikincil ilerleyen tipe d n ř yor. Tekrarlayan ataklar sonrası d zelme daha zorlařabiliyor, hatta durabiliyor. B ylece sekeller

artabiliyor. Bu grup genellikle hastalığın başlangıcının 15-20 yılı içinde ortaya çıkıyor.

4-Birincil ilerleyen tip: Ataklarla birlikte ya da ataksız seyir gösterebiliyor. Ataklı seyrinde hastalığın başlangıcından itibaren giderek artan sakatlıklar, ataklarla daha da şiddetlenebiliyor ve kalıcı fonksiyonel bozukluklar artıyor. MS'lilerin yüzde 10-15'i bu gruba giriyor.

Multipl Skleroz, gençlerin trafik kazaları dışında nörolojik özürlü olmalarında ilk sıradaki nedeni oluşturuyor. Hastalık, genellikle gençlerde, kadınlarda, sosyo-ekonomik düzeyi yüksek toplumlarda, kentlerde yaşayan eğitim düzeyi yüksek kişilerde daha çok görülüyor. Hastaların yaklaşık üçte ikisinde ilk belirtiler, 20-40 yaşlar arasında ortaya çıkıyor; ancak 10 yaşlarında ve 40 yaşından sonra başlayan vakalar da yok değil. Kadın-erkek dağılımı açısından kadınlarda üçte iki daha sık görülüyor. Birleşik Devletler'de yaklaşık 350.000 kişinin (100 binde 40) MS ile yaşadığı tahmin ediliyor. Bu rakam Türkiye'ye de ise 30-35 bin civarındadır. İngiltere'de her 1000 kişiden 1 tanesi MS'li. Kanada'da, Amerika'nın kuzey kısımlarında bu neredeyse her 500 kişiden birinde MS var gibi. Buna karşılık, Japonya'ya baktığımız zaman 100 bin kişide 1 ila 5 arasında.

1.2 Amyotrophic Lateral Sclerori (ALS)

ALS yani Amyotrophic Lateral Sclerosis, ilk kez 1874 yılında tanımlandı. İlerleyici bir sinir sistemi hastalığı olan ALS motor sinirleri etkileyerek felce neden oluyor.

Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) aynı zamanda Motor Nöron Hastalığı olarak anılıyor. Hastalık, merkez sinir sisteminde medulla spinalis ve beyin sapı adı verilen bölgede motor hücrelerin (nöronlar) kaybindan ileri geliyor. Bu hücrelerin kaybı kaslarda zaaf ve erimeye yol açıyor. Ayrıca erken ya da geç hareketin birinci nöronu (piramidal yol) da hastalanıyor. Zihinsel fonksiyonlar ve bellek ise bozulmuyor.

Kaslardaki zayıflık ellerde ya da bacaklarda ağız yutak bölgesinde ya da dilde başlayabiliyor ve sürekli ilerleyerek yayılıyor. Bu yayılma bülber alandaki kasları da tutabileceği için konuşma ve yutma güçlüğüne neden olabiliyor. İleri devrelerinde solunum yetersizliğine de yol açabiliyor. Genellikle erişkin yaşlarda (40-50) ve erkeklerde kadınlara göre biraz daha fazla görülüyor. Sıklığı 100.000 de 1-1,5

civarında. (İnsidans) Daha genç ve daha ileri yaşlarda da ortaya çıkabiliyor ve genellikle zayıf insanlarda görüldüğü dikkat çekiyor.

ALS oluşmasında bir gen bozukluğu faktör olarak kabul ediliyor. Özellikle 20. kromozomda bulunan süperoksit dismutaz tip 1 genindeki bir mutasyon. Ama bu mutasyon ailevi ALS vakalarının yaklaşık yüzde 20'sinde bulunabiliyor. Bunun dışında da muhtemelen bildiğimiz ve bilmediğimiz çeşitli faktörler var. Bahsettiğiniz gibi çevresel faktörler olabiliyor. Bağışıklık sistemiyle ilgili bazı faktörler olabiliyor. Bazı glutamat eksitotoksitesisi, özellikle kurşun veya cıva, alüminyum zehirlenmelerinde ALS oluşumunda katkısı olduğu kabul edilmekte.



2. BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ

Bir beyin-bilgisayar arayüzü, kullanıcı hareketsiz iken, kullanıcının istek ve komutlarını saptayabilmesi gerekir [5]. Bunun için beyin aktivitesi izlenmelidir.

Beyin aktivitelerini izleyebilmek için kullanılan teknikler :

- Fonksiyonel Magnetik Rezonans Görüntüleme (fMRI)
- Magnetoensefalografi (MEG)
- Pozitron Yayılımlı Tomografi (PET)
- Tekil Foton Yayılımlı Bilgisayar Tomografi (SPECT)
- Optik Beyin Görüntüleme
- Tekil Nöron Kaydı (mikro elektrotlar ile)
- Elektroensefalografi (EEG)

MEG, PET, fMRI ve Optik Beyin Görüntüleme pahalı tekniklerdir ve hızlı haberleşme için uygun değildir. Ayrıca MEG Ölçümler magnetik korumalı odalarda büyük bir aygıtla yapılır. Bu yüzden pek de pratik değildir.

MEG, EEG ve Tekil nöron 1ms çözünürlükte sürekli ve anlık beyin aktivitesi verebilir. Tekil Nöron Kayıt tekniğinde ise kafatası içerisine elektrot yerleştirilmesi gerekir. Bundan dolayı bu metot da pek pratik sayılmaz. Bugüne dek yapılan araştırmaların tümünde EEG kullanılmıştır.

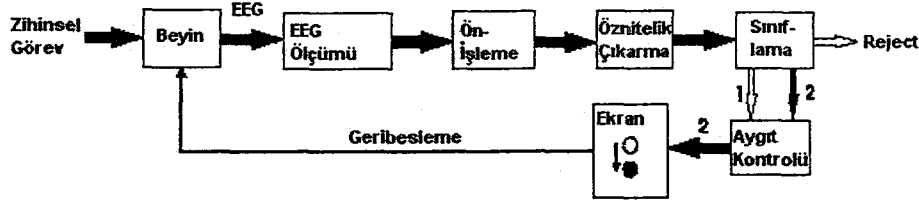
EEG'nin;

- Zaman çözünürlüğü iyidir (ms seviyesinde)
- Uzaysal çözünürlüğü kötüdür (Maksimum çözünürlük cm seviyesinde)

BBA, EEG'den kullanıcının komutunu saptayabilmek için iki farklı yaklaşım kullanır.

- Örüntü tanıma yaklaşımı (Pattern Recognition Approach - PRA) : Farklı zihinsel görevlere konsantre olma farklı EEG işaretleri oluşturur. BBA veya sınıflayıcı bu işaretleri sınıflamak için eğitilir.

- Operant kořullandırma yaklaşımı (Operant Conditioning Approach - OCA) : Bu yaklaşımda kullanıcı kendi EEG cevabını düzenlemeyi öğrenmek zorundadır. BBA bu yaklaşımda PRA'den farklı olarak eğitilmez fakat kısmi deęişimler arar. Örneęin yüksek genlikli belirli bir frekans. Bu genelde uzun eğitim süresi gerektirir.



Şekil 1. Örüntü tanıma yaklaşımına dayanan bir BBA'nın blok yapısı

2.1 Beyin Korteksi

Beyin 4 kısma ayrılır :

- Beyin korteksi
- Beyincik
- Beyin sapı
- Hipotalamus ve Talamus

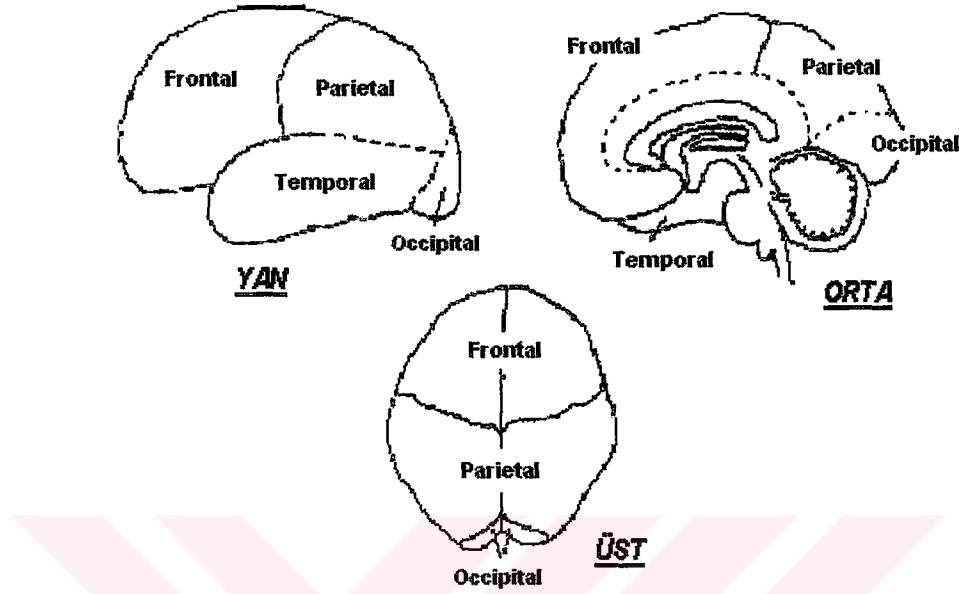
BBA'ları en çok ilgilendiren kısım beyin kortekstir. Beyin korteks iki yarım küreye ayrılır. Her bir yarı küre 4 kısma (Frontal, Parietal, Temporal, Occipital) ayrılır.

Beyin korteksi, problem çözümü, dilin anlaşılması, kompleks görsel bilginin işlenmesi gibi yüksek dereceden işlevlerden sorumludur ve farklı işlevlerden sorumlu olan birkaç kısma ayrılır. Bu bilgi PRA'ye dayanan BBA'larda kullanılır.

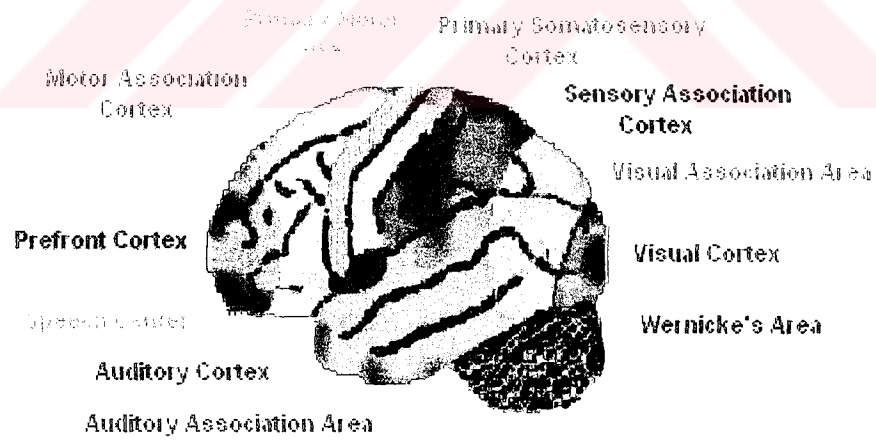
Cerebral Korteksin farklı görevlerden sorumlu kısımlar :

- Auditory Association Area : işitsel bilginin kompleks işlenmesi
- Auditory Cortex : Ses kalitesinin (yüksek seslilik, ton) saptanması
- Speech Center : Konuşma Üretimi
- Prefrontal Cortex : Problem çözümü, duygu, kompleks düşünce
- Motor Association Cortex : Kompleks hareket koordinasyonu
- Primary Motor Cortex : İstekli hareketin başlatılması
- Primary Somatosensory Cortex : Vücuttan dokunma duyu bilgisi alır.

- Sensory Association Area : Çoklu duyu bilgisinin işlenmesi
- Visual Association Area : Görsel bilginin kompleks işlenmesi
- Wernicke's Area: Dil kapsamı



Şekil 2 . Beyin korteksinin yandan ortadan ve üstten görünüşü



Şekil 3 . Beynin fonksiyonel alanları

2.2 Elektroensefalografi (EEG)

Elektroensefalografi işaretlerinin genliği 10 ile 100 mikrovolt arasında değişir [3]. Yetişkinlerde 10 ile 50 mikrovolt arasındadır. EEG işaretlerinin bazı frekans bandları

Tablo 1’de gösterilmektedir. BBA arařtırmacılarının çoęu bu kanallar üzerinde çalışmaktadır. Özellikle alfa ve beta bantları bu arařtırmalarda en önemli olanlardır.

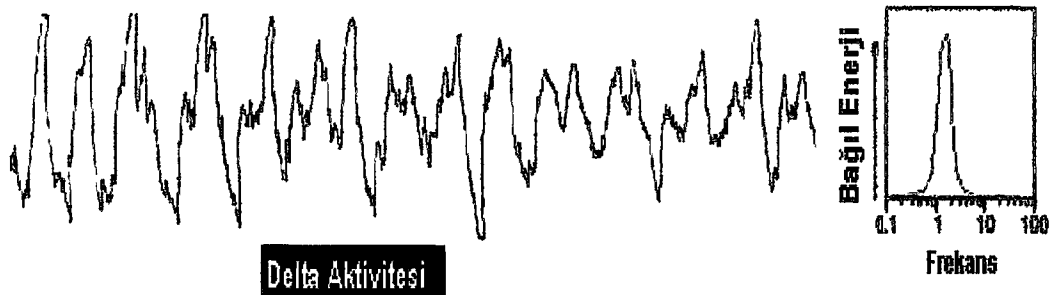
Tablo 1. En önemli frekans bandları

<i>Band</i>	<i>Frekans (Hz)</i>	<i>Genlik (mikrovolt)</i>	<i>Yeri</i>
Alfa	8 – 12	10 – 150	Occipital/Parietal
Mu ritmi	9 – 11	Deęişken	Motor Korteks
Beta	14 – 30	25	Frontal Bölgeler
Teta	4 – 7	Deęişken	Deęişken
Delta	< 3	Deęişken	Deęişken

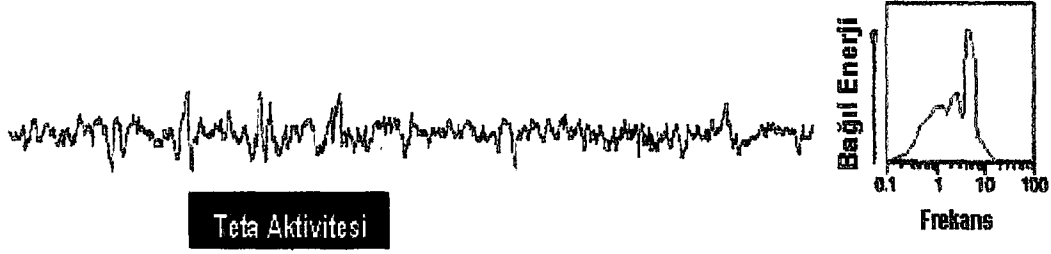
EEG’nin band genişlięi 0.1 ile 100 Hz arasındadır fakat pratikte sınırları 0.3 ile 70 Hz arasındadır.

Delta ritmi, 0.1- 3.5 Hz arası EEG datalarıdır Yaklaşık 2 aylık bebeklerde 2-3.5 Hz’lik 50 ile 100 mikrovolt arasında düzensiz beyin aktiviteleri görölür. Yetişkinlerde sadece derin uykuda ortaya çıkar. Delta ritmi zaman içerisinde yařın ilerlemesiyle zayıflamaktadır. Uyanık durumda bu ritmin saptanması beyinde bir anormallik olduęuna işarettir. Bu yüzden BBA’larda kullanılmaz.

Teta ritmi, 4-7.5 Hz arası dalgalarıdır. Çocukluk ve bebeklikte önemli rol oynar. Yetişkinlerde uyku veya uyuřukluk durumunda ve aynı zamanda hayal kırıklıęı ve hüsrân sonucunda ortaya çıkar.



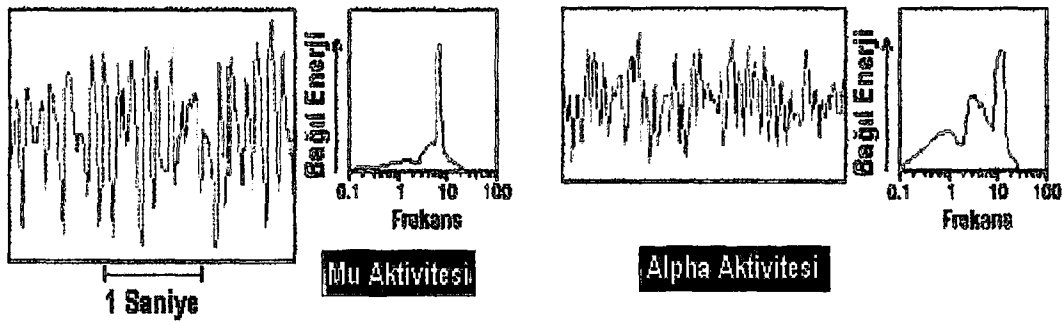
Şekil 4. Delta dalgası



Şekil 5. Teta dalgası

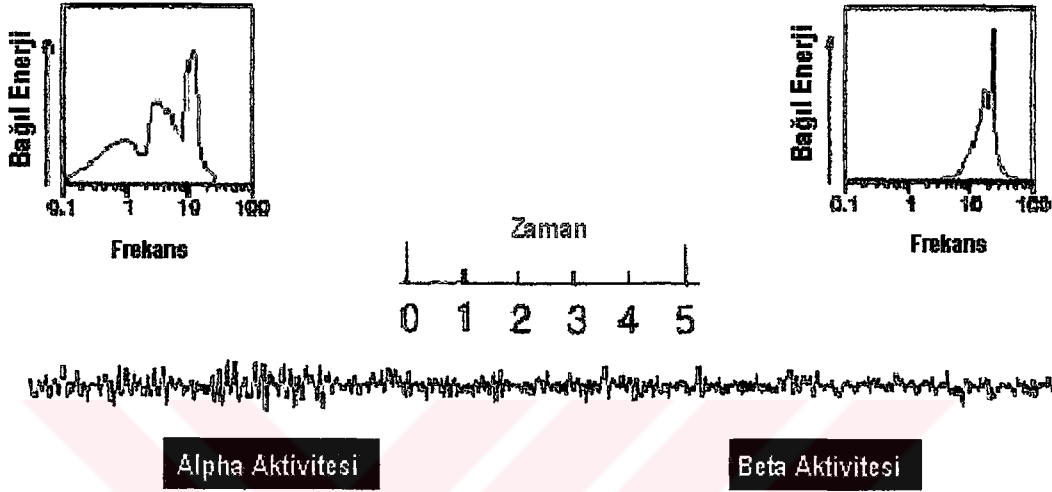
Alpha ritminin resmi tanımı şöyledir : Başın arka kısmında oksipital alanlarda yüksek genlikli ve uyanıkken orataya çıkan 8-13 Hz arası ritimlerdir. Genlik değışkendir ancak yetişkinlerde 50 mikrovoltun altındadır. Fiziksel rahatlama ve zihinsel rahatlama altında gözler kapalı iken daha iyi ortaya çıkar. Dikkat, görsel ve zihinsel aktivite ile zayıflar ve engellenir. Alpha ritmi , diğer aktivite bandlarına geçiş için beynin bekleme durumu olarak düşünölebilir.

