

T.C.  
DİCLE ÜNİVERSİTESİ  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü

139035

EEG SİNYALLERİYLE UYUKLAMA SEVİYESİNİN  
MODERN YÖNTEMLERLE KESTİRİMİ

Muhittin BAYRAM

YÜKSEK LİSANS TEZİ

( ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI )

DİYARBAKIR  
HAZİRAN – 2003

139035  
TE. YÜKSEK LİSANS TEZİ  
DİCLE ÜNİVERSİTESİ

T.C.  
DİCLE ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ  
DİYARBAKIR

Bu çalışma, jürimiz tarafından Elektrik-Elektronik  
Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesinin

Ünvanı      Adı Soyadı

Başkan : Prof. Dr. İnan GÜLER..... *İnan Güler*

Üye : Prof. Dr. Fatma GÜLER..... *Fatma Güler*

Üye : Doç. Dr. Mehmet AKIN ..... *Mehmet Akın*

Yukarıdaki bilgilerin doğruluğunu onaylarım.

14 / 07 / 2003

Prof. Dr. Çetin AYTEKİN..... *Çetin Aytekin*



## TEŞEKKÜR

Çalışmalarında yakın desteğini gördüğüm, danışman hocam Doç. Dr. Mehmet AKIN'a teşekkürlerimi sunarım. Bu çalışmam esnasında sabır gösterip, desteklerini esirgemeyen eşim ve çocuklarıma da teşekkür ederim.

Akademik çalışmamda beni motive eden Doç. Dr. Sabir RÜSTEMOV ve bölümdeki tüm meslektaşlarıma şükranlarımı sunar, akademik hayatlarında başarılar dilerim. Ayrıca, EEG sinyallerini bize sağlayan GATA öğretim üyelerinden, Doç. Dr. Osman EROĞUL ve EEG sinyalleriyle ilgili konularda yardımcı olan Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi öğretim üyelerinden, Yrd. Doç. Dr. M. Ufuk ALUÇLU'ya da ayrıca teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca beraber çalıştığımız yüksek lisans öğrencileri, Necmettin SEZGİN ve Ferhat TUNÇ'a da yardımlarından dolayı teşekkür ederim.

## AMAÇ

İnsanođlu, ömrünün yaklaşık üçte birini uykuda geçirmekte ve uyku bu yönüyle yaşam için vazgeçilmez bir ihtiyaç olmaktadır. Uyuklama ise uykuya geçişin habercisi olarak bilinmektedir. Uyuklama, uyanıklık ile uyku arasındaki geçiş dönemi sayıldığından, bu ara dönemde, insanođlunun metabolizması gevşemekte ve uykuya zemin hazırlanmaktadır.

İnsandaki deđişiklikler, vücuttan algılanan sinyallerin deđişikliğine yol açmaktadır. Çünkü organlar işlevlerini yerine getirirken biyosinyaller üretmektedirler. Beyinden alınan sinyaller üzerinde çalışmalar yapıldıkça bizlerin hareketlerine anlam verilmekte ve anormal durumlar ortaya konulmaktadır. Bu sinyaller incelenirken, genellikle frekans karakteristiđine bakılmaktadır. Modern yöntemlerle frekans içeriđi incelenmekte ve sinyaller bantlara ayrılarak gruplar oluşturulmaktadır. Bu gruplar arasındaki ilişkilere bakılarak, ortak noktalar yakalanmaya çalışılmaktadır.

Son yıllarda işaret işleme tekniklerinin gelişimi ve bu alanda kullanılan yazılım programlarının desteklediđi elektronik cihazların yüksek performanslarından dolayı, vücuttan alınan sinyallerin teşhisinde, işaret işleme etkin olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmada, Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform(WT)) ve Yapay Sinir Ağları(Artificial Neural Network(ANN)) yöntemlerini kullanarak, EEG sinyalleriyle uyuklamanın kestirimi amaçlanmıştır. EEG sinyalleri 7 saatlik kayıtlarla, sayısal işaretler 20 dakikalık bloklar halinde bilgisayara aktarılmış ve 5 saniyelik epoklara ayrıştırılmıştır. Dalgacık dönüşüm yöntemiyle bu epoklar, delta, teta, alfa ve beta gibi dört alt frekans bandına ayrıştırılmıştır. Bu sayede uyuklama karakteristiđi gösteren epoklar tespit edilmiş ve yapay sinir ağları yöntemiyle eğitim yapılmıştır. Daha sonra yüzlerce epok YSA programıyla test edilmiş ve uyuklama epokları bu yöntemle düşük hata oranıyla sezilmiştir.

Sonuç olarak bu çalışmayla, beyin sinyallerinden kişinin uyanıklık, uyuklama ve uyku durumunu çözen bir program geliştirilmiştir.

## ÖZET

Beynin işlevi esnasında biyosinyaller üretilir. Bu sinyaller dönüştürücü elektrotlar tarafından algılanarak, bir düzenek yardımıyla elektriksel işaretlere dönüştürülür. İşte bu işaretlere Elektroansefalogram ( EEG ), düzeneğe ise Elektroansefalografi denir.

EEG, özellikle beyinin fonksiyonel ve mental aktivitesi incelenirken faydalı olmaktadır. EEG işaretleri, beyinin fiziksel ve zihinsel etkinliğine göre dört ana frekans bandına sahip spektral bileşenler (  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  ve  $\beta$  ) içermektedir. Bu bileşenlere bakılarak beyin ve dolayısıyla vücut hakkında bazı yorumlar yapılabilmektedir.