Mu ritimleri aynı zamanda Rolandik mu ritimleri olarak da adlandırılır. 10 Hz civarında ve genliğı çoğunlukla 50 mikrovoltun altında olan ritimlerdir. Bu ritimler genlik ve frekans bileşenleri açısından alfa ritimlerine benzer. Mu ritmi motoru simgeler ve somatosensory kortekse bitişik olan motor korteksin fonksiyonları ile ilişkilidir ve Saptanması için uluslar arası 10-20 elektrot dizilişine göre C3 ve C4 elektrotları kullanılarak saptanır. 8 Hz veya aşağısındaki mu ritmi beyinde meydana gelen bir anormalliğe işaret eder.



Şekil 6 . Mu (solda) ve Alpha (sağda) dalgaları

Beta ritmi temel olarak 13 Hz ve yukarısındaki tüm frekanslardan meydana gelir fakat pratikte ölçüm sınırları 50 Hz ile sınırlandırılmıştır. Frontal ve central bölgelerde bulunur ve rolandik mu ritmi ile ilişkilidir. Duyusal veya motor aktivitesi ile zayıflar. 30 mikrovoltun üzerine çıktığı çok ender görülür. Beta ritminin frekansı artarken genliği azalır.



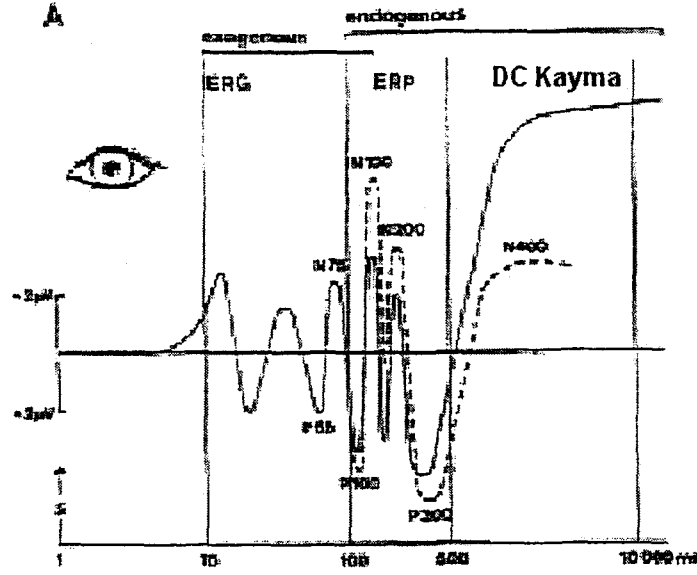
Şekil 7. Alpha ve Beta dalgaları

2.3 Olay Bağlantılı Potansiyeller (Event Related Potentials - ERPs)

ERP, kısmi bir olay ve uyarıya verilen cevapta meydana gelen EEG'deki potansiyel değişimler için ortak bir başlıktır [4]. Bu değişimleri çok küçüktür. EEG örnekleri pek çok tekrarlama sonucunda ortalaması alınmak zorundadır. Bu uyarı kaynaklı olmayan rastgele dalgalanmaları ortadan kaldırır.

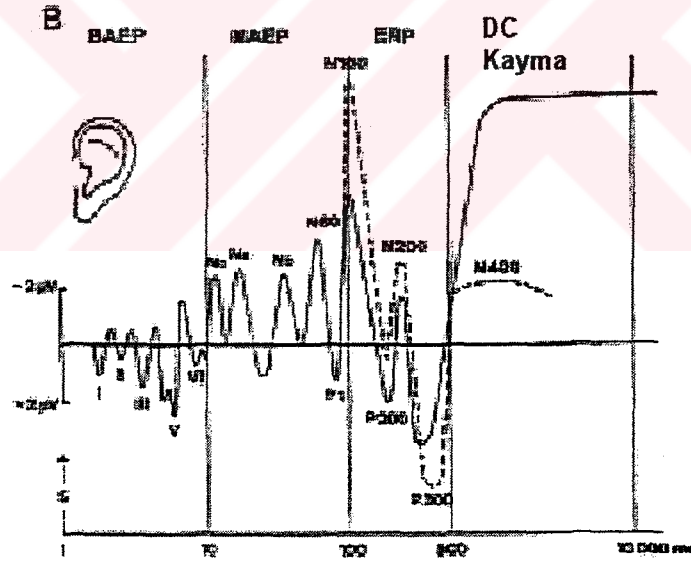
ERP'ler "exogenous" ve "endogenous"a ayrılabilir. Exogenous ERP'ler uyarı başladıktan sonra 100 ms'ye kadar meydana gelir. 100 ms'den sonraki potansiyeller endogenous olarak adlandırılır. şekil 8.A görsel uyarıya şekil 8.B işitsel uyarıya verilen ERP'lerin örneklerini vermektedir.

Üzerinde en fazla araştırma yapılan ERP'ler P300'lerdir. EEG'deki pozitif sapma veya yön değiştirme uyarı başlangıcından 300ms civarında meydana gelir.



Şekil 8.A Görsel uyarıya verilen cevap

Uyarılmış potansiyeller (Evoked Potentials - EPs), ERP'lerin bir alt konusudur. Tipik bir EP, görsel uyarılmış potansiyeller (Visual Evoked Potentials –VEP)'dir. Görsel korteks üzerinde EEG uyarıcı ile aynı frekansta değişir.



Şekil 8.B İşitsel uyarıya verilen cevap

DC Kaymalar (DC Shifts) (Şekil 8.A ve 8.B deki gibi) aynı zamanda yavaş kortik potansiyeller (slow cortical potentials - SCPs) olarak adlandırılır

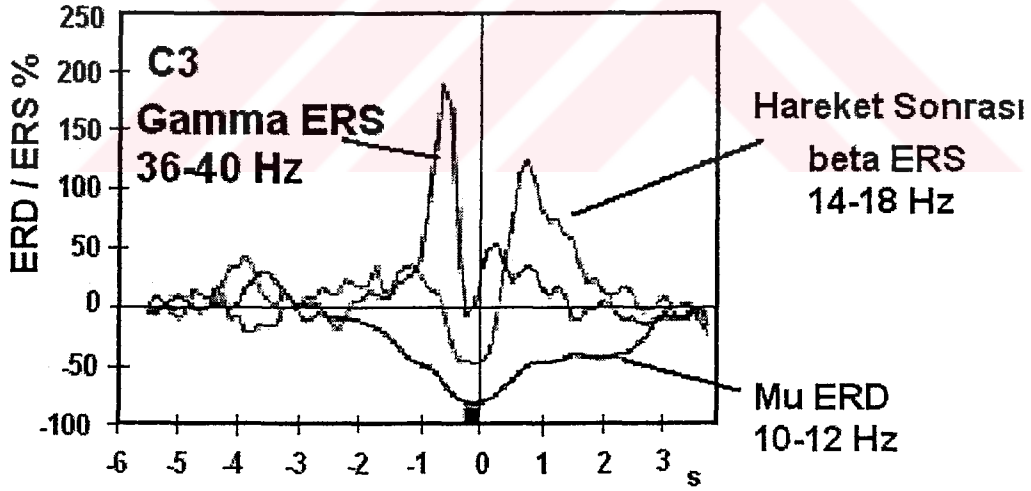
2.4 Olay Bağlantılı Desenkronizasyon (Event Related Desynchronization – ERD) ve Olay Bağlantılı Senkronizasyon (Event Related Synchronization – ERS)

ERD ve ERS şu şekilde tanımlanabilir:

- ERD belirli bir EEG ritminin genlik zayıflamasıdır.
- ERS belirli bir EEG ritminin genlik artışıdır.

ERD veya ERS'yi ölçmek için belirli bir frekans bandının gücü (örneğin 8-12 Hz) EEG denemelerinin bir tanesinde belirli bir olaydan önce ve sonra hesaplanır. Olay harici adımlı (örneğin bir ışık uyarısı) veya dahili adımlı (örneğin isteyerek yapılan parmak hareketi) olabilir. Güç, referans aralığın gücü ile yüzde biçiminde hesaplanır.. Referans aralık olaydan önce örneğin 4.5 ve 3.5 saniyeleri arasında 1 saniyelik aralık gibi tanımlanır. ERS güç artışıdır ve ERD referans aralığa göre güç düşüşüdür.

Referans aralıktaki gücü korumak için iki olay arasındaki süre birkaç saniyeden kısa olmamalıdır.



Şekil 9 : C3 elektrodundan alınan EEG işaretinin 3 bandı için (10-12Hz, 14-18 Hz, 36-40Hz) ERS ve ERD örneği

2.5 Örüntü Tanıma Yaklaşımında Kullanılan Zihinsel Görevler

Kullanılan bazı görevler şunlardır :

- Motor Hayali
- Görsel Aktivite
- Aritmetik ve Taban (Baseline) görevler

Bazı zihinsel görevler bazı insanlar tarafından daha kolay yerine getirilir. Örneğin hastanın , kendi eksenini etrafında kübün döndürülmesini hayal etmesi bazı insanlar için çok zor olabilir. Bundan dolayı kullanılan zihinsel görevler kişiye özgü olmalıdır.

2.6 EEG Ölçümü

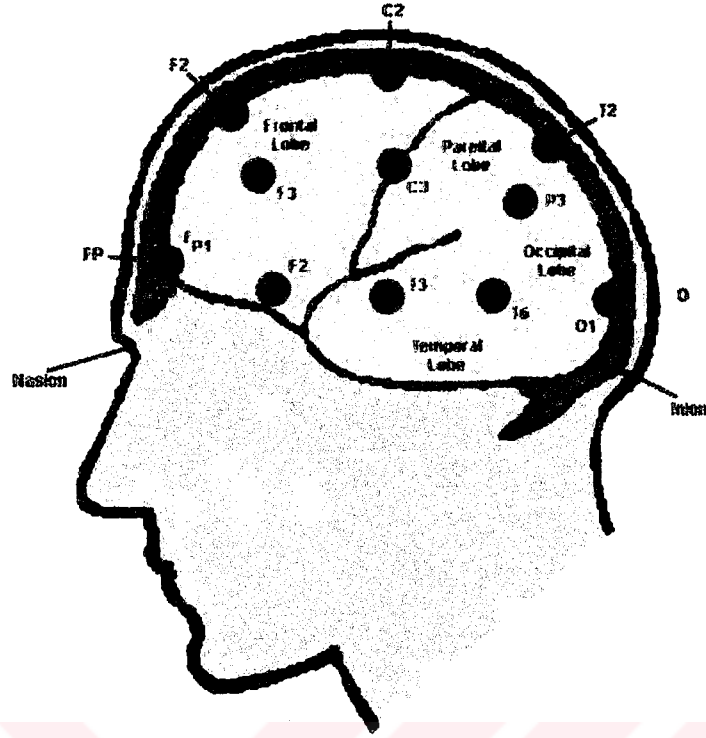
Kafa derisi üzerinde beynin elektriksel aktivitesi elektrotlarla non-invasif biçimde ölçülür[4]. Elektrotlar iyonik akımı elektriksel akıma çevirerek kafa derisi ve EEG kayıt cihazı arasında bağlantı kurar. İşaretin zayıflamaya maruz kalmaması içinde elektrot ile kafa derisi arasında elektrolit jel sürülür. Hasta kayıtlarının karşılaştırılabilmesi için uluslararası 10-20 sistem olarak adlandırılan özel bir elektrot yerleştirme sistemi kullanılır. Bu sistem 21 elektrot içindir Her bir elektrot pozisyonunun bir harfi vardır ve yarım küre yerini tanımlamak için ikinci bir harf veya sayısı vardır. Tek sayılar sol tarafı , çift sayılar sağ taraftadır. Z(sıfır için) orta çizgideki yerleştirmeyi belirtir.

Ölçüm 2 farklı biçimde yapılır :

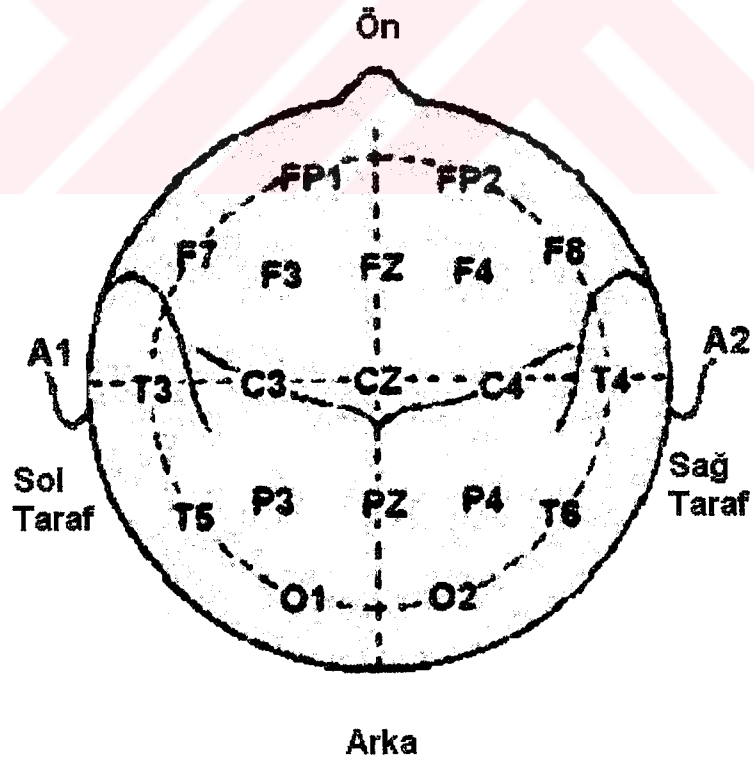
- Referans kayıtlar
- Kafa derisi üzerindeki iki noktadan fark ölçümü (Bipolar)

Referans kayıta, her bir elektrot ya uzak referans elektroda (kafanın bir tarafında ortak elektrot) bakar ya da iki veya daha fazla elektrotun birleştirilmiş aktivitesine bakar. Referans elektrotlar genelde potansiyelin sabit kaldığı kulak üzerine veya kulak arkasındaki mastoid kemikler üzerine yerleştirilir. Tek bir referans elektroda ilaveten beraber kısa devre edilmiş 2 referans elektrod da kullanılabilir.

Kafa derisi üzerindeki, iki nokta arasındaki fark kayıtlarda ölçümler peşpeşe sıralanmış elektrot çiftleri arasında yapılır.



Şekil 10 (A). Elektrot dizilişi yandan



Şekil 10 (B) : Uluslararası 10-20 sistemine göre elektrot dizilişi (üstten)

2.7 Bozucular (Artifacts)

EEG ölçüldüğünde, işaretlerin tamamı beyinin elektriksel aktivitesinden gelmez [5]. EEG’de görülen pek çok potansiyel değişim farklı kaynaklardan olabilir. Bu değişimler bozucular (artifacts) olarak adlandırılır.

Bu bozucular şunları içerir :

- Teknik Bozucular
 1. Şebeke Karışımları : Elektriksel ekipmanlar işaretde 50-60 Hz’lik bileşen içerebilir.
 2. Elektrot Bozucular : Eğer elektrotlar düzgün olmayan biçimde veya zayıf koşulda yerleştirilirse empedansları değişebilir.
- Fizyolojik Bozucular
 1. Hareket Bozucuları. : Hastanın hareketi elektrot veya elektrot kablolarının hareket etmesine neden olabilir.
 2. EMG Bozucular : Kasların gerilimi EMG bozucularına neden olabilir.
 3. Kardiyak Bozucular : Kalp, pek çok farklı bozuculara neden olabilir : ECG,
 4. Göz kaynaklı Bozucular: Bunlar, göz kırpması ve göz hareket bozucularını içerir.
 5. Terleme : Bu, örneğin elektrotların empedanslarını etkiler.

2.8 Geribesleme

Geribesleme, beyin bilgisayar arayüzlerinde önemli bir faktördür. OCA’ya dayanan arayüzlerde geribesleme eğitimi kullanıcının kendi EEG cevabının otokontrolünü sağlaması için gereklidir [5]. PRA’ya dayanan ve zihinsel görevleri kullanan arayüzlerde kesinlikle geribesleme eğitime ihtiyaç duyulmaz Bununla birlikte geribesleme öğrenme süresini hızlandırır ve performansı iyileştirir. Çünkü denekler, sınıflayıcının zihinsel görevleri nasıl sınıfladığı ve daha iyi sınıflamanın yapılabilmesi için zihinsel görevlerin nasıl yerine getirilmesi gerektiğini öğrenir. Başka deyişle denek ve BBA birbirine adapte olur. Bu sürece karşılıklı öğrenme (Mutual Learning) denir. İmleç kontrolü beyin-bilgisayar arayüzlerinde geribeslemenin en güncel şeklidir.

Biyogeribesleme şöyle tanımlanabilir : Bir hastanın biyolojik durumuyla ilgili bilgi aldığı süreçtir. EEG Biyogeribeslemedeki temel düşünce belirli EEG parametrelerinin koşullandırılmasıdır (OCA yaklaşımında). Tipik olarak eğitimin amacı belirli bir frekans bandındaki aktiviteyi artırmak ve diğer bandlardakini azaltmaktır. Bu, hastalar için geribesleme sağlayarak yapılabilir.

EEG biyogeribesleme BBA'larda yakın biçimde OCA ile bağlantılıdır. Gerçekte yavaş kortikal potansiyellerin otokontrolü nörolojik ve psikiyatrik rahatsızlıkları olan hastalarla kullanılır. Örneğin tedavi edilemeyen epilepsi. Bugün düşünce tercüme aygıtı (Thought Translation Device - TTD) olarak adlandırılan bir BBA, SCP'lerin oto kontrolüne dayanır.

Neden imleç kontrolü BBA'larda böyle popüler bir geribesleme tipidir? Kostov bunu şöyle açıklıyor: “ imleç hareketini seçtik çünkü kolaylıkla yürütülür ve kullanıcı için öğrenmesi basittir ve çok çeşitli uygulamaların kontrolü için bir prototiptir.

İmleç kontrolü dışında Adaptif beyin arayüzü (ABI) geribesleme olarak renkli toplar kullanmaktadır.

Geribeslemenin yararlı etkilerinin yanında zararlı etkileri de vardır.

Yararlı etkileri :

1. Sürekli motivasyon sağlar.
2. Hastanın ilgisini sürdürerek göreve olan dikkati sağlar.
3. Yanlış sınıflamaya hızlı reaksiyon yapmaya izin vererek performansı iyileştirir.

Zararlı etkileri :

1. Geribesleme uyarısı ara durumlarda konsantrasyonu engeller.
2. Yanlış sınıflamalar hayal kırıklığına neden olabilir. Böylece EEG cevabını etkiler.
3. Doğru sınıflamaları önceden tahmine yol açar.
4. Görsel geribesleme alfa ritmini etkiler.

2.9 Eğitim

ERP'lerin saptanmasına dayanan bazı BBA'lar (P300 veya VEP) basitçe eğitim gerektirmez. Kullanıcı hemen BBA'yı ve uygulamalarını kullanmaya başlayabilir. Eğitim süresi farklı arayüzler arasında günlerden aylara farklılık gösterir. Gerekli eğitim süresi önemli ölçüde eğitim yükünün kullanıcı ve sistem arasında nasıl paylaşıldığına bağlıdır. OCA'ya dayanan arayüzlerde eğitim yükü tamamiyle kullanıcı üzerindedir. Bunu dezavantajı şu ki istenilen performansın gösterilmesi aylar sürebilir. PRA'ya dayanan arayüzlerde ise eğitim yükü sistem ve kullanıcı arasında paylaşılmıştır.

2.10 BBA Performansı

Beyin Bilgisayar arayüzlerinin performansını gösteren sonuçlar bir rapordan ötekine farklılık gösteriyor. Bu farklılık arayüzlerin karşılaştırılmasını zorlaştırıyor.

Doğruluk metotlarından ilki doğru bir sınıflama yüzdesi vermektir. Bu yapılırken ret (rejection) seçeneği hesaba katılmaz.

Doğruluğu rapor etmenin daha kapsamlı yolu bir doğruluk tablosu sunmaktır. Doğruluk tablosu sadece bir sınıfın doğru sınıflama oranını değil aynı zamanda hangi sınıflarda yanlış sınıflamalar yapıldığını da söyler. Doğru sınıflamalar matrisin diagonalleri üzerinde bulunur.

Tablo 2. Doğruluk tablosu örneği

CM(%)	Sınıf 1	Sınıf 2	Sınıf 3
Sınıf 1	60	10	30
Sınıf 2	30	60	10
Sınıf 3	10	30	60

Doğruluğu rapor etmenin üçüncü yolu sonuçları vuruş oranı (hit rate) formunda vermektir. Bu pek çok raporda kullanılmıştır. Vuruş oranı, kullanıcının imleç ile hedefi kaç defa vurduğunu söyler. Sonuçları belirtmek için iyi bir yol değildir. Çünkü imleç adım sayısı vuruş oranını etkiler. Böylece sadece adım sayısı eşit ise 2 hit rate karşılaştırılabilir. Bundan başka BBA'nın asıl sınıflama doğruluğu ile ilgili

çok az şey söyler. Örneğin hit rate %100'e yakın olabilir fakat sınıflama oranı %60'ın altındadır.

2.10.1 Bit oranı ve kanal kapasitesi

Bilgi transfer oranı, bit oranı bir BBA'nın hız ve doğruluğunun her ikisi hesaba katılsın diye kullanılabilir. Sınıflama hataları BBA'larda gürültü oluşturur.

Maksimum bit oranına kanal kapasitesi denir. Kanal kapasitenin (2.1) eşitliği uyarınca hesaplanabilmesi için şu koşulların sağlanması gerekir :

1. Sınıflar eşit sınıflama oranına sahipse
2. Hata simetrik biçimde dağılmışsa
3. Ret (Rejection) kullanılmıyorsa

$$C = \log_2 N - P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \left(\frac{(1 - P)}{(N - 1)} \right) \quad (2.1)$$

N : sınıf sayısı, P : Doğru sınıflama oranı, C'nin birimi bit/saniye veya bit/deneme'dır.

N sınıf içi maksimum bit oranı (kanal kapasitesi) $(\log N)/\log 2$ 'dir.

Farklı seçenekler için doğruluğun bir fonksiyonu olan kanal kapasitesi Şekil 11'de sınanabilir. Eğriler (2.1) eşitliğine dayanır.

Eğer yukarıdaki koşullar mevcut değilse o zaman kanal kapasitesi Arimoto-Blahut algoritması kullanılarak hesaplanır.

2.11 BBA'ların Kategorize Edilmesi

Daha önceden beyin bilgisayar arayüzleri OCA ve PRA yaklaşımlarına göre sınıflanmıştı. Bununla birlikte arayüzler farklı biçimde kategorize edilebilir.

Operasyonlu ve Operasyonsuz arayüzler : Operasyonsuz arayüzler kafaderisi elektrotlarıyla Ölçülen EEG'ye dayanır. Nerdeyse bugünün tüm arayüzleri operasyonsuzdur. Operasyonlu arayüz, beyinin elektriksel aktivitesi kafatasının içinden kaydedilir (Cerebral Korteksden). Kayıtlar bir veya daha fazla elektrot ile yapılır.

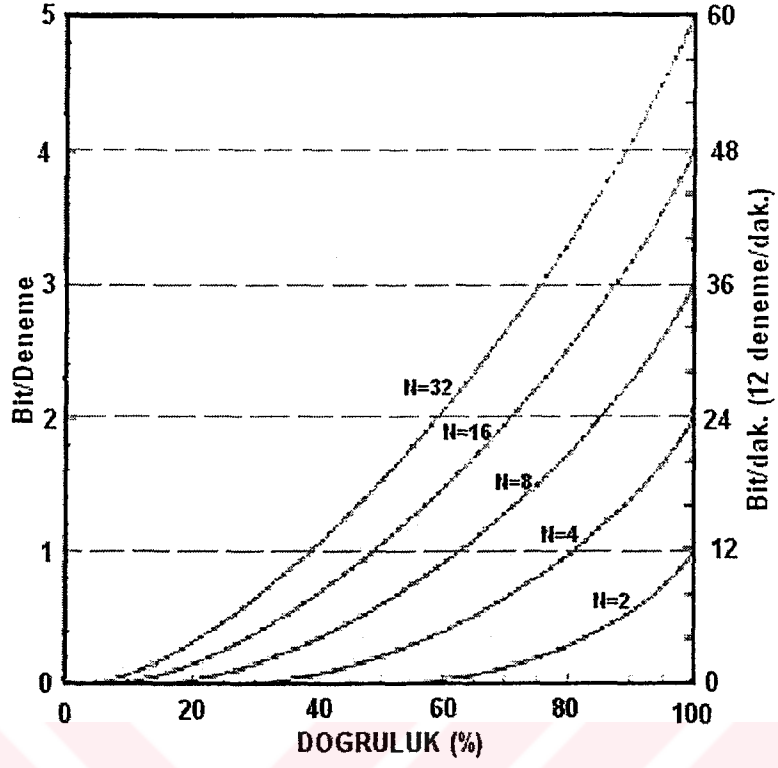
Senkron ve Asenkron arayüzler : Pek çok arayüz senkron modda çalışır. Kullanıcı önceden tanımlanmış zaman penceresi içinde belirli zihinsel durumlar üretmelidir. Asenkron modda, beyin aktivitesi sürekli bir şekilde analiz edilir. Kullanıcı serbest biçimde kontrol işareti olarak kullanılan belirli zihinsel görev veya görevleri başlatır. Yani kontrol işareti, sistem başlatmalı değildir. Bu , arayüzün EEG kontrolünün ne zaman istendiği ve ne zaman istenmediğini saptayabilmesini gerektirir. Birch ve Mason bu tip bir asenkron arayüz uygulamaya çalıştı.

Universal ve Bireysel arayüzler : Universal arayüz birkaç kullanıcıdan EEG verisi toplanarak herkes için geçerli olması gereken bir sınıflama fonksiyonu bulmanın olası olduğu kabulüne dayanır. Bu yüzden arayüz tüm kullanıcılar için aynıdır. Bireysel arayüzde iki kişinin fizyolojik işaretlerinin aynı olmadığını kabul eder. Böylece arayüz farklı kullanıcılar için farklıdır yani bireysel.

Gerçek zamanlı ve Gerçek zamanlı olmayan arayüzler : Gerçek zamanlı çalışan arayüzler asıl arayüzlerdir. İşaret işleme, öznitelik çıkarma, sınıflama ve aygıt kontrolü gerçek zamanda yapılır. Bu kullanıcı için geribesleme sağlanmasına imkan tanır. Bu gerçek zamanlı çalışmayan arayüzlerde mümkün değildir. EEG tipik olarak “online” arayüzdeki gibi kaydedilir fakat daha fazla elektrot kullanılır. Kayıtlar daha sonra depolanır. Asıl BBA araştırması daha sonra yapılır. Gerçek zamanlı olmayan arayüz örneğin farklı elektrot pozisyonlarının, önışleme ve öznitelik çıkarma metodlarını ve sınıflamanın sınanmasını mümkün kılar. “Offline” bir BBA’nın performansı çapraz geçerlilik “cross-validation” testi kullanılarak değerlendirilir.

EEG öznitelikler : Genellikle BBA’lar hangi EEG özellik ve öznitelikleri saptamaya çalıştığına göre kategorize edilebilir. Bu özellikler, SCP, mu veya beta ritim genliği, P300, EEG güç spektrum özellikleri olabilir.

Hayali ve Zihinsel Görevler : Kullanıcının bakış açısından arayüzlerin gereksinim duyduğu hayal türüne göre kategorize edilebilir. Motor hayali pek çok arayüzde kullanılır.



Şekil 11. 2, 4, 8, 16 ve 32 sınıf için bit/deneme veya bit/dakika cinsinden bit oranı

3. BBA SİSTEMLER

3.1 Alberta Üniversitesindeki BBA Araştırması

Aleksander Kostov ve Mark Polak Alberta üniversitesinde (Kanada) BBA araştırmasına 1995 yılında başladı [4]. Onların arayüz sistemi PRA'ya dayanır. Uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre 28 elektrot kafa derisi üzerine yerleştirildi. Referans elektrot sağ kulak üzerine konuldu. İşaret kuvvetlendirme ve filtreleme işlemi için Neuroscience Inc. Tarafından geliştirilen Brain Imager adlı bir aygıt kullanıldı. EEG işaretleri 200 Hz de örneklendi.

İşaretler 2-30 Hz arası incelendi. Kullanılan zaman penceresinin uzunluğu 500 ms idi. Bu pencere adım süresi 50 ms idi.

Eğitim 30 dakikalık oturumlar halinde yapıldı. EEG işaretleri kaydedilirken hasta geribesleme monitörünün önüne oturtulur. Geribesleme imleç kontrolü biçiminde sağlanır. Hastaya 1 boyutta yukarı ve aşağı, 2 boyutta yukarı, aşağı, sağa ve sola imleç hareket ettirmesi öğretilir. İmleç hedefe ulaştığında veya hedefi kaçırdığında yeni bir hedef pozisyonu seçilir. İmleç pozisyonu her 50ms de güncellenir. İmleç hızı hedefi vurmak için gerekli olan adım sayısı tarafından etkilenir.

Hasta imleci hedefe doğru hareket ettirmeye teşebbüs ediyorken eğitim oturumunun ilk yarısı nöral ağı eğitmek için kullanılır. İmleç kontrolü sağlandığında ağın eğitimi durdurulur ve oturumun ikinci yarı performansı değerlendirmek için kullanılır.

Her hasta imleç kontrolü için istediği zihinsel görevi seçebiliyordu. Kostov'un hastalarından biri çoklu sertleşim (MS) hastası evinde kurulu olan yukarı aşağı doğru giden asansörü hayal etti. Diğer insanlar, imleci yukarı hareket ettirmek için rahatlama düşünceleri, aşağı hareket ettirmek için stres düşünceleri kullandı.

Kostov ve Polak sonuçları vuruş oranı formunda veriyor. Onlar hastaların bir defa da tam olarak eğitildiğini belirtiyor ancak tam olarak eğitim için gerekli olan sürenin ne olduğu belirtilmiyor. 1 boyutta imleç adımı 32 seçildiğinde hastaların %100'e yakın bir oranda hedefi vurabildiği rapor ediliyor. 2 boyutta imleç kontrolü için sadece 2

hasta eğitilmiş. Bu hastaların sırasıyla performansları gene "hit rate" formunda %70 ve %85'tir.

Bu projenin amacı 2 boyutlu ortamda doğru imleç kontrolü yapabilen bir BBA ve bunun için bir dizi uygulamalar geliştirmektir. Bugüne dek rapor edilen bir uygulama Çevresel kontrol aygıtıdır. Maalesef asıl araştırmacı Aleksander Kostov öldü. Onun ölümünden sonra projenin devam edip etmediği bilinmiyor.

3.1.1 Kostov ve polak'ın çalışmaları

3.1.1.1 İlk sonuçlar

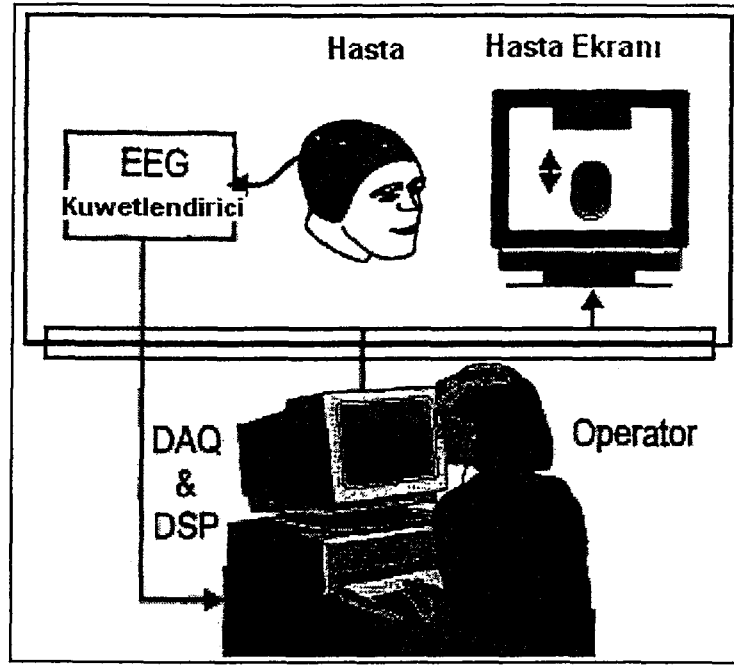
Hastaların duysal korteks üzerinde EEG'lerinin belirli frekans bileşenlerinin genliklerini kontrol etmek için eğitilebildiği gösterilmiştir [9].

Koşullandırması hassas olan bir EEG bileşeni mu ritmi, hareketle zayıflayan fakat açık gözle zayıflamayan primer motor ve duysal korteks üzerinde 8-12 Hz 'dir. Bu nerdeyse tüm yetişkinlerde saptanabilir.

Hasta ekran karşısına rahatça oturtuluyor. Deney düzeni 3.1'de anlatıldığı gibidir. Elektrot başlık ve EEG ön-kuvvetlendirici geri kalan ekipmandan izole edilmiştir. Bu, hasta ve operatörün her ikisi için güvenlik sağlar (Şekil 12 da görüldüğü gibi)

Bilgisayar biri hasta diğer operatör için ayrılmış yüksek çözünürlüklü monitörlere video çıkışı sağlayan özel bir video kartına sahip. Zihinsel görevlerin periyotlarını ayırmak için 2 manuel buton kullanılmakta. Görev başlangıcı için sol tuşa , bitişi için sağ tuşa basılır. Bu butonlar hastanın deney boyunca dinlenmesine izin verip yorgunluktan korur. Çünkü zihinsel konsantrasyon EEG işareti üretmek için gereklidir.

Her bir oturum 3 kısma ayrılır: statik, dinamik , performans değerlendirmesi. Statik eğitim boyunca 1 dak.'lık "UP" düşüncesi elde edilir aynı şekilde "DOWN" düşüncesi için de 1 dak. (bu aşamada geribesleme yok) Dinamik eğitimde "UP" ve "DOWN" düşüncelerinin her ikisinden biri kullanılarak seçilen hedefe ekrandaki cisim götürülmeye çalışılır. Performans değerlendirmesi oturumun sonunda dinamik eğitimde elde edilen verilerden hareketle yapılır.

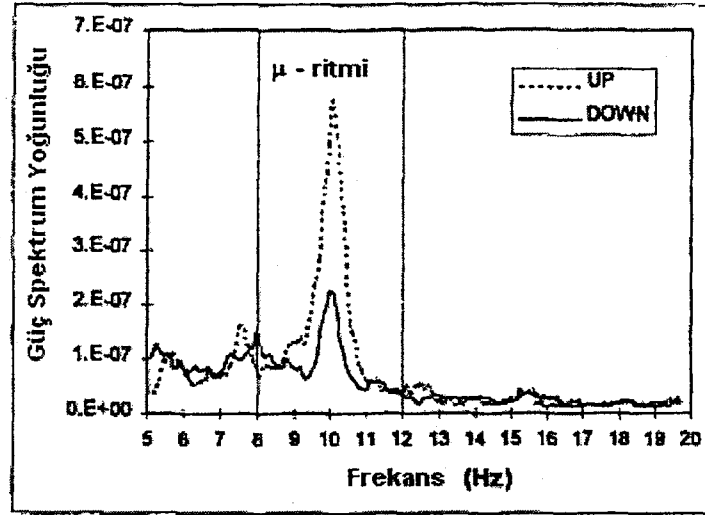


Şekil 12. Online hasta eğitimi için deney düzeni

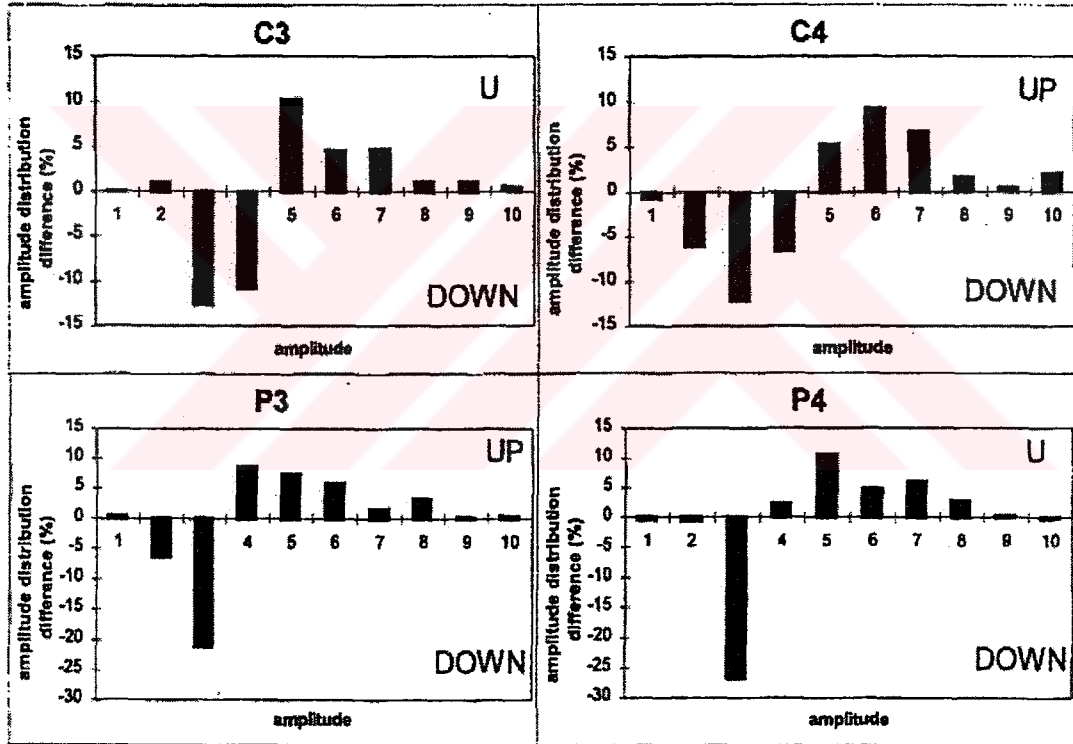
Kafa derisi üzerine yerleştirilen 28 elektrot içerisinde sadece 4 tanesi (C3, C4, P3, P4) kullanılarak Güç Spektrum Yoğunluğu (PSD) hesaplanır. PSD, FFT algoritması ve Hanning penceresi kullanılarak hesaplanıyor. Alınan EEG örnekleri 1 saniye periyotludur. Bu işaretlerin mu ritm (8-12 Hz arası) PSD bileşenlerinin integrali alır ve gerçek zamanlı kontrol işlemi için eşik (threshold) kullanılır. EEG üzerindeki dalgalanmaları önlemek ve performansı artırmak için bu işaretler 5 saniye uzunluğunda bir hareketli pencere “moving-average” filtresinden geçiriliyor.

“UP” ve “DOWN” düşünceleri tarafından üretilen 1 saniye ortalama EEG genlik dağılımları arasındaki farklılıkları gösteren bir grafik şekil 14. da gösterilmiştir. Down noktalarının konsantrasyonu düşük genlikli , UP noktalarının konsantrasyonu yüksek genliklidir.