Bu çalışmada, beyin ( EEG ) işaretleri önce dört alt frekans bandına (  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  ve  $\beta$  ) ayrıştırılmıştır. Bu ayrıştırma işleminde, Dalgacık Dönüşümü kullanılmıştır. Dalgacık Dönüşümü, işaretlerin alt bantlarının zaman boyutunda görüntülenebilmesine imkan sağlar. İşaretler alt bantlara ayrıştırıldıktan sonra Yapay Sinir Ağları yöntemi kullanılarak, Uyanıklık, Uyuklama ve Uyku bölütlerine, gruplar halinde eğitim yaptırılmıştır. Yapay sinir ağının en önemli özelliği, öğrendikten sonra karar verebilmesidir. Bu özelliğinden faydalanılarak yüzlerce bölüt test edilmiş ve büyük bir oranda başarı sağlanmıştır.

Sonuç olarak, doktorların gözle teşhis ettiği işaretler bu yöntemle daha kolay yorumlanacak hale getirilmiştir. Bu yolla, hataları minimuma indirmeye olanağı sağlanmıştır.

## SUMMARY

Biosignals are produced while the brain is working. The signals are perceived by the electrodes and then are transformed into electric signals called an electroencephlogram (EEG) by a machine known as an electroencephalograph.

EEG is used for obtaining the functional and mental activity of the brain. EEG divided into four spectral components ( $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  ve  $\beta$  ) during physical and mental activity of the brain. It is comment on the brain and body by examination those components.

In this study, EEG signals divided into four frequencies sub bands as alpha, beta theta and delta by using Wavelet Transform. Depending on these sub frequencies and Neural Networks have been developed and trained. The most important point of Neural Networks have decision after training. Hundreds of epochs have been tested by using NN and it has been big success for different epochs of the NN output.

As a result, doctors explain the signals better by using this method. Thus, they diagnose illnesses more correctly.

## İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
AMAÇ.....	ii
ÖZET.....	iii
SUMMARY.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
1. GİRİŞ.....	1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	2
3. MATERYAL VE METOT.....	4
3.1. Uyku.....	4
3.2. Beyin İşaretleri.....	6
3.2.1. EEG Dalgaları.....	7
3.2.2. EEG'nin Kullanım Alanları.....	8
3.2.3. Uyanıklık, Uykulama ve Uykuda EEG İşaretlerinin Özellikleri.....	9
3.3. Dalgacık Dönüşüm Yöntemi.....	10
3.3.1. Dalgacıklar.....	10
3.3.2. Dalgacıkların Özellikleri.....	11
3.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	12
3.3.4. Dalgacık Türleri.....	15
3.3.5. Dönüşüm Matrisi W'nin Oluşturulması.....	16
3.4. Yapay Sinir Ağları.....	19
3.4.1. YSA'nın Tarihçesi.....	19
3.4.2. YSA'nın Tanımı.....	20
3.4.3. Biyolojik Nöron.....	20
3.4.4. Yapay Nöron Modeli.....	23
3.4.5. YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı.....	26
3.4.6. Giriş İşareti Sınıfları.....	27
3.4.7. Ağ Tipleri ve Yapıları.....	28
3.4.8. Eşik Fonksiyonları.....	30
3.4.9. YSA'nın Eğitilmesi.....	32
3.4.10. Perseptron.....	32
3.4.11. Eğitim Algoritması ve Uygulanma Adımları.....	34
3.4.12. Çok Katmanlı YSA Geri Yayılım Algoritması ile Eğitilmesi.....	37

3.4.13. Çok Katmanlı İleri Beslemeli YSA İçin Geri Yayılım Öğrenme Algoritması..	39
3.4.14. Bellek.....	41
3.4.15. YSA'nın Kullanım Nedenleri.....	41
4. BULGULAR.....	42
4.1. Uyku EEG'nin Toplanması.....	42
4.2. EEG İşaretlerine Dalgacık İşaretlerinin Uygulanması.....	58
4.2.1. Çalışmada Kullanılan Dalgacık Dönüşüm Programı.....	60
4.3. Dalgacık Dönüşümü Uygulanmış EEG Verilerine YSA Uygulanması.....	77
4.3.1. Çalışmada Kullanılan Çok Katlı YSA Modeli.....	77
4.3.2. Çalışmada Kullanılan YSA Programı.....	78
4.3.3. Rasgele Sinyallerin YSA Programıyla Test Edilmesi.....	83
5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	88
6. KAYNAKLAR.....	90
ŞEKİLLER TABLOSU.....	94
YAZARIN ÖZGEÇMİŞİ.....	97



## 1. GİRİŞ

Canlılar, yaşamlarını sürdürmek ve buldukları ekolojik ortama uyum sağlamak için göreceli olarak gelişmiş duyu organlarına ve bu durumu yansıtan beyin yapısına sahiptirler. Temelde birçok ortak yapı olmasına karşın, değişik türlerde beyin, vücudun herhangi bir organına göre çok daha büyük farklılıklar gösterir. Beynimiz yapısı ve fonksiyonları itibarıyla vücudun en karmaşık organlarından birisidir. Bu nedenle, beyinde meydana gelen biyoelektriksel aktiviteler, bunların yapısal özellikleri, beyinde meydana gelen tahribatlar, beyin hastalıkları, düşünmenin beyinde nasıl meydana geldiği ve beyinin haritalanması gibi konular günümüzde bilimsel çalışmaların üzerinde en çok yoğunlaştığı konulardır.