3 Hasta için EEG kontrolünü belirleyen duysal mu ritmi (SMR) gücü, şekil 15’de sunuluyor. Hasta ekranın aşağısına veya yukarısına yerleştirilen hedefe ekrandaki cismi hareket ettirmeye odaklanırken, bu bar grafik mu ritmindeki ortalama EEG gücünü gösterir. Mu ritmindeki önemli farklılık 3 hastada görülebilir.



Şekil 13. C4 elektrotunda UP ve DOWN düşünceleri için ortalama güç spektrum yoğunluğu

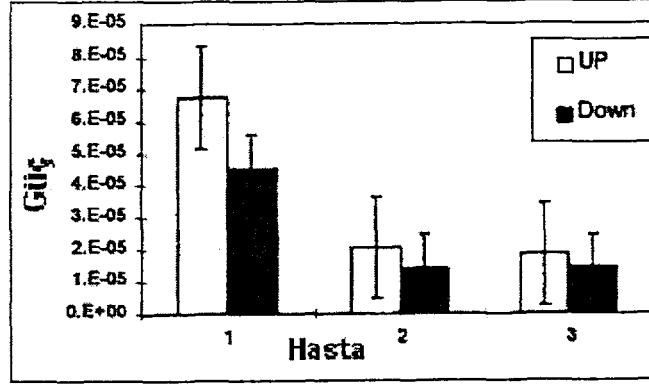


Şekil 14. UP ve DOWN mu ritim güç ortalamaları arasındaki farklılık

Gerçek zamanlı olmayan analiz :

Operatör tarafından oluşturulan eşikleri kullanma, geribesleme döngüsünde sistemin tutarlılığını sınırlar. Kullanılan zaman penceresi 1 saniye ve bu pencerenin adım süresi 50 ms'dir. Dolayısıyla eğitim ve test kümeleri üretmek için %95 üst üste binme

kullanılır. veriler segmentler halinde C3 ve C4 elektrotlarından alındı (Örnekleme frekansı 200 Hz).



Şekil 15. UP veya DOWN düşünen 3 hasta için ortalama mu ritim güç spektrum yoğunluğu

Elde edilen EEG verileri spktrumunu hesaplanmadan önce, sonuna sıfırlar ilave edilip 2048 noktaya çıkarılır. 6 ve 14.5 Hz arası 17 alt-banda ayrılır. (Yaklaşık olarak 0.5 Hz'lik frekans çözünürlüğü). 2 elektrot için (C3 ve C4) sınıflayıcıya giriş olarak verilen parametre sayısı 34'tür. (oluşturulan vektörün boyutu). Bağımsız test kümesi üzerinde %60 sınıflama oranı elde edildi (Gerçek zamanlı olmayan sonuç).

Deneyler Doğruluğu artırmanın yolları :

1. Hastaların, EEG işaretlerini daha sağlam biçimde kullanabilmesi için eğitilmesi
2. Yapay sinir ağları gibi sınıflama için non-lineer metotlar kullanma
3. İşleme için geniş frekans bandı kullanma
4. Alt-bantların daha iyi frekans çözünürlüğü kullanma
5. Diğer elektrotlardan EEG işaretleri keşfetme

3.1.1.2 Öznitelik çıkarma

Öznitelik çıkarma için 2 spektral kestirim metodu karşılaştırılıyor [12]. Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) algoritması ile hesaplanan güç spectrum ve Burg algoritması ile hesaplanan Özbağlaşım (Autoregressive – AR) katsayıları karşılaştırılıyor.

Klasik öznitelik çıkarma yaklaşımı FFT içerisinde dikkatlice seçilen frekans bantlarındaki gücü kestirmektir. Her ne kadar AR spektral analizi uzun zamandan beri EEG işlemede araştırılsa da BBA sistemlerde son zamanlarda uygulanmaya başlandı. AR'ın FFT'ye göre BBA'da iki önemli avantajı vardır : İlki, AR modelleme daha iyi

frekans çözünürlüğü ile sonuçlanır. İkinci avantajı ise kısa EEG işaretlerinden AR ile iyi spektral kestirimler elde edebiliriz. Hatta gözlenen aralıktan daha uzun dalga uzunluğu ile yavaş dalga formları doğru biçimde saptanabilir. Bir BBA'da kısaltma kullanıcıya sağlanan geribeslemedeki gecikmeyi azaltmak için zaman segmenti önemli olduğunda gereklidir.

AR spektral kestirimindeki en ciddi dezavantaj doğru model derecesinin seçilme problemidir. Gürültülü giriş işaretleri ile , eğer derece çok büyükse, sonuç spektra içerisinde sahte tepeler olacaktır. Bununla birlikte derece çok küçük olursa daha çok düz spektra kazandırır.

Burg metodu kullanarak AR katsayılarını hesaplama $N \times M$ mertebesindedir (N : İşaret uzunluğu , M : model derecesi). FFT algoritması için $N \log N$ işlem vardır. Böylece AR, eğer M , $\log N$ 'den büyük ise, FFT'den açık biçimde yavaş olacaktır.

AR katsayıları spektrumda olan işaretin bilgisinin çoğunu içerir ve Böylece bir sınıflayıcı AR katsayılar kümesini ayırabilir. AR katsayılarını öznitelik olarak kullanmanın avantajı bilgiyi içeren spesifik bantları araştırmaya gereksinim duyulmamasıdır.

Deney düzeni (3.1)'de anlatıldığı gibidir. Zihinsel görevleri ayırmak için (3.1.1.1)'de anlatıldığı gibi iki manuel buton kullanılmıştır.

Eğitim oturumu yaklaşık 30 dak. sürüyor. Oturumun ilk bölümünde sınıflayıcı eğitilir. İkinci bölümde hastadan istenilen hedeflerin vurulması istenir. Son bölümde ise performans değerlendirmesi yapılır. İmleç her 50 ms de bir güncellenir. Hasta tüm cisim hızlarında %90 veya daha iyi bir performansla hedefi vurabilir.

Gerçek zamanlı olmayan analiz :

500 ms'lik zaman penceresi kullanıldı. Bu pencerenin adım süresi 50 ms'dir. Öznitelikler beynin her iki yarım küresi üzerinde duysal motor ve parietal alanlar üzerindeki elektrotlardan (C3, C4, P3, P4) alındı.

AR modelleme için en yaygın işlem Kalman filtreleme, Yule-Walker yaklaşımı ve Burg algoritmasıdır. Bu çalışmada Burg algoritması kullanıldı. Test için kullanılan verinin ortalama spektrumunu gösteren grafik şekil 16'de görülebilir. Ortalama AR

katsayıları Şekil 17’de görülebilir. Şekil 17’de görüldüğü üzere, 2. ve 3. AR katsayıları iki işaretin ayrılması için önemli bir bilgi vermektedir.

Her bir öznitelik çıkarma işlemi ile yakalanan bilgiyi karşılaştırmak için yanlış sınıflama olasılığına bakılıyor ($PMC = \text{Probability of MisClassification}$). PMC bir örneğin yanlış biçimde sınıflanacağı olasılığını anlatır ve problemler için performansın sezgisel ölçüsüdür.

ALN (Adaptive Logic Network) hem bu analizde hem de “online” analizde kullanıldı. Eğitim seti kaydedilen toplam data UP ve DOWN yönleri için eşit sayıda değildir. Böylece eğitim sınıflardan birine açık biçimde kutuplanabilir. FFT spektral öznitelikler eşit olarak 2 ve 30 Hz arasında bölündü. Her elektrot için 4 öznitelik alma, sınıflayıcıya giriş olarak 2-9, 9-16, 16-23 ve 23-30 Hz bantlarındaki ortalama gücü verir (Şekil 17’deki gibi)

Şekil 18’de görüldüğü gibi her elektrot için özniteliklerin ideal sayısı her iki metotta 4’tür. Her elektrot için 4 öznitelik ile AR katsayıları daha düşük PMC verir.

Bu çalışmada FFT frekans bantları ve AR katsayıları öznitelik çıkarma için karşılaştırılıyor. AR metodu her elektroda 2 öznitelik hariç daha iyi bir performans veriyor.

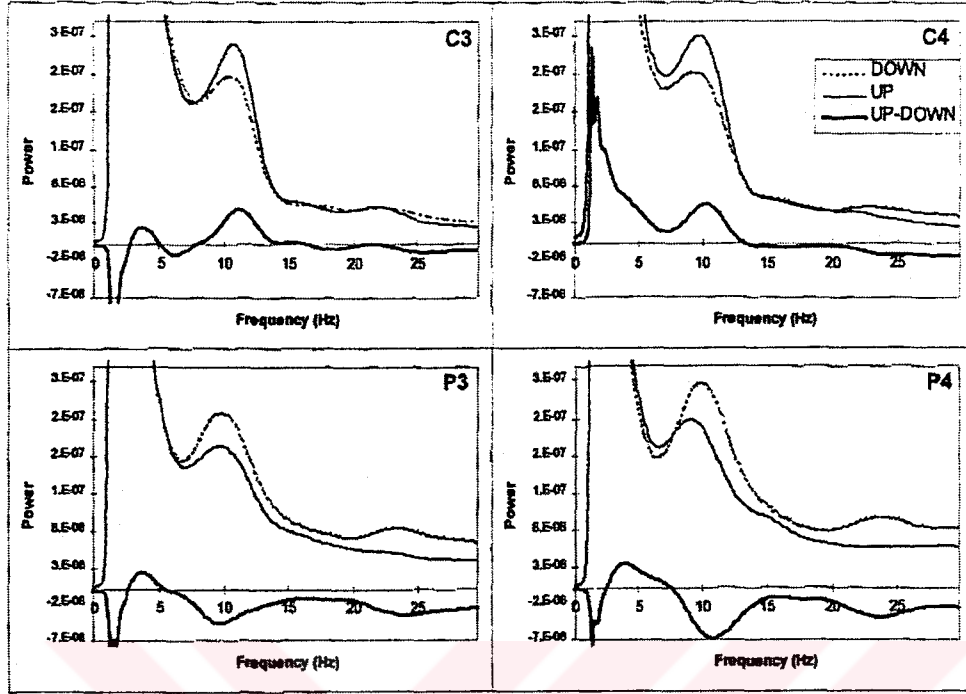
Spektral öznitelikleri kullanma optimal frekans bantları seçilirse daha iyi sonuç verebilir. Bununla birlikte spesifik frekans bantları çıkarılırsa o zaman hastanın EEG’sini kullanma için yeni yollar bulmasını engeller.

3.1.1.3 EEG kontrol işaretlerinin iyileştirilmesi

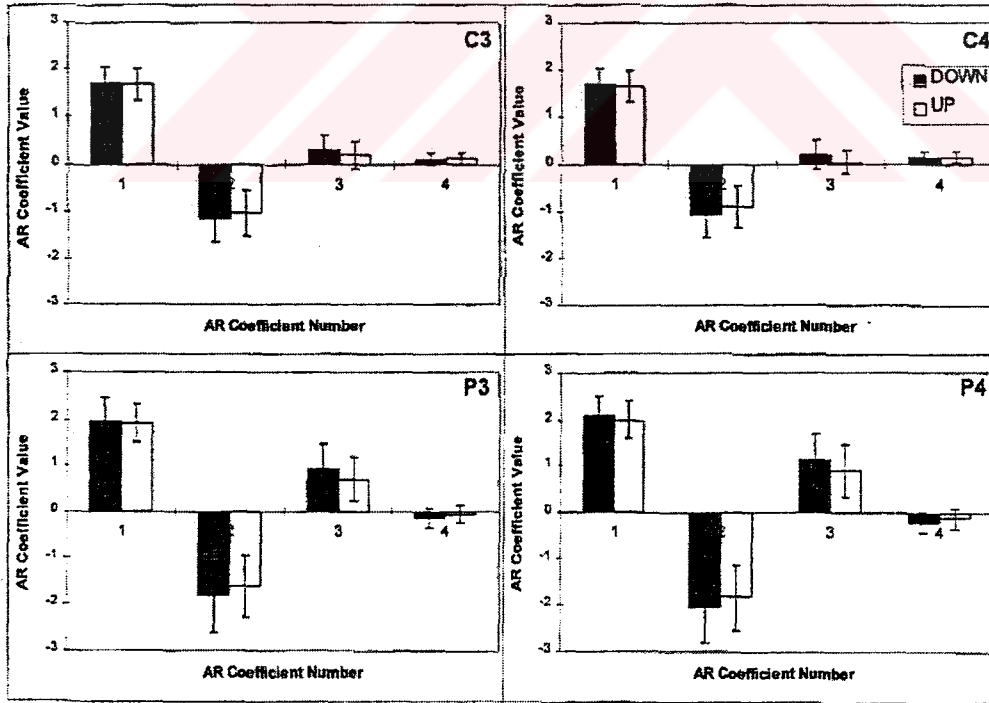
Kafa derisi potansiyeller EEG kontrol işaretlerinin çıkarılması için kaydedilirken diğer arzu edilmeyen işaretler (bozucular) EEG üzerinde gürültü oluşturur [11]. Göze ait bozucuların varlığı AR katsayıları veya FFT ile çıkarılan özniteliklerin performansını etkiler. Sonuç olarak hasta imleç kontrolünü kaybeder.

Göze ait bozucuların genliği milivolt mertebesindeyken EEG işaretlerinin genliği mikrovolt seviyesindedir. EEG spektrası ile bozucuların frekans domeninde üst üste binmesi, geleneksel filtreleme uygulamalarının uygulanmasına izin vermez. EEG işaretlerinden göz hareketlerini elimine edecek metotlar : Ret, Göz sabitliği (Eye

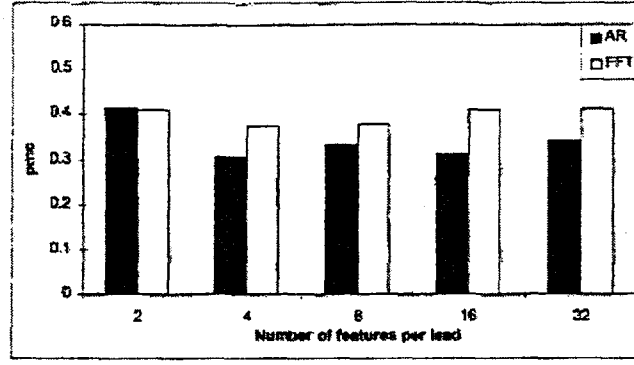
fixation), EOG (electro-oculogram), Çıkarma (Substraction), Lineer olmayan method ve Bağımsız bileşen analizi (Independent Component analysis - ICA)



Şekil 16. UP ve DOWN EEG'si arasındaki FFT spektral farklılığın bir örneği



Şekil 17. Aynı verileri (Şekil 16'deki) kullanarak hesaplanan AR katsayılarının bir örneği



Şekil 18. FFT güç bandı ve eşit sayıda AR katsayıları kullanıldığında yanlış sınıflama olasılığı (PMC)

Tüm metotlar gerçek olmayan zamanlı uygulandı ve Adaptif gürültü azaltma şemasına dayanır. 2 EOG referans işareti (sol göz) kullanılır. Göz kırpma , yatay ve dikey hareketleri içerir.

Bu çalışmada En küçük karesel hata (LMS : adım büyüklüğü : 0.05), Normalize LMS (adım büyüklüğü :0.6, a :15), Ardışıl kareler (RLS , adım büyüklüğü : 0.9, unutm faktörü : 0.9999) ve 2. dereceden Adaptive Volterra filtresi (alpha : 111, lambda =0.95) filtreleri kullanıldı.

Filtre katsayılarının sayısı değişken bir parametredir. Ve algoritmalar 2 biçimde test edildi:

1. Her iki referans işaretini atmak için aynı filtre katsayılarını kullanma
2. Her bir referans işareti için bir katsayılar kümesi kullanma

EEG işaretleri International 10-20 elektrot sistemine dizilmiş elektrotlar ve ilaveten bir referans elektrot kullanılarak ölçülür. EEG ve EOG işaretleri 200 Hz de örnekleniyor.

Tüm algoritmalar göz bozucularını atmayı başardı. Fakat 2. dereceden volterra filtresi daha iyi biçimde yaptı (nonlinear karakteristiğinden dolayı). Bununla birlikte, LMS algoritmasının performansı (yürütmesi en kolay algoritma) EEG işaretlerini iyileştirmek için yeterliydi.

BBA için EEG işaretlerindeki bozucularının atılması gerekli bir adımdır. Adaptif filtreler bu problemi çözmek için güçlü araçlardır. Bu konudaki sonraki araştırma ICA üzerine odaklanabilir. Çünkü bu teknik referans işaretlerine gereksinim duymaz.

3.1.2 2. Dereceden volterra filtresi

Adaptif 2. dereceden Volterra filtresi non-lineer davranışları modellemek için başarılı bir biçimde uygulanıyor. P. derecede volterra filtresinin giriş çıkış ilişkisi şu şekilde ifade ediliyor.

$$y(k) = \sum_{p=1}^P \sum_{k_1=0}^{N_p-1} \dots \sum_{k_p=k_{p-1}}^{N_p-1} h_p(k_1, \dots, k_p) * x(k-k_1) * \dots * x(k-k_p) \quad (3.1)$$

veya daha açık formda ifadesi

$$\begin{aligned} y(n) = & h_0 + \sum_{k_1=0}^{N-1} h_1(k_1) x(n-k_1) \\ & + \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} h_2(k_1, k_2) x(n-k_1) x(n-k_2) \\ & + \dots + \sum_{k_1=0}^{\infty} \dots \sum_{k_p=0}^{\infty} h_p(k_1, \dots, k_p) x(n-k_1) \\ & \dots x(n-k_p) + \dots \end{aligned} \quad (3.2)$$

$h_p(k_1, \dots, k_p)$, derece p'nin filtrenin kernelidir. P. derece kernelin $\binom{N_p+p-1}{p}$ tane katsayısı vardır. 2.dereceden volterra filtresi P=2 alınırsa ;

$$\begin{aligned} y(n) = & \sum_{k_1=0}^{N-1} h_1(k_1) x(n-k_1) \\ & + \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} h_2(k_1, k_2) x(n-k_1) x(n-k_2) \end{aligned} \quad (3.3)$$

şeklinde ifade ediliyor. Bu filtrenin 2 katsayı vektörü şöyledir :

$$\hat{\mathbf{h}}_1 = [\hat{h}_1(0), \hat{h}_1(1), \dots, \hat{h}_1(N_1-1)]^T \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}}_2 = & [\hat{h}_2(0,0), \hat{h}_2(0,1), \dots, \hat{h}_2(0, N_2-1), \\ & \hat{h}_2(1,1), \dots, \hat{h}_2(N_2-1, N_2-1)]^T. \end{aligned} \quad (3.5)$$

bundan başka giriş vektörleri

$$\mathbf{x}_1(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-N_1+1)] \quad (3.6)$$

ve

$$\mathbf{x}_2(k) = [x^2(k), x(k)x(k-1), \dots, x(k)x(k-N_2+1), \\ x(k-1)x(k-1), \dots, \\ x(k-N_2+1)x(k-N_2+1)] . \quad (3.7)$$

Vektörel formda 2. derece volterra filtresinin çıkışı ;

$$y(k) = \hat{\mathbf{h}}_1^T(k)\mathbf{x}_1(k) + \hat{\mathbf{h}}_2^T(k)\mathbf{x}_2(k) \quad (3.8)$$

hata işareti $e(k)$;

$$e(k) = y(k) - \hat{\mathbf{h}}_1^T(k)\mathbf{x}_1(k) - \hat{\mathbf{h}}_2^T(k)\mathbf{x}_2(k) \quad (3.9)$$

$y(k)$: arzu edilen işarettir.

$\hat{\mathbf{h}}_1(k)$ and $\hat{\mathbf{h}}_2(k)$ filtre katsayılarının LMS algoritması kullanılarak güncellenmesi şu şekilde veriliyor.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}}_1(k+1) &= \hat{\mathbf{h}}_1(k) + \mu_1 e(k)\mathbf{x}_1(k) , \\ \hat{\mathbf{h}}_2(k+1) &= \hat{\mathbf{h}}_2(k) + \mu_2 e(k)\mathbf{x}_2(k) . \end{aligned} \quad (3.10)$$

İteratif biçimde katsayılarını yenileyen Volterra filtresinin kararlılığı için adım büyüklüğü (step-size) şu biçimde seçilmelidir.

$$\mu_1 = \frac{\alpha_1}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \quad ; \quad 0 < \alpha_1 < 2 , \quad (3.11)$$

ve

$$\mu_2 = \frac{\alpha_2}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \quad ; \quad 0 < \alpha_2 < 2 , \quad (3.12)$$

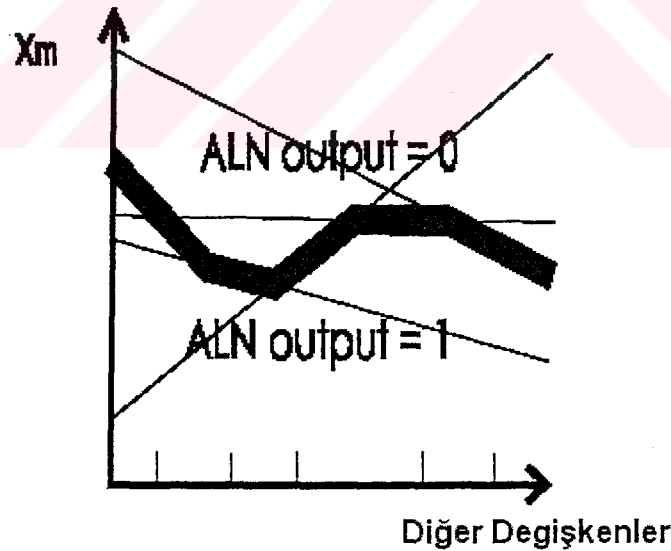
3.1.3 Adaptif lojik ağırları (adaptive logic networks)

ALN , ilk gizli katmanında lineer eşik (threshold) birimler (LTU) ve diğer gizli katmanlarda AND ve OR lojik kapılarını kullanan ileri beslemeli çok katmanlı bir ağ tipidir. Birimler tek lojik çıkışlı bir ağaç oluşturur. ALN'ler analog çıkışlar üretemezler. Bu durumda amaç bir fonksiyon grafiğinin altında (veya üstündeki) noktalar için 1 lojik çıkışı üretir aksi halde 0 lojik çıkışı üretilir.

Bu ağ tam olarak çok sayıda lineer fonksiyonlar kullanır. Lineer fonksiyonlar L_i ile gösterilir. $x_m = w_{i,0} + w_{i,1}x_1 + \dots + w_{i,m-1}x_{m-1}$ (Şekil 19 da görüldüğü üzere)

x_m , çok sayıda doğruyu (a piecewise linear function) birleştirmek için Maksimum ve minimum işlemlerinin (ALN ağacında AND ve OR birimleri karşılık gelir.) bir ağaç ifadesi ile birleşir.

LTU , bileşen olarak n tane reel değeri $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ giriş olarak kabul eder. Eğer $w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n \geq 0$ ise çıkış lojik 0'dır aksi halde 1'dir. $w_0, \dots, w_n$ ağırlık sırası LTU'nun ağırlık vektörü olarak adlandırılır. $u = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n$ ifadesi $\varphi(u) = 1/(1 + e^{-u})$ formundan geçirilir.

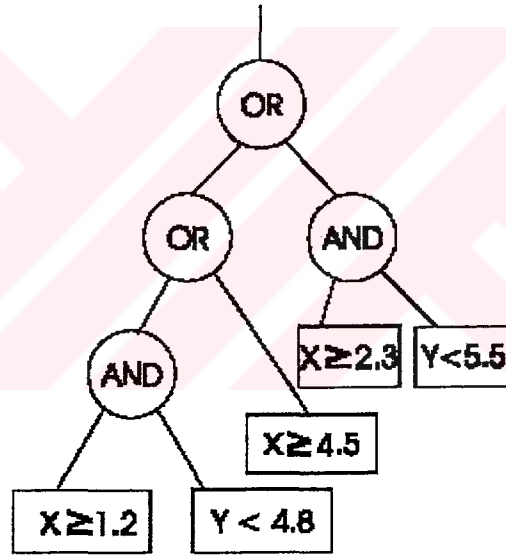


Şekil 19. ALN'nin gösterdiği bir fonksiyon

Değişik zamanlarda ALN kavramının 3 değişik versiyonu vardır :

1. Esnek lojik kapılarının sabit binary ağacın düğümlerinde (node) AND, OR, LEFT, RIGHT fonksiyonlarını seçerek boolean fonksiyonları öğrenen sistemler
2. Reel girişler üzerinde değişik sabit eşikler kullanarak reel değerleri Boolean vektörlere kodlayan sistemler, o zaman bu bit vektörler paralel durumda işleyen tip 1 sistemine gönderiliyor. Son olarak çıkışta ortaya çıkan binary dizi gerçek değer üretmek için çözülür
3. İlk gizli katmanında adaptif ağırlıklı LTU, diğer gizli katmanlarında AND ve OR ve çıkış katmanına sahip sistemler.

Birinci tip ALN'nin girişleri ikili koddadır. İkinci Tip ALN girişleri sürekli girişler üzerinde sabit eşikler hesaplanan lojik kapılar ağı ile ilgilidir. Eğer ölçüm değeri sabit bir eşikten büyükse (veya alternatif olarak küçükse) o zaman ağ girişi lojik 1'dir aksi halde lojik 0'dır. 2. Tip ALN Şekil 20'de görülmektedir.

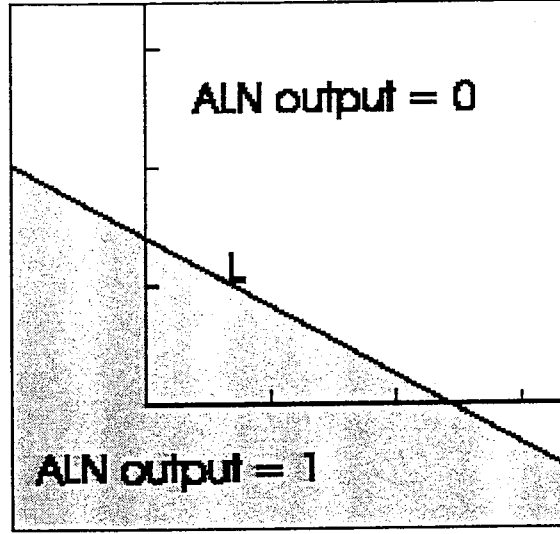


Şekil 20. Bir 2.Tip ALN yapısı. Yapraklardaki sabit eşiklere dikkat edin

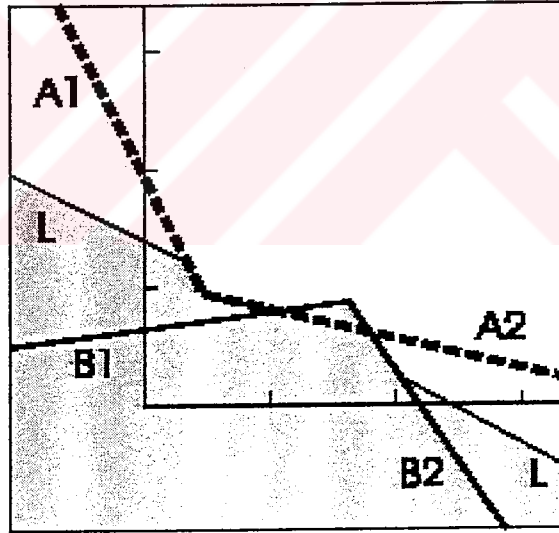
Şekil 21 , bir taralı alanın lojik 1 beyaz alanın lojik 0 olarak belirtmektedir.

Madem bir LTU dikdörtgenin içerisindeki lojik 1 ve lojik 0 alanları ayırmak için sabit fonksiyonları hesaplamaktan yoksun, o halde hesaplanabilir fonksiyonlar repartuarını artıracak böyle birimlerinden oluşan çok katmanlı ağlar kullanmak doğaldır.

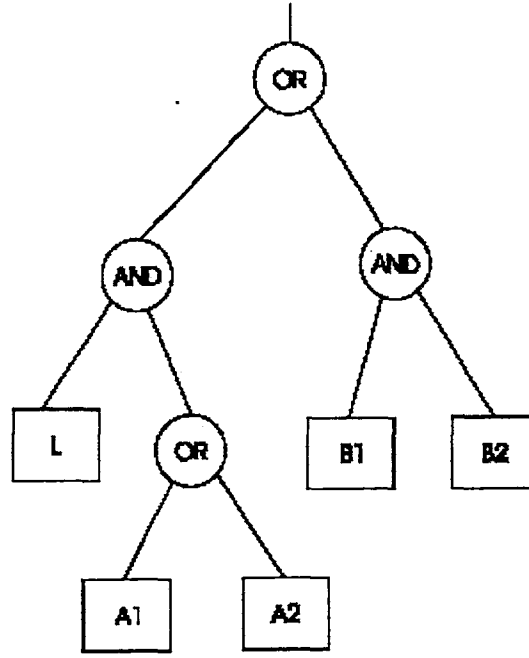
Şekil 22 ve Şekil 23 sırasıyla Dikdörtgen alan içerisindeki taralı olan ve olmayan alanı ayırmak kullanılan parça doğrular ve ALN sınıflayıcının blok şemasını göstermektedir.



Şekil 21. $1.4-0.57x-y=0$ doğrusu altındaki bölge



Şekil 22. Doğru parçaları



Şekil 23. Bir önceki şekilden hareketle oluşturulan sınıflayıcının yapısı

3.2 P300 Tabanlı BBA (Alfred I. Dupond Enstitüsü)

James B. Polikoff, H. Timothy Bunnel ve Winslow J. Borkowski Jr. Alfred I. Dupond enstitüsünde “Locked in” hastaları için yapmış oldukları arayüz çalışmasında P300 olay bağlantılı potansiyeller üzerinde yoğunlaşmışlardır [6]. Bu P300 işareti , fare imlecinin 2 boyutta hareket ettirme uygulaması ile birleştirildi. Öncelikle hasta 18 inçlik bilgisayar ekranı karşısına rahatça oturması sağlanıyor. Ekranda 4 farklı yönü gösteren (kuzey, güney, doğu, batı) hedef kolları vardır. Rastgele bir sıra içerisinde 250 ms boyunca uyarı veriliyor. Uyarılar arası süre 750 ile 1000 ms arasında değişmektedir. Göz kaynaklı bozucu, EOG kanalında bir eşik kullanılarak saptanıyor. Bozucu tespiti durumunda uyarı denemesi yeniden yapılmaktadır.

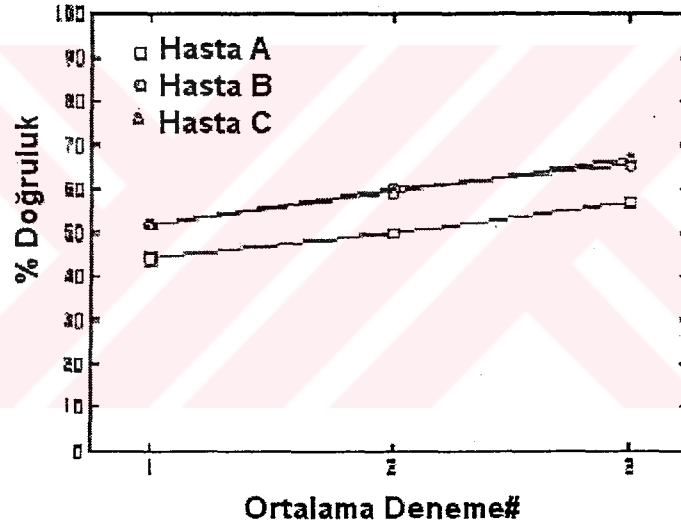
Verinin elde edilmesi için gümüş/gümüşklorür elektrotlar kullanılıp bunlar uluslar arası 10-20 elektrot dizilim sistemine göre Fz, Cz ve Pz noktalarına yerleştirildi. Referans olarak kulak loplara bağlanan elektrotlar kullanıldı. EOG kanalı için de sağ gözün aşağısına ve yanına elektrot yerleştirilmektedir. EOG kanalı ile EEG kanallarından gelen işaret 50.000 kez kuvvetlendirilip 0.15 Hz ile 150 Hz arasında bir band-geçiren filtreden geçirildi. Daha sonra IBM uyumlu ve 8 kanallı dsp kartlı bir

486 bilgisayarında 300 Hz'lik örnekleme (12 bit çözünürlük). Her bir deneme için veri kaydı uyarının verilmesinden 50 ms önce başlayıp toplam 650 ms sürmektedir.

Toplanan datalar gerçek olmayan zamanda analiz edildi. Kestirim yönü, olası imleç yönlerindeki P300 seviyesinin karşılaştırılmasına dayanır. Karşılaştırma tek bir küme için yapılabileceği gibi bir dizi kümeler üzerinde her bir olası hedef yönlerin toplanması biçiminde olabilir.

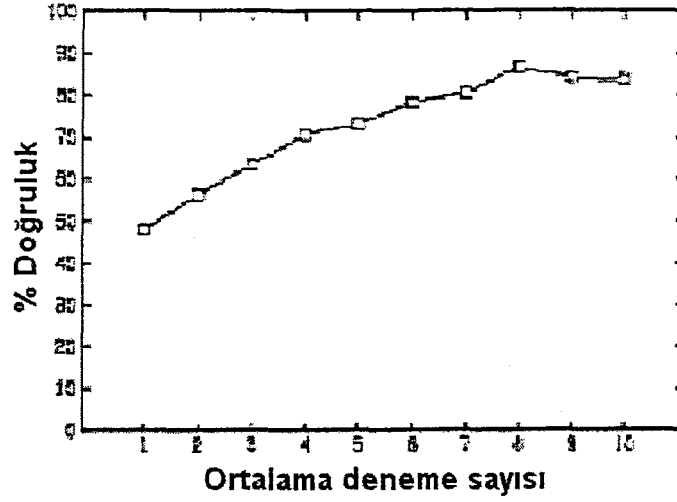
Yapılan araştırmalar P300 için en uygun zaman aralığının uyarı başlangıcından sonra 300 ile 600 ms'ler arası olduğunu gösterdi.

P300 genliğini etkileyen faktörlerden bazıları : uyarı frekansı ve zihinsel görevlerdir. Düşük frekanslı uyarı yüksek bir P300 genliği oluşturacaktır. 0.2 ve 0.25 Hz uyarı frekansı için 2 hastadan elde edilen sonuçlar sırasıyla % 54.02 ve % 40.85'dir. Şekil 24 , 3 hasta için artan veri kümesi için performansları göstermektedir.



Şekil 24 Ortalama denemelerin fonksiyonu olarak yüzdesel doğruluk

Şekil 25 , tek bir hasta için ardışık denemeler sayısı ile performansı sunmaktadır. Görüleceği üzere tekil deneme kümesi için % 50'lik bir başarı elde edilmemiştir. 3 deneme kümesi için ise bu oran % 60'a çıkmaktadır. Hedeflenen yönde %50 doğrulukla 10 imleç adımı gidebilmek için yaklaşık 30 adıma ihtiyaç varken (bunun için gereken süre yaklaşık 2 dakika civarında) % 60 doğrulukla bu sayı 21 adıma (yaklaşık 4 dakika) düşmektedir.



Şekil 25 Bir hasta için artan deneme sayısının fonksiyonu olarak yüzdesel doğruluk

3.3 SCP Tabanlı BBA (Tübingen Üniversitesi)

Neils Birbaumer ve arkadaşları Tübingen üniversitesinde tümüyle felçli hastalar için EEG işaretlerinin oto-kontrolü yaklaşımına dayanan ve düşünce çeviri aygıtı olarak adlandırılan bir haberleşme aygıtı üzerinde çalıştılar [7]. Düşünce çeviri aygıtı dil destek programında kelime veya harfleri seçmek için yavaş kortikal potansiyelleri (SCP) kullanır. Çünkü SCP'nin nörofizyolojik temelleri iyi bilinmektedir.

Tüm deneyler taşınabilir eğitim aygıtları ile hastaların evlerinde yapıldı. Hastalar yatakta yatıyor ya da tekerlekli sandalyede oturuyor. EEG işaretleri C3, C4, Fz ve Pz noktalarından alınıp geleneksel 8 kanallı bir kuvvetlendirici ile kuvvetlendirildi. İşaretler 256 Hz de örneklenmektedir. Kayıt esnasında eş zamanlı olarak göz bozucuları elemine edilmektedir. Kullanılan elektrotlar empedansı 5 kohm daha küçük olan gümüş/gümüş klorür elektrotlardır. SCP, düzenli EEG işaretlerinden çıkartılır, filtrelenir, göz bozucuları için doğrulanır ve görsel, işitsel veya duyuşal biçimde hastaya geribesleme olarak verilir. SCP'nin görsel geribeslemesi 63 ms de bir güncellenmektedir. Hasta negatif SCP ürettiği zaman görsel geribesleme parlamaktadır. Hasta pozitif SCP ürettiğinde ise geribesleme yanıp sönmektedir. Ani hareketlerden kaçınmak için 63 ms'de bir hareket eden 500 ms'lik zaman penceresi üzerinde EEG'nin ortalaması hesaplanır. Hasta gerekli genlik değişimini sağladığı zaman, ekranda gülen bir yüz belirdikten sonra yeni bir denemeye geçilir. Bir günlük oturum genellikle 6-12 oturumdan meydana gelir. Herbir oturum 5-10 dakika

sürmekte ve 70-100 deneme içermektedir. Hastalar haftada birkaç kez eğitiliyor. Taban (Baseline) periyodunun başlangıcı yüksek bir ses tonu ile işaret edilir. 2-4 saniyelik geribesleme periyodu düşük bir ses tonu ile başlar. Eğer %75'lik kararlı bir performans elde edilirse, dil destek programının birinci seviyesi ile çalışmaya başlıyor. 5 hastadan bir haftalık eğitim sonunda %75'lik başarı gösteren 3. hasta hariç diğerlerinin bu sınır değeri yakalaması aylar sürdü.