Beynin yapısal ve fonksiyonel rahatsızlıklarını tespit etmek için çok çeşitli cihazlar kullanılmaktadır. Bu cihazlar; Manyetik Rezonans ( MR ), Beyin Tomografisi ( BT ) ve Elektroensefalografidir(EEG). Her ne kadar MR ve BT bulunmasından sonra EEG'nin önemi azalmış gibi görünse de beyinin fonksiyonel rahatsızlıkları için EEG cihazı nöroloji kliniklerinde rutin olarak kullanılmaktadır[1].

Günümüzde işaret işleme teknikleri, modern bilgisayarların ve yeni tekniklerin kullanılmasıyla birlikte, bir çok bilimsel disiplinde etkin olarak kullanılmaktadır. Bu bilimsel disiplinlerin en önemlilerinden birisi de kuşkusuz insan sağlığının hayatımızdaki öneminden dolayı tıp bilimidir. Bu yüzden yüzyıllar boyu bilim adamları tıp bilimiyle uğraşmışlardır.

Modern işaret işleme tekniklerinden olan dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağı modellemesi son yıllarda avantajları itibarıyla ilgi konusu olmuş ve bir çok alanda kullanılan metotların yerini almıştır. EEG işaretleri, yapıları itibarıyla durağan olmadıklarından dolayı bu işaretlerin analizinde dalgacık dönüşümünün kullanılması bu konuyla uğraşanlar için cazip gelmektedir. Ayrıca yapay sinir ağı modellemeleri çözümü karmaşık olan problemler için basit sonuçlar üretmektedir[2].

Sonuç olarak, EEG işaretlerinin hem zaman-frekans ve hem de genlik özelliklerini analiz etmek için dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağı yöntemleri faydalı olacaktır. Böylece EEG'ye ait frekans ve zaman özelliklerinin çıkarılmasıyla birlikte bu özelliklere bağlı basit sonuçlar üretmek, doktorlar için teşhis koymada büyük kolaylıklar sağlayacaktır.

## 2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Beyinde üretilen elektrik potansiyellerinin kaydedilen grafiğine, Elektroansefalogram (EEG) denmektedir. Bu alanda yapılan ilk çalışmalar, bir İngiliz fizyologu olan CATON'a dayanmaktadır[3].

CATON 1875 yılında, beynin dış yüzeyindeki iki nokta veya biri boz nesne diğeri de kafatasının yüzeyi olmak üzere konulan iki elektrottan yönü değişen zayıf akımların geçtiğini bildirmiştir. CATON, kedi, maymun ve tavşanların beyin elektriksel aktiviteleri üzerinde, optik büyütmeli bir galvanometreye kutupsuz kortikal elektrotlar bağlayarak araştırmalarını sürdürmüştür. 1876 yılında Karkov'da DNILEVSKEY akustik uyarıma karşı korteksteki duran potansiyelde bir değişimin olduğunu göstermiştir. 1930'lu yıllarda alternatif akım (a.c.) kuplajlı lambalı yükselteçlerin gelişmesi, ileriki çalışmalara katkı sağlamıştır. Bütün bu çalışmalar hayvanlar üzerinde yapılıyordu ve 1920'li yılların başına kadar böyle devam etti. Bu dönemde, Avustralyalı Dr. HANS BERGER kafatasında boşluklara sahip olan insanlar üzerinde araştırmalar yapmaya başladı ve kayıtlarını da bir film kağıdı üzerine dalgalı ışık spotu yardımıyla kaydetti ve alfa adını verdiği saniyede yaklaşık olarak 10 kez tekrarlanan düzenli dalgaları buldu. HANS BERGER 1929 yılında insan EEG'si üzerinde yapılan ilk çalışmalarını kağıda döktüğü zaman alfa dalgalarından daha hızlı fakat daha düşük genliğe olan beta dalgalarından bahsetmiştir[3].

EEG'nin spektrum analizi ile ilgili uygun metot bulmak için bu konuyla ilgili olarak bir çok çalışma yapılmıştır. COHN dahili interpulslara göre darbelerin sayısını elde etmek için aynı seviyede geçen darbelerin karşılaştırılması tekniğini kullanarak bir histogram oluşturulmuştur. LEADER, dalga şekillerinin orta noktasını bulma tekniğini kullanmış ve taban hattın değişiminin sebep olduğu hataları düzeltmeyi amaçlamıştır[4].

Periyot analiz yöntemi, CARRIE ve FROST gibi, DASCALOV, CHAVDAROV, PALEM ve BARR tarafından EEG dalgalarının hem periyodu hem de genliği hesaba katılarak iyileştirilmiştir[4].

McCULLOCH ve PITTS 1943 yılında ilk yapay nöron fikrini ortaya attılar. HEBB 1949 yılında nöron bağlantılarını modifike etmek için bir öğrenme kuralı geliştirdi. WIDROW ve HOFF 1960'lı yılların başında kendi adlarıyla anılan Widrow-Holf öğrenme kuralını geliştirdiler. Daha sonra KOHONEN ( 1977, 1978, 1984, 1988 ) ve ANDERSON ( 1977 )

HOPFIELD(1984) gibi bir çok bilim adamı yapay sinir ağı modellenmesi gelişimi üzerine çalışmalar yürüttüler[2].