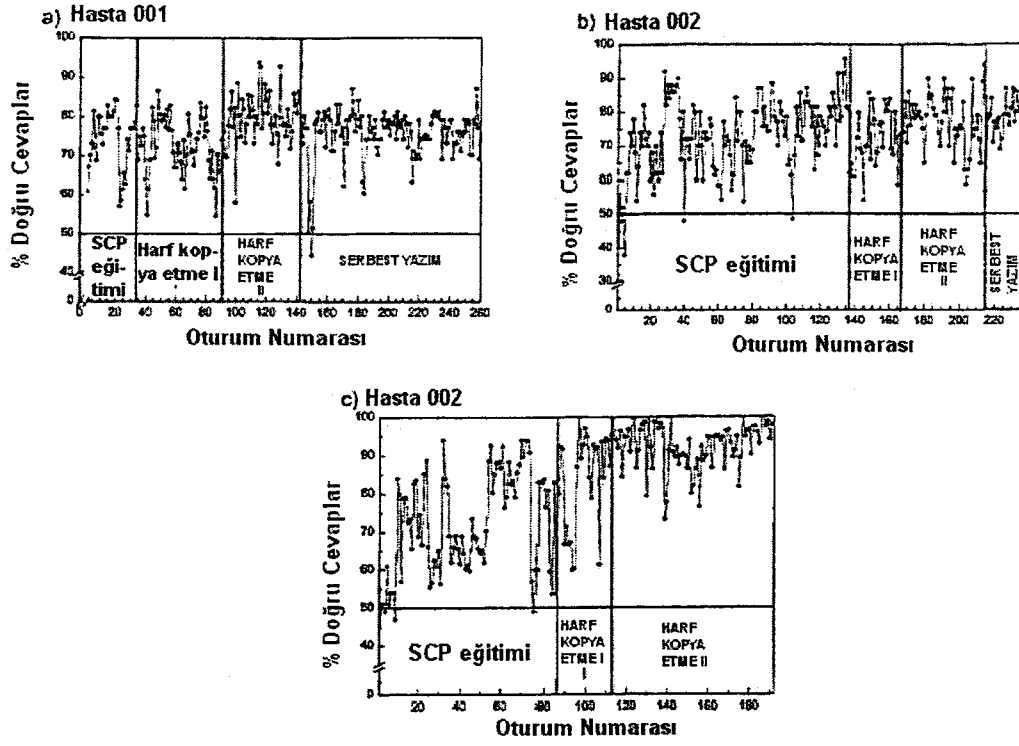
Dil destek programı için alfabe 2 yarım küreye ayrılır. Hasta bu 2 yarım küreden bir tanesini negatif veya pozitif SCP ile bu yarım kürelerden birini seçer. Seçilen harfler grubu da kendi arasında 2 kümeye ayrılır. Bu işlem bir harf seçilinceye kadar devam etmektedir. Bu dil destek programı ayrıca bir geri dönüş fonksiyonuna da sahiptir.

Şekil 26, düşünce çeviri aygıtı ile hecelelemeyi öğrenen 3 hastanın sonuçlarını göstermektedir. 1. Hasta 260 oturumdan fazla eğitildi. Yaklaşık 100 oturumluk hece kopyalama oturumundan sonra serbest biçimde programı kullanabildi. 2. hasta 220 eğitim oturumuna tabi tutuldu. Hastaların bir harfi seçebilmek için ortalama deneme sayısı 28'dir. Bu da bir denemenin 4.5 sn olması durumunda yaklaşık 2 dakikaya karşılık geliyor. Şekil 27 her 3 hastanın her birisi için 700 denemin ortalamasını yansıtmaktadır.

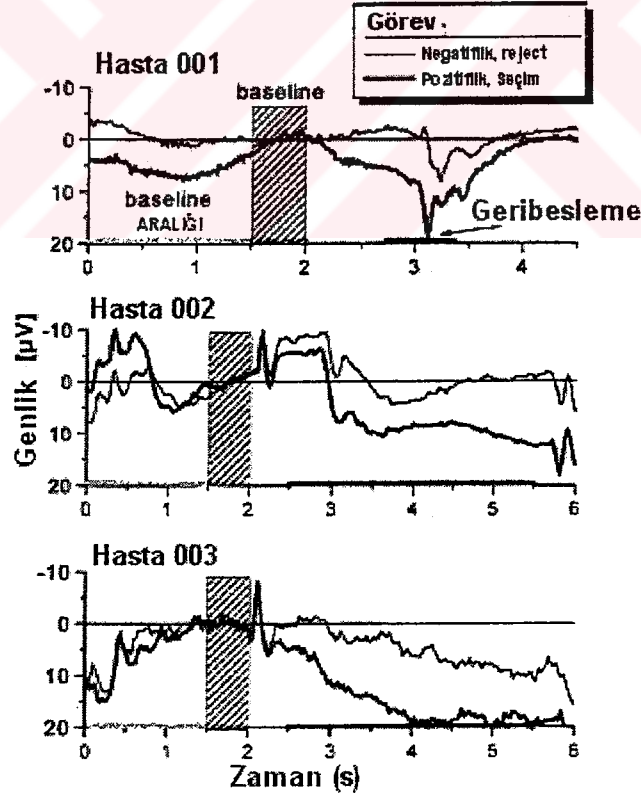
Şekil 28 , 2. hastanın kendi başına yazmış olduğu yazıyı göstermektedir. 3. hasta , 190 eğitim oturumuna tabii tutuldu. Kısa sürede yüksek bir performans gösterdi ancak okuma ve yazması yeteneğinin onun istekli olarak bir şeyler yazmasına izin vermemesinden dolayı pictogram denilen programa geçti. Geriye kalan 2 hastadan 4.sü birkaç ay sonra % 65'lik kontrol başarısı sağladı Ancak bilişsel stratejisini değiştirmesinden sonra SCP kontrolünü yitirdi ve eğitimine devam etmedi. 5. nolu ALS hastası yanlış verilen geribeslemeden dolayı eğitime devam etmedi.

3.4 Kararlı Hal (Steady State) Görsel Uyarılmış Potansiyele Dayanan BBA(Amerikan Hava Kuwetleri)

Hava kuvvetleri laboratuvarında alternatif kontrol teknolojisi programı(ACT) bir çeşit serbest el kontrolü için bir çalışma başlattı [8]. Bunlar, operatörlerin eli diğer aktivitelerle meşgul iken bilgisayarla haberleşmek için göz, kafa, ses EMG ve EEG'yi içerir.



Şekil 26. Düşünce çeviri aygıtını kullanan 3 hastanın sonuçları



Şekil 27 . Her 3 hasta için 700 deneme ortalaması

LIEBE-HERR-DAMEN-MANN-DAS-IST-MEIN-DRITTER-BRIEF-
DEN-ICH-NUR-MIT-MEINEN-GEDANKEN-GESCHRIEBEN-HABE.-
WELTWEIT-GIBT-ZWEI-MENSCHEN-DIE-DAS-KÖNNEN.-DAFÜR-
WERDE-ICH-VON-UNI-TÜBINGEN-DREI-MAL-PRO-WOCH-
TRAINIERT.-DAS-TRAINING-IST-HART-MACHT-ABER-
SPASS.-ICH-FREUE-MICH-ÜBER-IHNEN-BESUCH.-
HERZLICHE-GROSSE-AN-IHRE-FRAU.-IHR-JÜRGEN-BOROWICZ-

Şekil 28. Hasta 002'nin kendi başına yazdığı harfler

ACT programında EEG tabanlı araştırma BBA için etkin bir haberleşme ortamı olarak kararlı hal görsel uyarılmış potansiyelleri (SSVEP) kullanıldı. SSVEP kullanımı için 2 farklı yaklaşım uygulandı. Birincisi, operatörler SSVEP'lerinin gücünü kontrol etmeye çalışır. Diğeri az veya hiç eğitim gerektirmez, çünkü sistem doğal olarak orataya çıkan işareti kullanır.

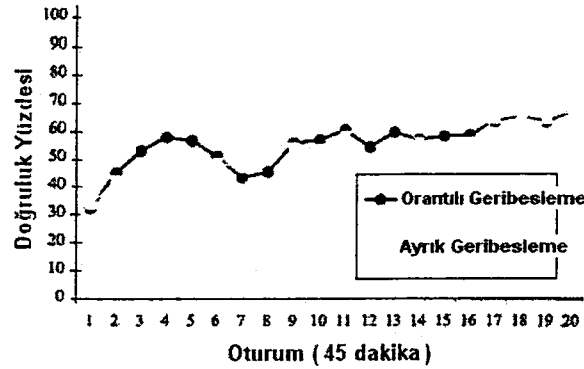
Operatör ve bilgisayar arasındaki haberleşme sadece 2 kontrol hareketi olduğu durumda 1 ve 0'a karşılık gelir. Bu durumda örneğin bir aygıt açılıp-kapanır veya yukarı-aşağıya hareket edebilir.

SSVEP, sabit bir frekansta verilen görsel uyarı kullanarak ortaya çıkarılır ve uyarı frekansında EEG aktivitesindeki bir artış olarak karşımıza çıkar. Tipik olarak uyarı 13.25 Hz'de modüle edilen bir lüminace beyaz floresan kullanarak üretilir

EEG , görsel bölgeler üzerine yerleştirilen (sol mastoid toprak olarak kullanılıyor) altın kaplı elektrotlar kullanarak elde edilir. O1 ve O2 kanalları arasındaki fark işareti kuvvetlendirilip filtreleniyor sonra SSVEP genliğini ölçmek için kullanılan Locked in kuvvetlendirici sistem tarafından işleniyor. Eşik sınırlarına ve süre gereksinimine dayanan kontrol mantığı gürültülü SSVEP'i yumuşak ve kararlı kontrole çevirir. Eşik ve süre parametreleri bireysel operatörler ve spesifik uygulamalar için ayarlanabilir. Tipik olarak 2 eşik binary kontrol için kullanılır. Üst eşğin üzerindeki güç belirli bir harekete, alt eşik sınırının altı ise diğeri bir harekete karşılık gelmektedir

Deneylerde bazı operatörler zorlanırken bazıları da mükemmel kontrol sağladı. SSVEP işareti birkaç uygulama ile birlikte kullanıldı. Bunlardan bir tanesi de uçuş kontrol simülatörüdür. Basit bir uçuş simülatörünün yuvarlanma pozisyonu bu BBA ile kontrol edildi. Simülatördeki bir gösterde operatöre sağa veya sola yuvarlan talimatı verdi. Operatör SSVEP genliğini artırdığı zaman simülatör sağa 0.5 derece, azalttığı zaman 0.5 derece sola yuvarlanıyor. Belirlenen pozisyona erişildiği zaman yeni bir pozisyon sunuluyor. Bu süreç yaklaşık 2 dakika sürüyor. Sonuç olarak

kullanıcılar % 85-90'lık bir başarı ile simülatörü kontrol edebildiler. Şekil 29, Artan eğitim oturum sayısı ile performansın değişimini göstermektedir.



Şekil 29. Artan eğitim oturum sayısı ile performansın değişimi

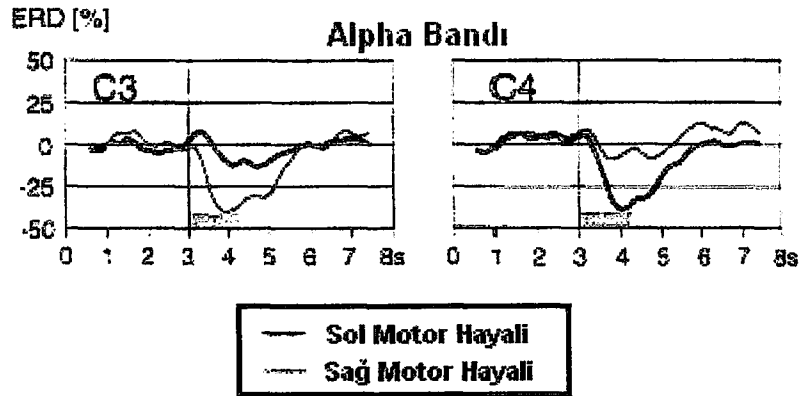
3.5 Motor Hareketlerini Kullanan BBA (Graz Üniversitesi)

Bir Protez eli kontrol edecek farklı yollar mevcuttur [14]. Bir omuz koşumu, EMG tabanlı veya Wilmer dirsekli protezler buna örnek olarak gösterilebilir. Bir omuz koşumu, kol veya omuzu daha yukarı hareket ettirerek bir el protezini kontrol etmek için kullanılabilir. Alternatif biçimde bir dirsek aşağı protez miyoelektriksel biçimde veya başka değişle arta kalan kas veya sinir aktivitesi ile kontrol edilebilir. Fakat etkinlik sınırlıdır. Çünkü sinir uçları uzvun kesilmesinden dolayı etkinliğinin kaybedebilir. Wilber dirseği, omuz veya üst kolu kullanmak yerine dirsek hareketini kullanır. Tüm bu ticari protez sistemleri tümüyle felçli olan hastalar için kullanışlı değildir. Fakat bir EEG'ye dayanan BBA ciddi hareket bozukluğuna sahip hastalara yeni bir kontrol kanalı sağlar.

BBA uygulamaları örneğin sağ veya sol el hareketlerinin hayali boyunca kaydedilen EEG'nin sınıflanmasıyla elde edilen ikili kod sonucu kullanılarak kontrol edilebilir.

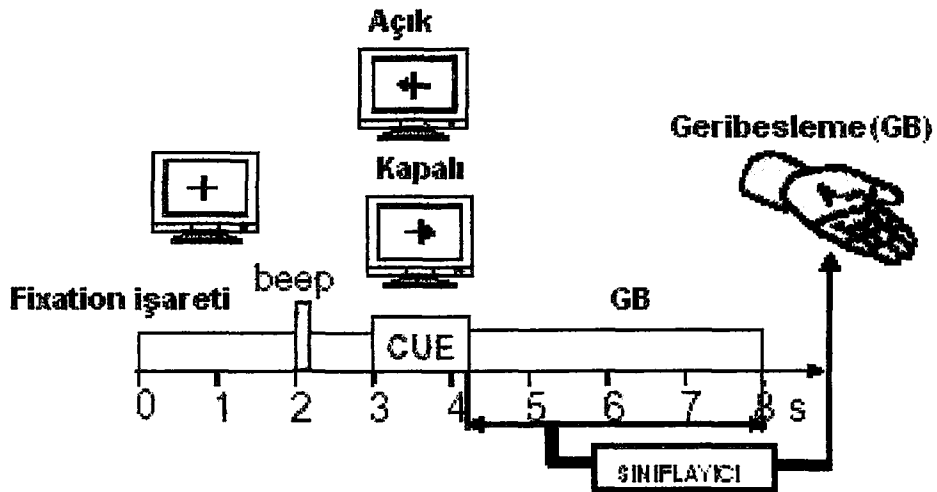
Graz üniversitesinde yapılan BBA çalışmaları zihinsel görevlere dayalı örüntü tanıma yaklaşımını kullanan arayüzler üzerinedir. Çalışmalarda kullanılan zihinsel görev veya görevler bir uzvun hareket hayalidir. Öznitelik olarak ERD/ERS veya uyarlamalı özbağlaşım modeli (AAR) kullanmıştır. AAR, RLS algoritması ile kestirilmiştir

$$X_k = C(1, k)X_{k-1} - \dots - C(p, k)X_{k-p} = \varepsilon_k \quad (3.13)$$



Şekil 30. C3 ve C4 elektrotlarından elde edilen ve sağ ve sol motor hayali için ERD/ERS

Deney, ekranın ortasında çapraz işaretin gösterilmesi ile başladı. 2 saniye sonra bir uyarı ‘beep’ sesi biçiminde veriliyor. 3 ile 4.25 sn’ler arasında (“cue” bölgesi) sağ veya sol tarafı gösteren bir ok ekranda gösteriliyor. Hastadan ok yönüne göre sağ veya sol elini hareket ettirme hayalini kurması istendi. 4.25 ile 8 sn’ler arasındaki EEG gerçek zamanlı olarak sınıflandı ve sınıflama sonucu protezi kontrol etmek için kullanıldı. Eğer hasta sol elini hareket ettirdiğini hayal etti ise protez birazcık kapandı. Bir oturum 160 denemeden oluşuyor. 16 hasta ile 3 oturum yapıldı. Deneyin yapılışı Şekil 31 de görülmektedir.

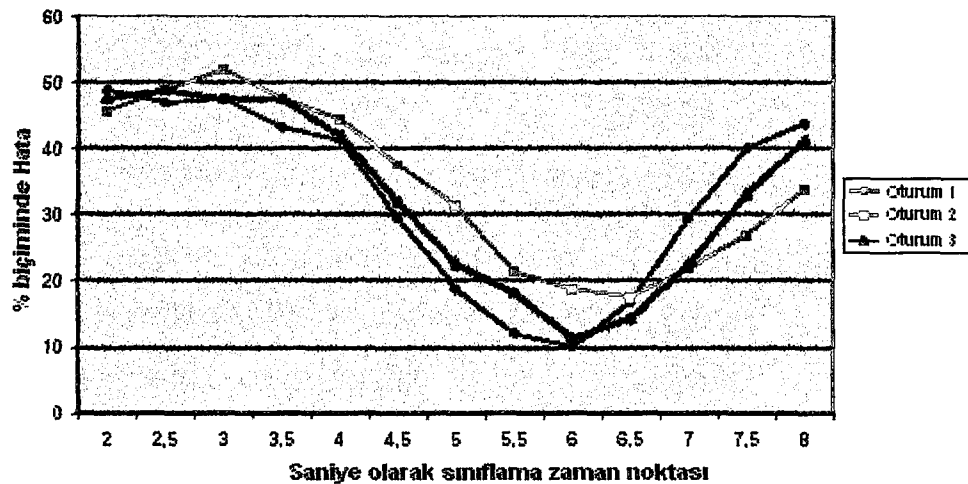


Şekil 31. Graz Deneyin yapılışı

Hastalardan bir tanesi ile elde edilen sonuçlar Şekil 32’de grafiksel olarak görülmektedir. 1. ve 3. oturumda evvelki oturumdan elde edilen ağırlık vektörü ile yerine getirildi. Geribesleme yatay bir çubuğun hareketi biçiminde veriliyor. 2. oturum için 1. oturumun verisi ağırlık vektörü oluşturmak için kullanıldı. En düşük sınıflama hatası ile sınıflama zaman noktalarının AAR katsayıları, takip eden oturumlar için Lineer ayırım analizi (Linear Discriminat Analysis - LDA) ile ağırlık vektörü kurmak için kullanıldı. 1. ve 3. oturum için kullanılan ağırlık vektörü 6. saniyedeki veriden toplandı. 2. oturum için 6.5 saniyeden alındı.

1. oturum için en düşük hata (%10) 6 saniyede, 2.oturum için (%75) 6.5 saniyede ve 3. oturum için (%11.25) 6. saniyede hesaplandı. Böylece en iyi sınıflama zaman noktası ağırlık vektör hesaplama zaman noktasına karşılık geldi.

İlk kez EEG tabanlı BBA sistemin sağ veya sol el hareketinin hayali ile bir protez el kontrolü sağlandığı görüldü. Hasta yaklaşık %82.5, %88.75 ve%90 doğruluk elde edebildi. En iyi sınıflama zaman noktası lineer sınıflayıcının hesaplama zaman noktasına karşılık geldi. Doğruluk aynı hasta ile yapılan diğer çalışmalarda da aynı düzeyde kalmıştır. Hastanın minimum hata oranına erişmesi için “cue” başlangıcından sonra 3-3.5 sn’ye ihtiyaç vardır. Oturumun sonuna doğru hata oranı artmaktadır. 1. oturum için hata %10’dan %43.8’e, 2. oturum için %17.5’den %33.8’e, 3. oturum için %11.25’den %41.3’e arttı.