Dalgacık teriminin ilk kez duyulması ALFRED HAAR tarafından 1909 yılında bir tezle olmuştur. Dalgacık kavramının ilk kez kendi teorik formunda bahsedilmesi JEAN MORLET ve Fransa'da Marsilya teorik fizik merkezinde ALEX GROSSMANN'ın idaresinde çalışan bir takım tarafından yapılmıştır. Genel bir şekilde dalgacık analizi metotları, metotların yayılmasını sağlayan Y. MEYER ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. Fakat ana logaritma 1988'deki STEFAN MALLAT'ın çalışmalarına kadar uzanmıştır. Bundan sonra dalgacıklar üzerindeki çalışmalar enternasyonal hale geldi. Bu araştırmalar INGRID DAUBECHIES, RONALD COIFMAN ve VICTOR WICKERHAUSER gibi bilim adamlarının çalışmalarıyla öncülük edildiği A.B.D.'de özellikle aktif bir haldedir[5].

EEG'nin spektral analizi hususunda günümüze kadar bir çok çalışma yapılmıştır. Bu alanda uygulanan klasik metotlarla birlikte son yıllarda dalgacık dönüşümü, yapay sinir ağı modellenmesi ve bulanık mantık gibi modern işaret işleme teknikleri de sıkça kullanılmaya başlanmıştır[6],[7],[8],[9],[10].

SHIMADA ve arkadaşları uyku EEG'sinin karakteristik özelliklerini yapay sinir ağı kullanarak incelemişlerdir[6].

HAZARIKA ve çalışma grubu 1995 yılında dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağı kullanarak şizofreniyi sınıflandırmıştır[7].

GRÖZINGER ve arkadaşları 1997 yılında REM uykusu esnasındaki EEG işaretlerini YSA ile incelemişlerdir[11].

GUILLEMINAULT, 2000 yılında uyku ve uyanıklığı EEG sinyalleriyle incelemiştir[12].

GENNARO ve arkadaşları 2001 yılında uyanıklık ve uykudaki EEG sinyallerinin değişimini incelemişlerdir[13].

Bu çalışmada ise EEG sinyalleri, Dalgacık Dönüşümü ve YSA kullanılarak uyanıklık ile uyku arasındaki geçiş dönemi olan uyuklama seviyesinin belirlenmesine çalışılmıştır.

### 3. MATERYAL VE METOT

#### 3.1. Uyku

Uyku, yorulan ve yıpranan sinir sisteminin bakıma alındığı bir dinlenme dönemidir. Bu süre boyunca gün içinde alınanlar ayıklanıp depolanır ve böylece beyin bir sonraki güne hazırlanır.

Uyku, sinir hücrelerinin oluşturduğu elektriksel salınımların yapısal bileşimi ile karakterize edilebilen ve uyanıklık dönemine göre beyin aktivitesinin daha durağan olduğu bir durum olarak tanımlanmaktadır[14].

Talamus, uyanıklık anındaki algı dağıtıcı bir organ olma rolünü uyku sırasında değiştirerek, salınımı retikular çekirdek tarafından modüle edilen bir salınım üretici organ durumuna geçer[15].

Uyku, yemek yemek, su içmek, nefes almak gibi organizma için vazgeçilmez bir zorunluluktur. Aç ve susuz yaşamak nasıl mümkün değilse, uyumadan da yaşamak mümkün değildir.

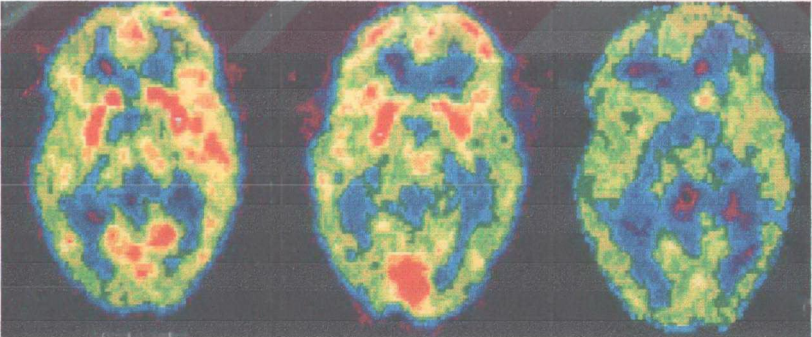
Uyku süresinin kişiden kişiye değişmekte olduğu ve bu sürenin 4 saat ile 11 saat arasında değiştiği bilinmektedir. Uyku süreleri genetik faktörlerin etkisi ile kişiden kişiye değişmektedir. Doğuştan itibaren belirlenmiş olan bu süreyi belli limitler dışında değiştirmek mümkün olmamaktadır. Süreyi kısaltmak zorunda kaldığımızda uyku yoksunluğu sonucu görülen istenmeyen belirtilerle karşılaşmaktayız.

Kısa uyuyanlar ile uzun uyuyanların uykularının yapısı birbirinden farklılıklar göstermektedir. Kısa uyuyanlar daha yoğun olarak derin yavaş uyku ve REM döneminden oluşan bir uyku uyumaktadırlar. Gece içi uyanıklık sayısı ve 2. faz oranı bu tür insanlarda azalmıştır. Dolayısı ile kısa süreli, ancak daha etkin bir uyku uyudukları söylenebilir. Uzun uyuyanlar ise asıl uyku olarak adlandırılan derin yavaş uyku ve REM dönemlerini kısa uyuyanlar kadar uyuyup, onlardan farklı olarak uykunun yüzeysel fazlarını (1.ve 2. faz) daha uzun uyurlar. Gece içinde, özellikle de sabaha karşı sık sık uyanıp, yeniden uykuya dalarlar. Uyku süreleri uzun olduğu halde, bu insanlar etkin olmayan bir uyku uyurlar.