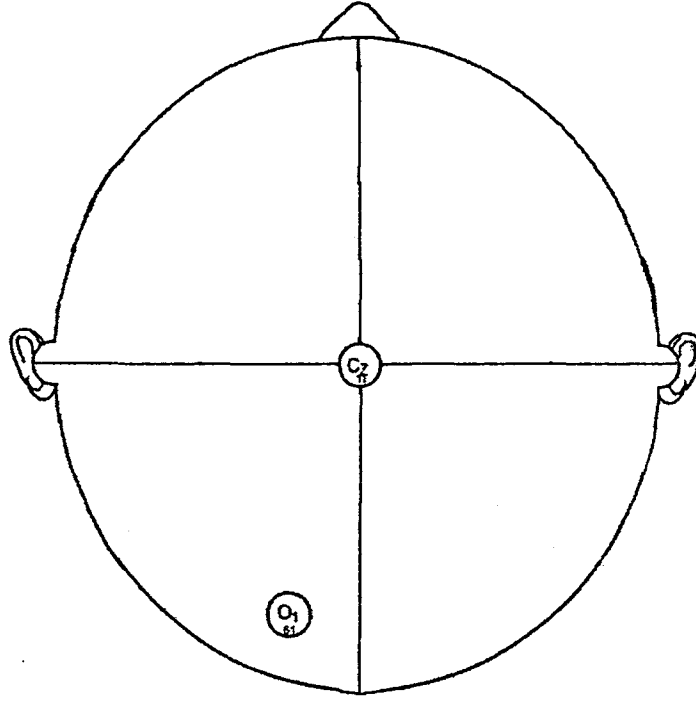
Şekil 32. Gerçek zamanlı sınıflama sonuçları : Hasta i6

4 GÖRSEL UYARILMIŞ POTANSİYELLERİN SAPTANMASINA DAYANAN BEYİN BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ

PRA yaklaşımına dayanan BBA'larda hastanın kontrol boyunca dikkatini arayüz üzerine yoğunlaştırmasına gereksinim duyulması bir dezavantajdır, çünkü bir insanın dikkatini en fazla 30 dakika yoğunlaştırıldığını göz önüne alınırsa böyle bir sistemin istenildiği zaman kullanılması her zaman mümkün olmayabilir. Diğer yaklaşım OCA'da ise hastanın kendi EEG'sini kontrol ederek arayüz için gerekli komutları üretir ancak bu yaklaşımda kullanılan biyolojik parametre büyük bir önem taşımaktadır. Eğer örneğin belirli bir band gücünün ya da SCP'nin negatifliği ya da pozitifliğinin sağlanması gerekiyorsa bu aşamada eğitim uzun sürmektedir. Eğer P300'ün ya da uyarılmış potansiyelin saptanmasına dayanan bir arayüz tasarlanacak ise bu durumda eğitime çok az, hatta hiç gerek kalmayacaktır. Bu nedenle, yapılan çalışmada uyarılmış potansiyellerin saptanmasına dayanan bir uygulama üzerinde çalışıldı. Hazır bir veri kümesi kullanılmasından dolayı tüm analizler ve sonuçları gerçek zamanlı olmayan biçimde elde edildi.

Şekil 33'de görüldüğü gibi kullanıcıya 6x6 matris içerisinde 36 adet karakter sunulmaktadır. Kullanıcının görevi operatörün gösterdiği bir kelimenin sırasıyla harflerine odaklanmaktır. Tüm satır ve sütunlar rastgele bir biçimde 5.7 Hz'lik bir uyarı frekansı ile yoğunlaşmaktadır. 12 yoğunlaşmanın sadece iki tanesi arzu edilen harfi içermektedir. Başka bir deyişle konsantre olunan harf, parladığında hastanın beyinde bir uyarılmış potansiyel meydana gelecektir. Diğer harf parladığında ise herhangi bir uyarılmış potansiyel oluşmadığı varsayılıyor.

Kullanılan data kümeleri 240 Hz'de örneklenmiştir ve bir hastadan 3 oturumda alınmıştır. Her oturum bir dizi kelimeler içeriyor. Her kelime matlab dosyası olarak (örneğin BBA1.mat) kaydedilmiştir. Kelimenin her bir harfi için hasta ekranı şu şekildedir : Matris 2.5 saniyelğine gösteriliyor ve bu süre boyunca her karakter aynı yoğunluğa sahiptir (yani matris boş). Daha sonra matris her bir satırı ve herbir sütunu rastgele biçimde 100 ms'liğine yoğunlaşır (yani 6 satır ve 6 sütun toplan 12 uyarı



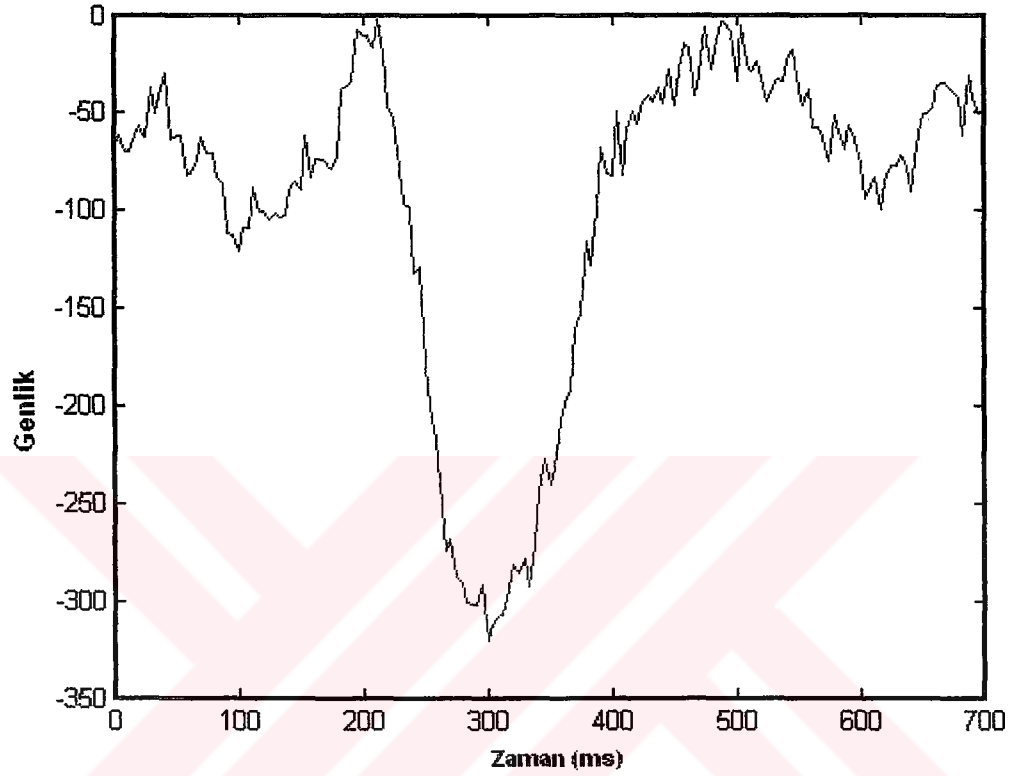
Şekil 34. Data kümesi için kullanılan kanallar

Kafa derisi üzerinde iki nokta arası fark ölçümü ile elde edilen EEG işareti 700 ms uzunluğunda epoklara ayrılmaktadır. Bu epokların başlangıç anı hastaya verilen uyarı anı ile aynıdır. Ardışık iki uyarı arasında 175 ms olduğunu düşünürsek bu şu anlama gelir ardışık iki epokun %75'lik kısmı aynı bilgiyi içermektedir. MATLAB içerisinde hazırlanmış olduğum programda bu epok süresi istenildiği takdirde değiştirilebilir. Ancak yapılan çalışmada en uygun sürenin 700 ms olduğu ortaya çıktı.

Daha önceden bahsedildiği gibi 6x6'lık matris içerisinde hastanın hangi harfe baktığını saptamak amacıyla 12'lik gruplar halinde 180 uyarı verilmektedir. Her bir 12'lik grup her satır ve sütunu rastgele bir sıra içinde sadece bir kez yakıp söndürür. Toplam 180 uyarı içerisinde her satıra ve sütuna ait 15 uyarı bulunmaktadır. Her satır ve sütuna ait epoklar ortalama işlemine tabi tutuluyor. İşaret işleme alanında uyarılmış potansiyellerin ortaya çıkarılmasına yönelik kullanılan metotlardan bir tanesi ortalama işlemidir. Aynı satır ve sütuna ait epokların ortalması alınarak hedef satır ve sütundaki uyarılmış potansiyeller daha belirgin hale getirilmeye çalışılıyor. Başka bir deyişle SNR oranı artırılmaktadır.

Epoklara ayırma ve ortalama alma işlemi yapıldıktan sonra normalizasyon işlemine geçiliyor. Normalizasyon işleminde her epok içerisindeki işaret sıfır ortalama ve birim varyans olacak biçimde normalize ediliyor. Bu işlemten sonra öznitelik

çıkarma işlemine geçilir. Bu çalışmada 2 farklı öznitelik birbirinden bağımsız biçimde kullanılmıştır. Bir tanesi ortalaması alınmış epokların kendisi diğer ise db4 taban fonksiyonu kullanılarak 5 . dereceye kadar olan Dalgacık katsayılarıdır. Bunların dışında AR katsayıları, Hızlı Fourier dönüşümü , otokorelasyon öznitelik olarak kullanılmış fakat olumlu bir sonuç elde edilememiştir.



Şekil 35. Averajlama Metodunu kullanarak 61 ve 11. kanallardan elde edilen uyarılmış potansiyel

4.1 KNN Sınıflayıcı Kullanarak Sonuca Ulaşma

Bir harfin saptanması için yukarıda bahsedilen işlemler yapıldıktan sonra (epoklara ayırma ve ortalama) problem şu hale gelmiştir : Elimizde 12 adet vektör bulunuyor bu vektörlerden 6 tanesi satıra ait diğer 6 tanesi ise sütuna ait vektörlerdir ve burada amaç 6 satır vektöründen uyarılmış potansiyel içeren bir tane ile 6 sütun vektöründen uyarılmış potansiyel içeren bir tanesini bulmaya çalışmaktır. Klasik örüntü tanıma yaklaşımından farklı olarak burada bir vektörler kümesi veriliyor ve bunlar içerisinde en olası olan 2 tane bulunmaya çalışılmaktadır. Klasik örüntü tanıma işleminde sadece bir vektörün sınıflanması söz konusudur. Arzu edilen vektörleri

bulmak için sınıflayıcı kullanılmıştır. Kullanılan sınıflayıcıdan bir tanesi de KNN sınıflayıcıdır.

Eğitim kümesi içerisinde 42 adet karakter (11 adet kelime), test kümesi içerisinde ise 31 adet karakter (7 adet kelime ve bir adet 4 haneli sayı) yer almaktadır. Bu eğitim ve test kümesine ait kelimeler Tablo 3’de verilmektedir.

Tablo 3’den de görüleceği üzere eğitim kümesi içerisinde 42 karakter ait 504 vektör bulunmaktadır (her bir karakter için $12 \text{ harf} * 42 = 504$). Bu 504 vektörden 84 adedi uyarılmış potansiyel içerirken geriye kalan 420 adedi ise içermemektedir. Dolayısıyla elimizde 2 adet sınıf bulunmakta bir sınıfın içerdiği vektör sayısı diğerinin 5 katıdır. Eğer klasik örüntü tanıma işlemindeki gibi tek vektörün sınıflanması söz konusu olsaydı her sınıfa ait eşit sayıda vektör bulunması gerekliydi ancak burada bir vektör kümesi söz konusu ve bu vektör kümesi içerisinde uyarılmış potansiyel içeren en olası (diğerlerine nazaran) 2 adet vektör bulunmaya çalışılıyor. Dolayısıyla her iki kümede eşit sayıda vektör olması şart değildir. Ayrıca eğitim kümesindeki 2 sınıfa ait vektör sayılarını eşitlemek yerine tüm veriyi kullanmak sınıf sınırlarını daha iyi ortaya çıkaracaktır. Yapılan çalışmada her iki sınıfa ait vektör sayısı eşitlendiğinde performansın düştüğü görülmüştür.

Tablo 3. Eğitim ve test kümelerine ait karakterler

Eğitim Kümesi	Test Kümesi
CAT DOG FISH WATER BOWL HAT HAT GLOVE SHOES FISH RAT	FOOD MOOT HAM PIE CAKE TUNA ZYGOT 4567

KNN sınıflayıcı her ne kadar işlem yükü fazla olan bir sınıflayıcı olsa da algoritmasının basitliğinden ve kolay uygulanabilir olmasından dolayı tercih ettiğimiz sınıflayıcılardan bir tanesi olmuştur. Ayrıca bu sınıflayıcı ile elde ettiğimiz sonuçlar oldukça tatmin edicidir.

Test kümesi içerisindeki herhangi bir karakter için verilen 12 adet vektör sırasıyla KNN sınıflayıcıya verilmektedir. Sınıfların içerdiği eşit olmayan sayıda vektörden dolayı tüm bu girişe verilen vektörlerin tamamı aynı sınıfa (uyarılmış potansiyel içermeyen sınıfa) ait çıkabilir. Daha önceden bahsedildiği gibi bu girişe sırasıyla verilen 12 adet vektörden uyarılmış potansiyel içeren en olası 2 tane vektör bulunmaya çalışılıyor (eğer sınıfların vektör sayıları eşit olsaydı gene yaklaşımımız değişmeyecekti.). Bu durumda ayırıcı bir kriter şöyle olacaktır: 12 adet giriş vektörü içerisinde KNN sınıflayıcı için verilen en yakın k komşuluk içinde en fazla sayıda uyarılmış potansiyel olarak adlandırdığımız sınıfın düğüm sayısını içeren 2 vektör seçilir. Bu 2 vektör, daha önceden de bahsedildiği gibi satıra ait 6 vektörden bir tanesi, sütuna ait 6 vektörden bir tanesinden oluşacaktır.

Satır ve sütuna ait numaralar Şekil 36'da gösterilmiştir. Test kümesindeki F karakteri ile ilgili 12 adet vektörün k=50 için KNN sınıflayıcıya verildiği zaman elde edilen sonuçlar Tablo 4. de gösterilmektedir.

	1	2	3	4	5	6
	↓	↓	↓	↓	↓	↓
7 →	A	B	C	D	E	F
8 →	G	H	I	J	K	L
9 →	M	N	O	P	Q	R
10 →	S	T	U	V	W	X
11 →	Y	Z	1	2	3	4
12 →	5	6	7	8	9	0

Şekil 36. Satır ve sütunlara ait numaralar

Tablo 4. F karakterine ait sonuçlar

	UP içeren Sınıf	UP içermeyen Sınıf
Sütun 1	0	50
Sütun 2	0	50
Sütun 3	0	50
Sütun 4	0	50
Sütun 5	21	29
Sütun 6	39	11
Satır 7	48	2
Satır 8	38	12
Satır 9	5	45
Satır 10	0	50
Satır 11	0	50
Satır 12	0	50

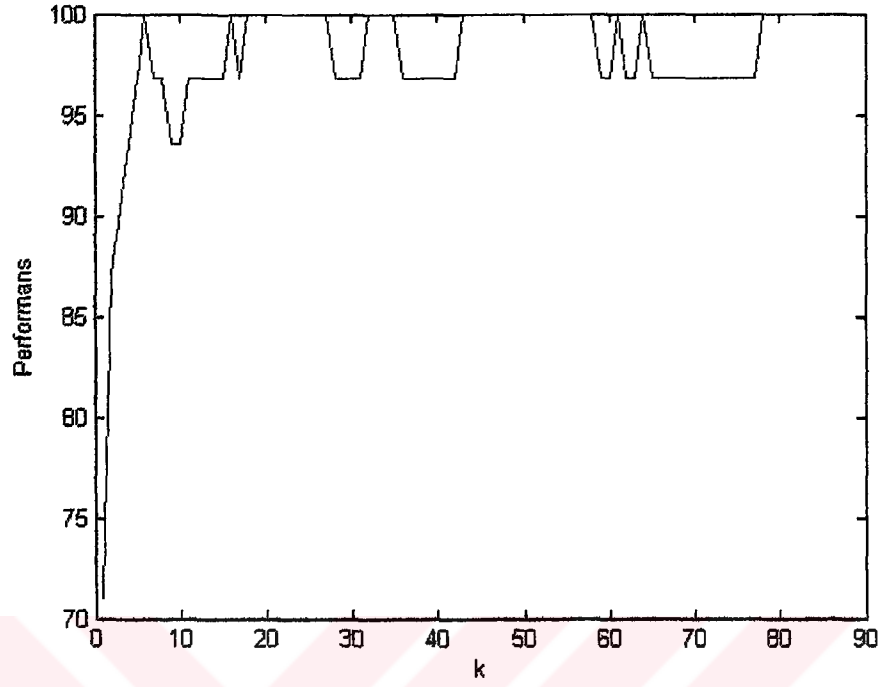
Tablo 4'deki sonuçlara bakıldığında sütunlar içerisinde UP içeren sınıfa ait tek bir vektör (sütun 6) bulunmaktadır. Satırlar içerisinde ise UP sınıfına ait 2 adet vektör adayı (satır 7 ve 8) vardır. Bu iki adaydan birinin elenmesi gerekmektedir ya da başka deyişle en olası olanın seçilmesi gerekmektedir. Bu durumda $k=50$ komşuluğu içerisinde UP sınıfına ait en fazla sayıda düğüm içeren vektör satır 7 olacaktır. Sonuç olarak bakılan karakterin satırı 7 ve sütunu ise 6'dır. Şekil 36'dan satır 7 ve sütun 6'nın F karakterine karşılık geldiğini görebiliriz. Tablo 4. de verilen sonuçlar öznitelik olarak işaretin kendisi kullanıldığında elde edilen sonuçlardır.

Test kümesi içerisindeki tüm karakterlerin KNN ile sınıflanması durumunda değişen k değerleri için sonuçlar Şekil 37'de verilmiştir. Öznitelik olarak işaret kendisi kullanılmıştır.

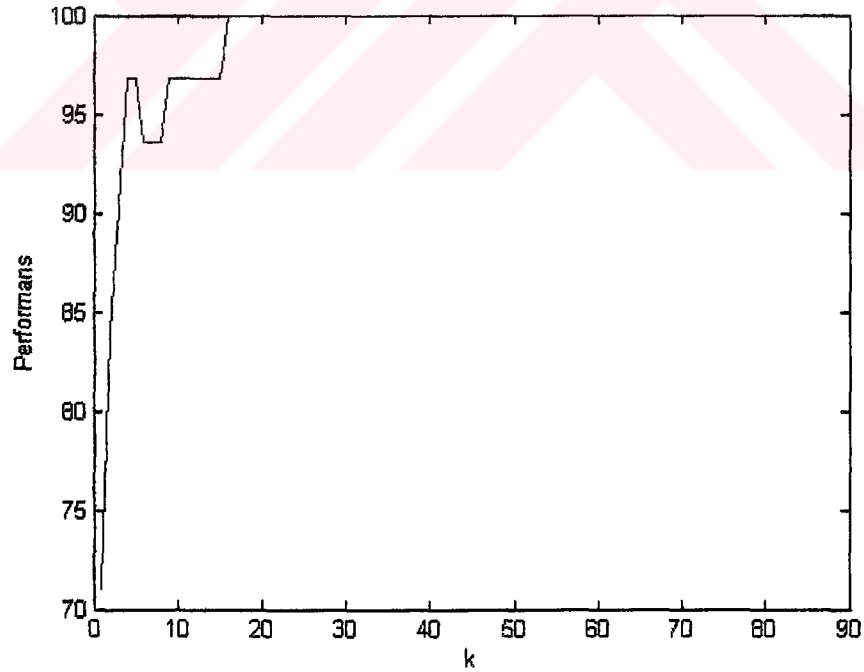
Eğer öznitelik olarak db4 taban fonksiyonu ve 5. dereceye kadar Dalgacık katsayıları kullanılırsa değişen k değerleri için KNN sınıflayıcının test kümesine verdiği cevapların doğruluk yüzdesi Şekil 38'de verilmiştir.