Uzun uyuyanlardan, çalışmak için daha çok zamana ihtiyacı olanlar, çoğunlukla uyku sürelerini kısaltmak arzundadırlar. Ancak, uyku süresini belli bir oranın ötesinde kısaltmak mümkün değildir. Üniversite öğrencileri ile yapılan bir çalışmada, kısa bir zaman diliminde uyku süresinin kısaltılması mümkün olmamış, deneklerde ertesi gün yorgunluk, halsizlik, konsantrasyon güçlüğü ve hafıza bozuklukları gibi şikayetler saptanmıştır. Deneye katılanlar, uygunsuz zamanlarda uyku ihtiyaçlarına yenilip, uyuya kalmışlardır. Ancak başka bir çalışmada uyku süresinin 1-2 saati aşmamak şartıyla, uzun bir zaman dilimi içinde, azaltılmasının mümkün olduğu ve bu azaltmanın deneklerin performansında bozukluğa yol açmadığı gösterilmiştir[16].

İnsanlar uzun süre uykusuz bırakıldıklarında ki bu tür deneyler genellikle 3-4 gün sürebilmektedir, istem dışı olarak kısa süreli olarak uyuya kalmaktadırlar. Uykusuz geçen süre uzadığında da uyku ataklarının daha sık ve uzun süreli olduğu görülmektedir. Uyku yoksunluğu sonucu, gerginlik, sinirlilik, zamanı bilememe, hayal görme, kekeleme, konuşulanları anlayamama gibi belirtiler ortaya çıkmaktadır. Daha sonra ellerde titreme, vücutta yanma ve ağrılar, görme bozuklukları olmaktadır[16].

Uykusuzlukta beyin aktifliğini kaybetmekte ve yorgun düşmektedir. Şekil 1'de uyku, uyanık ve uykusuzlukta beyinin Pozitron Emisyon Tomografisi(PET) çekilmiş ve etkin bölgeler kırmızı renkle gösterilmiştir.



(a)

(b)

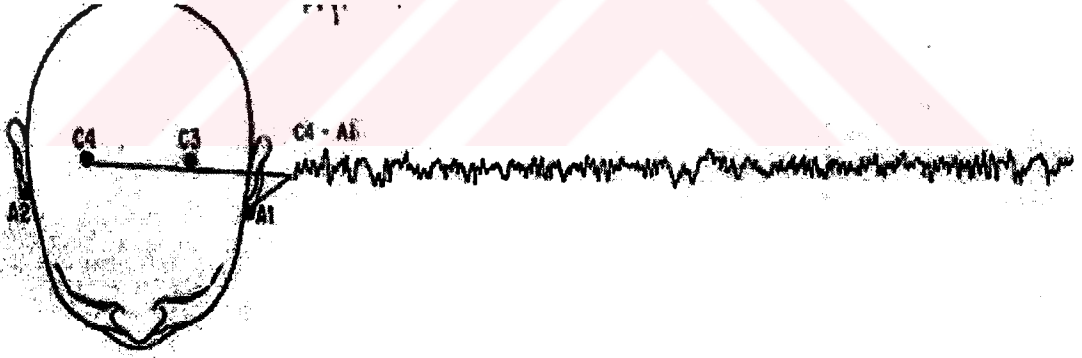
(c)

**Şekil 1.** Beyinin etkin bölgeleri. (a). Uykuda, (b). Uyanıklıkta, (c). Uykusuzlukta.

Uyuklama ise uykuya geçişin habercisidir. İnsanoğlu ömrünün yaklaşık üçte birini uykuda geçirmekte ve uyku bu yönüyle yaşam için vazgeçilmez bir ihtiyaç olmaktadır. Uyuklama, uyanıklık ile uyku arasındaki geçiş dönemi olduğundan, bu ara dönemde insanoğlunun metabolizması gevşemekte ve uykuya zemin hazırlanmaktadır.