Temel bileşen analizi (PCA) kullanılarak boyut sayısı azaltılarak işlem yükünü hafifletip hemen hemen aynı doğruluk yüzdesini elde etmek mümkündür. Öznitelik olarak işaretlerin kendisi kullanıldığında boyut sayısı 168 olmaktadır. PCA ile

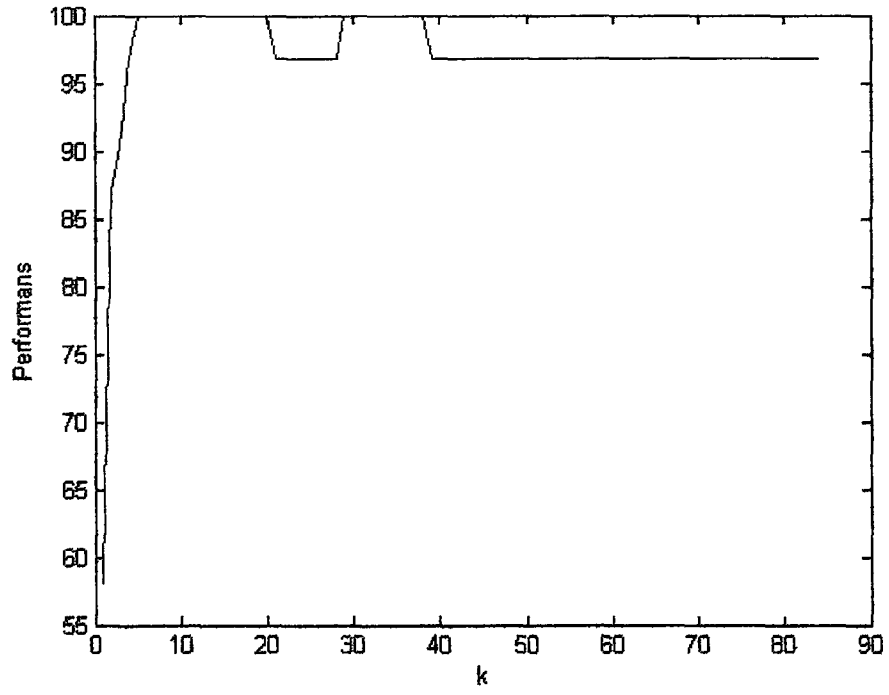
168'den 10 boyuta indirgeme yapıldığında değişen k değerleri için doğruluk yüzdesi şekil 39'da olduğu gibidir.



Şekil 37. Değişen k değerleri için KNN sınıflayıcının test kümesine verdiği doğruluk yüzdesi

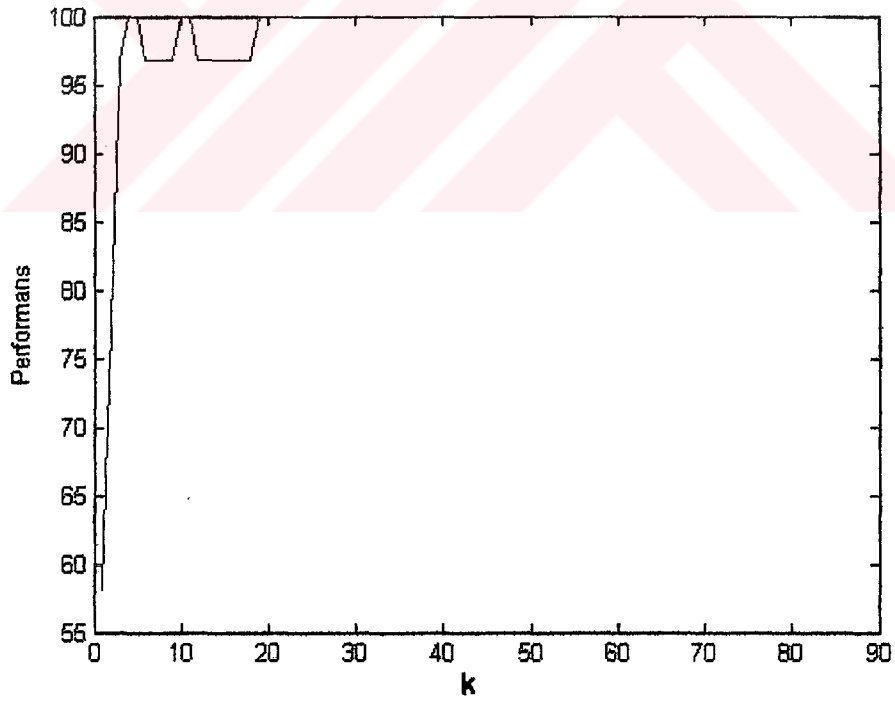


Şekil 38. Öznitelik olarak Dalgacık dönüşümü kullanılması durumunda KNN sınıflayıcının performansı (%)



Şekil 39. PCA kullanılması durumunda KNN sınıflayıcı için doğruluk yüzdesi (%)

Öznitelik olarak dalgacık katsayıları kullanıldığında boyut sayısı 35 olmaktadır. PCA kullanılarak 10 boyuta indirgenme yapılmakta ve sonuçlar şekil 40'daki gibidir.



Şekil 40. PCA ve öznitelik olarak dalgacık dönüşümü kullanılırsa doğruluk yüzdesi (%)

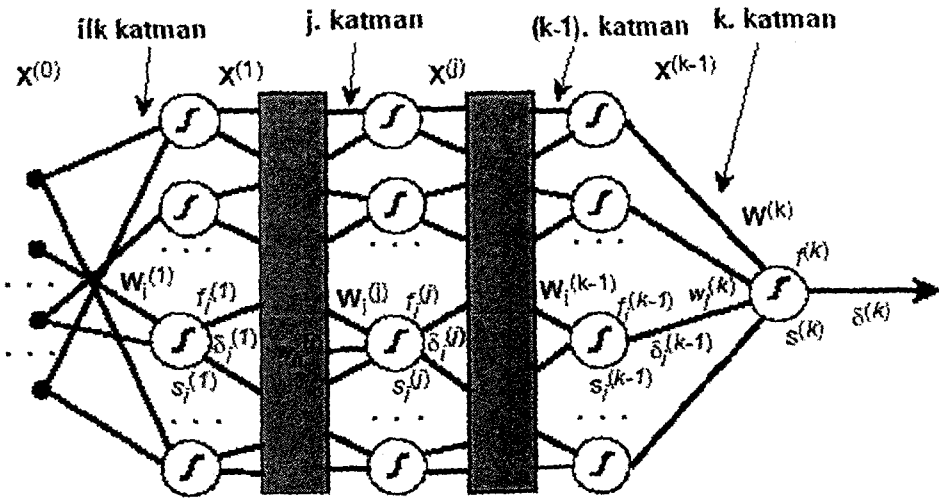
4.2 Çok Katmanlı Ağ Kullanarak Sonuca Ulaşma

KNN Sınıflayıcı ile elde edilen sonuçların bir Yapay Sinir Ağı ile karşılaştırılması amacı ile çok katmanlı ağ kullanılmıştır. Kullanılan çok katmanlı ağın genel yapısı Şekil 41’de görüldüğü üzeredir. Ağın eğitimi aşamasında geriye yayılım algoritması kullanılmıştır. Bu işlem yapılırken eğitim kümesi içerisindeki vektör kümelerinin içindeki vektörler birbirinden bağımsız olduğu varsayılmıştır. Başka bir deyişle ağ , giriş vektörü uyarılmış potansiyel içeren sınıfa ait ise çıkış 1 olacak biçimde, değilse 0 olacak biçimde eğitilir. Test kümesinin sınıflanması aşamasında ise, karakterlere ait vektörler kümesi sırasıyla çok katmanlı ağa verilip çıkış değerleri birbirine göre karşılaştırılır. Satır ve sütuna ait vektörler içerisinde maksimum olan değerler seçilir.

3 katmanlı ağ için değişen sayıda düğüm sayısı ve öğrenme hızı için elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 5 ‘te , ayrıntılı sonuçlar ise EK A’da verilmiştir. Ayrıntılı sonuçlarda, düğüm sayısı 1’den 10’a kadar değişirken öğrenme hızı da 0.05’ten 0.05 adım ile 1’e kadar değişmektedir. Bu işlem 5 defa yapılmış ve elde edilen sonuçların ortalaması alınmıştır. Belirli bir katman ve düğüm sayısı için çok katmanlı ağdan % 100’lük bir sonuç elde edilebilir, ancak bir sonraki eğitimde aynı performans elde edilemeyecektir. Bu açıdan KNN sınıflayıcı kullanmak daha kararlıdır. Çünkü bu sınıflayıcıda düğüm olarak eğitim kümesindeki vektörlerin kendileri kullanılmakta ve en yakın k adet komşuluğa bakılmaktadır. Dolayısıyla bir eğitime ihtiyaç duyulmaz ve her seferinde aynı kararlı performansı gösterir buna karşın hesap yükü fazladır.

Tablo 5. 3 katmanlı ağın verdiği en iyi sonuçlar

2. Katmanın Düğüm Sayısı	Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi (%)
9	0.75	%96.7742
9	0.65	%96.1290
3	0.55	%96.1290
6	0.65	%94.8387
7	0.70	%94.8387
8	0.45	%94.8387



Şekil 41. Kullanılan çok katmanlı ağı genel yapısı

5. SONUÇLAR

Tez çalışmasında, uyarılmış potansiyeller içeren EEG verisi 4. bölümde bahsedilen uygulamaya yönelik epoklara ayrılmış ve bu epoklardan 2 farklı öznitelik çıkarılarak sınıflayıcıya gönderilmiş ve sonuçları karşılaştırılmıştır. Daha önceden de bahsedildiği gibi beyin bilgisayar arayüzü çalışmasında karşılaşılan pek çok problem mevcuttur. Bunlardan bir tanesi de uygun elektrot pozisyonlarını saptamaktır. Diğer bir problemde uyarılmış potansiyellerin mevcut sinyal işleme teknikleri ile kısa bir zaman dilimi içerisinde çıkarılamamasıdır.

Uyarılmış potansiyel kullanımı, arayüz tasarlamak için bu çalışmada iyi bir adaydır. Öznitelik olarak ortalaması alınmış epokların kendisi ile db4 taban fonksiyonu ve 5. derecen ayrıştırma kullanılarak dalgacık dönüşümü kullanmıştır. Sınıflayıcı olarak KNN ve Çok katmanlı ağ seçilmiştir. Dalgacık dönüşümü ve KNN sınıflayıcının beraber kullanımı durumunda %100 doğrulukla uyarılmış potansiyellerin saptanabildiği görülmüştür. Ancak bu sonuç 15 deneme başka deyişle 31.5 saniye için geçerlidir. Bu süre oldukça uzun ve kullanımı güçleştirmektedir. Bu nedenle daha az sayıda deneme ve aynı doğruluk yüzdesi için diğer öznitelikler ve sınıflayıcılar üzerine yoğunlaşılmalıdır.

KAYNAKLAR

- [1] Wolpaw, J.R. and Birbaumer, N., 2002. Brain computer interfaces for communication and control, Elsevier journals on clinical neurophysiology 113, pp. 767-791.
- [2] Wolpaw, J.R. and Birbaumer N., 2000. Brain computer interfaces technology: A review of the first international meeting, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2
- [3] F. H. Lopes da Silva and A. van Rotterdam., 1982. *Biophysical aspects of EEG and MEG generation*, In E. Niedermeyer and F. H. Lopes da Silva, editors, *Electroencephalography*, pages 15-26, Urban & Schwarzenberg, München-Wien-Baltimore.
- [4] Nykopp, T., 2001. Statistical modelling issue for the adaptive brain interface, Yüksek Lisans Tezi, Department of Electrical and Communications Engineering, Helsinki University of Technology.
- [5] Lehtonen, J. , 2002. EEG based brain computer interfaces, Yüksek Lisans Tezi, Department of Electrical and Communications Engineering, Helsinki University of Technology.
- [6] Polikoff, J.B. and Borkowski, W.J., 1999. Toward a P300 based computer Interface, Applied Science and Engineering Laboratories Technical Report, Alfred I. Dupont Institute, Wilmington, USA
- [7] Birbaumer, N. and Kübler, A. , 2000. The thought translation device for completely paralyzed patients, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, pp. 190-193
- [8] Middendorf, M. And MacMillan, G. , 2000. Brain computer interfaces based on the steady state visual evoked potentials, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, VOL. 8, NO. 2, pp. 211-214
- [9] Polak, M. and Kostov, A. , 1997. Development of brain-computer interface: preliminary results, Proceedings – 19th International Conference – IEEE EMBS Oct.30-Nov.2, Chicago, IL USA
- [10] Polak, M. and Kostov, A. , 1999. Training setup for control of neural prosthesis using brain-computer interface, IEEE Proceedings of the First Joint BMES/EMBS Conference Serving Humanity, Advancing Technology, Oct. 13-16 Atlanta-GA, USA
- [11] Polak, M. and Kostov, A. , 2000. Environmental control by a brain-computer Interface, IEEE Proceedings of 22nd Annual EMBS International Conference, July 23-28 Chicago, IL USA
- [12] Polak, M. and Kostov, A. , 1998. Feature extraction in development of brain-computer interface: a case study, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE engineering in Medicine and Biology Society VOL 20, No 4
- [13] Guger, C. and Harkam, W. , 2000. Prosthetic control by an EEG based brain

computer interface, Institute of Biomedical Engineering, Department
of Medical Informatics, Ludwig-Boltzmann Institute for Medical
Informatics and Neuroinformatics University of Technology Graz
Technical Report, Graz - Austria



EK A

Bu bölümde, öznitelik olarak işaretin kendisi kullanıldığında 3 katmandan oluşan çıkış katmanında sadece bir düğüm bulunan çok katmanlı ağız gizli katmanının (2. katman) değişen düğüm sayısı ve öğrenme hızları karşısında verdiği sonuçlar tablolar halinde sunulacaktır

Tablo A.1, Gizli katmandaki düğüm sayısının 2 olmasını durumunun doğruluk yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	18.0645
0.1	50.9677
0.15	61.9355
0.20	76.1290
0.25	79.3548
0.30	87.7419
0.35	85.8065
0.40	82.5806
0.45	87.7419
0.50	91.6129
0.55	84.5161
0.60	91.6129
0.65	89.6774
0.70	91.6129
0.75	94.1935
0.80	90.3226
0.85	88.3871
0.90	88.3871
0.95	90.9677
1.00	89.6774

Tablo A.2, Gizli katmandaki düğüm sayısının 3 olmasını durumunda doğruluk yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	16.1290
0.1	61.2903
0.15	69.0323
0.20	75.4839
0.25	80.6452
0.30	89.0323
0.35	89.0323
0.40	84.5161
0.45	87.0968
0.50	85.1613
0.55	96.1290
0.60	92.9032
0.65	91.6129
0.70	90.9677
0.75	85.8065
0.80	96.1290
0.85	91.6129
0.90	91.6129
0.95	92.2581
1.00	93.5484

Tablo A.3, Gizli katmandaki düğüm sayısının 4 olmasını durumunda doğruluk Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	17.4194
0.1	73.5484
0.15	72.9032
0.20	83.8710
0.25	86.4516
0.30	89.0323
0.35	85.8065
0.40	88.3871
0.45	93.5484
0.50	87.7419
0.55	93.5484
0.60	89.6774
0.65	91.6129
0.70	90.9677
0.75	92.2581
0.80	85.1613
0.85	90.9677
0.90	91.6129
0.95	90.9677
1.00	92.9032

Tablo A.4, Gizli katmandaki düğüm sayısının 5 olmasını durumunda doğruluk Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	9.0323
0.1	58.7097
0.15	74.8387
0.20	82.5806
0.25	89.6774
0.30	89.6774
0.35	87.0968
0.40	92.2581
0.45	90.9677
0.50	89.6774
0.55	89.0323
0.60	92.2581
0.65	89.6774
0.70	89.6774
0.75	93.5484
0.80	91.6129
0.85	93.5484
0.90	94.8387
0.95	90.3226
1.00	93.5484

Tablo A.5, Gizli katmandaki düğüm sayısının 6 olmasını durumunda doğruluk
Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	41.9355
0.1	64.5161
0.15	85.1613
0.20	87.7419
0.25	83.8710
0.30	88.3871
0.35	96.1290
0.40	90.9677
0.45	89.0323
0.50	94.1935
0.55	90.3226
0.60	92.2581
0.65	94.8387
0.70	92.2581
0.75	94.1935
0.80	92.2581
0.85	92.9032
0.90	89.6774
0.95	91.6129
1.00	92.9032

Tablo A.6, Gizli katmandaki düğüm sayısının 7 olmasını durumunda doğruluk Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	29.6774
0.1	74.8387
0.15	80.6452
0.20	87.0968
0.25	87.0968
0.30	88.3871
0.35	92.2581
0.40	89.0323
0.45	92.9032
0.50	92.2581
0.55	93.5484
0.60	92.2581
0.65	92.2581
0.70	94.8387
0.75	94.8387
0.80	92.2581
0.85	94.1935
0.90	93.5484
0.95	88.3871
1.00	94.8387

Tablo A.7, Gizli katmandaki düğüm sayısının 8 olmasını durumunda doğruluk Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	58.0645
0.1	76.1290
0.15	83.8710
0.20	82.5806
0.25	89.6774
0.30	87.7419
0.35	92.2581
0.40	92.9032
0.45	94.8387
0.50	92.9032
0.55	92.2581
0.60	94.8387
0.65	94.8387
0.70	91.6129
0.75	95.4839
0.80	94.1935
0.85	95.4839
0.90	94.1935
0.95	90.9677
1.00	88.3871

Tablo A.8, Gizli katmandaki düğüm sayısının 9 olmasını durumunda doğruluk Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	45.1613
0.1	76.7742
0.15	87.0968
0.20	92.2581
0.25	90.3226
0.30	92.9032
0.35	91.6129
0.40	92.9032
0.45	90.9677
0.50	94.1935
0.55	89.6774
0.60	91.6129
0.65	96.1290
0.70	91.6129
0.75	96.7742
0.80	89.6774
0.85	90.3226
0.90	92.2581
0.95	94.1935
1.00	92.9032

Tablo A.9, Gizli katmandaki düğüm sayısının 10 olmasını durumunda doğruluk
Yüzdesi

Öğrenme Hızı	Doğruluk Yüzdesi
0.05	43.2258
0.1	71.6129
0.15	80.0000
0.20	85.8065
0.25	92.2581
0.30	94.8387
0.35	89.6774
0.40	89.0323
0.45	92.2581
0.50	94.8387
0.55	91.6129
0.60	90.3226
0.65	92.2581
0.70	89.0323
0.75	95.4839
0.80	90.9677
0.85	94.8387
0.90	94.1935
0.95	92.9032
1.00	95.4839

EK B

Uyarılmış potansiyellerin saptanmasına yönelik yapılan çalışmanın MATLAB uygulama programı diskette verilmiştir.



ÖZGEÇMİŞ

Eyüp Şengil, 1978 yılında istanbulda doğdu. Orta öğrenimini 1995 yılında Pertevniyal lisesinde tamamladı. Lisans öğrenimini 2002 yılında İstanbul Üniversitesi Elektronik Mühendisliği Bölümünde tamamladı. Aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği programında yüksek lisans öğrenimine başladı.