### 3.2. Beyin İşaretleri

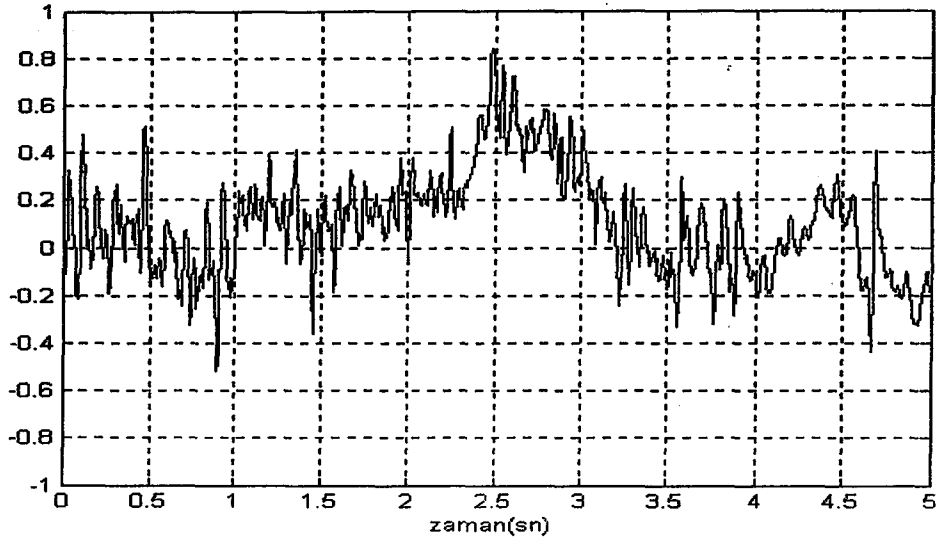
Kafatası çevresine yerleştirilen elektrotlar yardımı ile beynin faaliyeti sırasında kendiliğinden oluşan sürekli ritmik elektriksel potansiyel değişimlerinin veya reseptör faaliyetlerine bağlı olarak uyarılmış durumda iken biraz daha farklı olan potansiyel değişimlerinin yazdırılması yöntemine elektroensefalografi (*EEG*) denir. Beynin elektriksel etkinliğine bağlı EEG sinyalleri, osiloskop tipi bir gözlem aracı ile gözlenebilir veya kayıtçı (*recorder*) tipi bir araçla kağıda çizdirilebilir (Şekil 2). Kafatası iyi bir iletken olmadığından, EEG aracı olarak kullanılacak bir gözlem aracı yüksek gerilim kazancına sahip olmalıdır [17].



Şekil 2. Beyinden uyku skorlaması için alınan EEG kaydı.

EEG kayıtçılarının frekans sınırları standart olarak 0,53-75 Hz arasında seçilir. Gözlenen EEG desenleri kayıt bölgesi ve biçimine önemli ölçüde bağlıdır. EEG araçları beynin farklı yörelerinin aktivitelerini aynı anda kaydedebilmek için genellikle 8 veya 16 kanallı olarak yapılmaktadır. Günümüzde 256 kanal EEG sistemleri yapılmıştır.





**Şekil 3. 5 saniyelik EEG bölütü.**

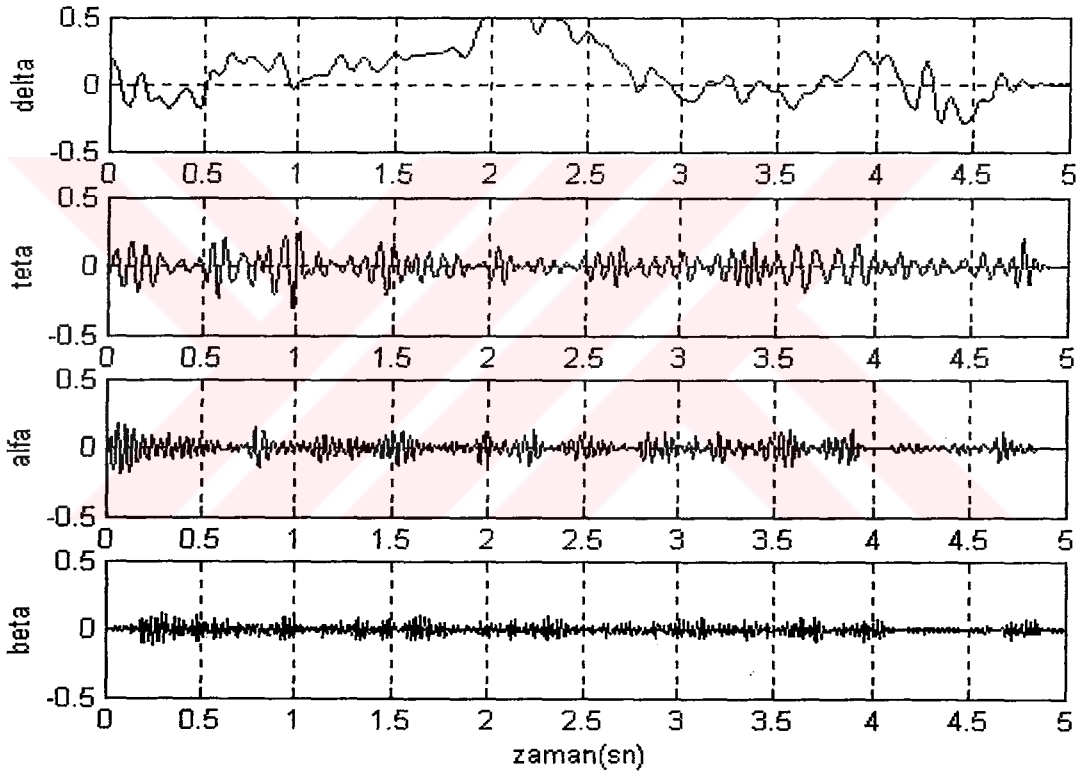
Beyinden alındıktan sonra bu işaretler, gerekli zaman aralıklarına bölünerek üzerinde yorumlar yapılmaktadır. 5 saniyelik bölütlere bölünerek elde edilen EEG kaydı Şekil 3'de gösterilmiştir( Genlik 1/100 oranında normalize edilmiştir).

### 3.2.1. EEG Dalgaları

Normal bir EEG sinyali birçok frekansı içerse de, herhangi bir anda belirli bir frekans bölgesi başattır. Beyin aktivite düzeyi yükseldikçe EEG dalgalarının frekansı da yükselmekte genlikleri ise azalmaktadır . Egemen frekanslar yaşla yükselmektedir. Yeni doğanlarda 3-4 Hz frekanslar egemendir. 2-3 yaş aralığında egemen frekanslar 6-7 Hz arasına yetişkinlerde ise 8-12 Hz arasına yükselmektedir. EEG dalgalarını değerlendirirken en önemli parametre frekans , ikinci dereceden önemli bir diğer parametre ise genliktir . EEG spektrumu, dalgaların içerdikleri baskın frekansa göre özel adlarla anılan bantlara ayrılmıştır.

1. Delta ( $\delta$ ) Dalgaları: Frekansları 0,5-4 Hz, genlikleri 20-400  $\mu$ V aralığında olan bu dalgalarla derin uyku, genel anesteziik durum gibi beynin çok düşük aktivite gösterdiği durumlarda karşılaşılmaktadır .
2. Teta ( $\theta$ ) dalgaları: Frekansları 4-8 Hz, genlikleri 5-100  $\mu$ V arasında olan bu dalgalarla normal bireylerde rüyalı uyku, orta derinlikte anesteziik durum gibi beynin düşük aktivite durumlarında karşılaşılmaktadır .

3. Alfa ( $\alpha$ ) dalgaları: Frekansları 8-13 Hz, genlikleri 2-100  $\mu\text{V}$  arasında olan bu dalgaların biçimleri sinüzoidal biçime en yakındır. Uyanık bireylerin fiziksel ve zihinsel olarak tam dinlenimde bulunduğu, dış uyaranların olmadığı, gözlerin kapalı olduğu durumlarda görülürler .
4. Beta ( $\beta$ ) dalgaları: Frekansları 13 Hz den yüksek, genlikleri 1-5  $\mu\text{V}$  arasında olan bu dalgalara odaklanmış dikkat, zihinsel iş, duyuşal enformasyon işleme ve uykunun hızlı göz hareketleri evrelerinde karşılaşılmaktadır . Bu dalgalar beynin en yüksek aktivite düzeyine karşılıktır[17].



**Şekil 4.** EEG işaretinin delta, teta, alfa ve beta bantları.

Şekil 4'te, EEG işaretinin delta, teta, alfa ve beta bantları gösterilmiştir.

### 3.2.2. EEG'nin Kullanım Alanları

EEG'nin başlıca kullanım alanları şunlardır.

- Nöroloji: EMG, EKG ve nörolojik kontroller ile birlikte hastanın beyin patolojisinin belirlenmesinde.
- Beyin Cerrahisi: Beyinde ameliyatla çıkartılacak tümör gibi anormal patolojik



dokuların yerinin belirlenmesinde. Beyin kabuğunda duyuşal ve motor alanların saptanmasında EEG analizlerinin önemli payı olmuştur.

- Anestezi: Anestezi altındaki hastanın anestezi seviyesinin belirlenmesinde.
- Pediatri: Ortalaması alınmış uyarılmış potansiyeller gibi diğler test yöntemleriyle birlikte, yeni doğmuş çocukların duyma ve görme problemlerinin belirlenmesinde.
- Psikiyatri: Zihinsel bir bozukluğun daha kesin bir şekilde belirlenmesi amacıyla, organik bir beyin hastalığının var olup olmadığının belirlenmesinde kullanılmaktadır[17].

### 3.2.3. Uyanıklık, Uyuklama ve Uykuda EEG İşaretlerinin Özellikleri

EEG işaretlerinin ana frekansı ile beyin aktivitesi yakından ilişkilidir. Aktivite ile frekans birlikte yükselir.

Uyuklama esnasında trasede kas potansiyelleri ve hareket artifaktları azalır, önce genlik hafifçe yükselir ve alfa ritmi devam eder. Sonra voltaj düşer, alfa ritmi kaybolur. Hafif bir uyarıyla derhal alfa ritmi ortaya çıkar. Uyuklamaya geçişteki uyanıklık, alfa ritminde daha büyük bir belirginlik ve bir miktar yavaşlama gösterebilir. Beta ritimleri görülebilir ve uykunun 1. evresinde de sürebilir. Uykuya geçişte hareket ve kas artifaktları EEG'yi karmaşıklaştırır.

Uyku, NREM ve REM uykusundan oluşur. NREM uykusu, Evre 1, Evre 2, Evre 3 ve Evre 4 olmak üzere dört evrede incelenir. Evre1, alfa ritminin kaybolması ve 2-7 Hz'lik yavaş dalgaların ortaya çıkması ile başlar. Alfa dalgaları kısa süreli olarak yinelenebilir. Evre2, en az yarım saniye süren uyku içciklerinin varlığı, K kompleksleri veya hepsinin bulunması ile ayırt edilir. 2-7 Hz'lik yavaş dalgalar görülmeye devam eder. 2 Hz'nin altındaki yavaş dalgalar ya yoktur ya da belirgin değildir. Evre 3, yüksek genlikli orta derecede yavaş dalgalarla ayırt edilir. 75  $\mu$ V üzerinde 2 Hz veya altındaki dalgalar belirgindir. K kompleksleri sıklıkla bulunmaktadır. Uyku içcikleri görülebilir. Evre4, evre3'te görülenden daha yavaş dalga aktivitesi ile ayırt edilir. 75  $\mu$ V'nin üzerindeki, 2 Hz veya daha düşük yavaş dalgalar bulunur. K kompleksleri yavaş dalgalara karışmıştır. İçcikler görülebilir ancak seyrekdir. REM Uykusu, düşük voltajlı EEG işaretleri, hızlı göz hareketleri ve genel olarak azalmış kas aktivitesiyle ayırt edilir. Bu evre rüya ile birlikte dir[18],[19].

### 3.3. Dalgacık Dönüşüm Yöntemi

#### 3.3.1. Dalgacıklar

Dalgacıklar, eldeki bilgi veya işareti değişik frekans bileşenlerine ayıran ve daha sonra her bir bileşeni, ölçeğine uygun bir çözünürlükle inceleyen matematiksel fonksiyonlardır. Matematikçiler, dalgacık dönüşümünü, Fourier dönüşümünün yetersiz kaldığı durumları inceleyebilmek için geliştirmişlerdir. Fourier analizi daha çok durağan olan işaretlerin incelenmesinde kullanılırken dalgacık analizi, durağan olmayan işaretlerin incelenmesi için çok elverişlidir. Fourier analizi yalnızca frekans domeninde işaret hakkında bilgi içerirken, dalgacık analizinde hem zaman hem de frekans domeni bilgilerini aynı anda inceleyebilmek mümkündür. Bundan dolayı, dalgacık analizi, mesela, işaretlerin süreksizlik ve keskin sıçramalar içerdiği fiziki durumlarda geleneksel Fourier yöntemlerine göre oldukça avantajlı bir yöntemdir. Dalgacıklar matematik, quantum fiziği, elektrik mühendisliği ve sismik jeoloji gibi alanlarda birbirinden bağımsız olarak geliştirilmiştir. Bu alanlar arasındaki işbirliği sonucu özellikle son on yıl içerisinde dalgacıklar, görüntü sıkıştırma, insan görüntüleme, radar, uzaktan algılama ve deprem tahmini gibi bir çok yeni kullanım alanı bulmuştur.

Dalgacık taban fonksiyonları, ana dalgacık olarak nitelendirilen  $\psi(t)$  temel dalgacığının ölçeklenmesi (scaling) ve zaman ekseninde ötelenmesiyle (translation) elde edilen bir dalgacıklar kümesidir. Bu dalgacıklar matematiksel ifadesiyle:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.1)$$

biçiminde ifade edilir. Bu bağlamda  $s$  ve  $\tau$  ölçekleme ve öteleme değişkenleridir.  $s^{-1/2}$  çarpanı değişik ölçeklerdeki dalgacıkları ana dalgacık ile aynı enerji düzeyine getirmek için ilave edilen enerji düzgeleme (normalization) katsayısıdır.  $s$  ve  $\tau$ ' un sürekli olması durumunda bu dönüşüm Sürekli Dalgacık Dönüşümü(SDD) adını almaktadır. SDD özellikle zaman domeni süreçlerinde kullanılır ki burada dalgacık dönüşümü pencerelemiş Fourier dönüşümü olarak düşünülebilir. SDD, taban işlevleri olarak dalgacıkları esas alan bir dönüşümdür ve verilen bir  $x(t)$  sinyali ile taban işlevleri arasındaki "benzerliği" ölçmeye yarar. Bir  $x(t)$  sinyalinin sürekli dalgacık dönüşümü(SDD):

$$SDD(s, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{s, \tau}^*(t) dt \quad (3.2)$$

olarak tanımlanır. Burada \*, karmaşık eşleniği göstermektedir. Bu bağıntı,  $x(t)$  gibi bir işlevin, dalgacıklar olarak nitelendirilen  $\psi_{s, \tau}(t)$  taban işlevlerine nasıl ayrıştırıldığını göstermektedir. Böylece herhangi bir  $x(t)$  sinyalinin bu dalgacıklar cinsinden bir açılım ile temsil edilebilmesi olası kılınmaktadır. Başka bir deyişle verilen  $x(t)$  dalga biçiminin, biçimleri sabit ancak farklı süre ve genlikleri olan ve farklı zaman noktalarında merkezlenmiş olan dalgacıkların ağırlıklı bir toplamı olarak sentezlenebileceği anlaşılmaktadır[20].

### 3.3.2. Dalgacıkların Özellikleri

Dalgacıkların en önemli özellikleri kabul edilebilirlik (admissibility) ve düzenlilik (regularity) koşullarıdır ve aslında dalgacıklar isimlerini bu özelliklerinden almışlardır. (3.2) bağıntısındaki kabul edilebilirlik koşulunu sağlayan kare integral

$$\int \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (3.3)$$

edilebilir.  $\psi(t)$  fonksiyonları ( $L^2$  uzayındaki fonksiyonlar), bir işaretin önce analiz edilip ve daha sonra veri kaybı olmadan tekrar yeniden kurulabilmesi (reconstruct) için kullanılabilirler[21]. (3.3) bağıntısındaki  $\psi(\omega)$ ,  $\psi(t)$ 'nin Fourier dönüşümüdür ve bu bağıntı dalgacıkların zaman domenindeki ortalama değerinin sıfır olması anlamına gelir. Yani:

$$\int \psi(t) dt = 0 \quad (3.4)$$

(3.4) bağıntısını sağlaması için  $\psi(t)$ 'nin salınımlı (oscilatory) bir fonksiyon olması başka bir deyişle bir dalga (wave) olması gerekir.

Bir işaretin dalgacık dönüşümünün, zaman-band genişliği çarpımının sabit kalması için başka bir deyişle,  $s$  ölçeği azalırken, işaretin hızla azalması için dalgacık fonksiyonlarına ikinci bir koşul ilave edilmiştir. Bu koşul düzenlilik koşuludur ve dalgacık fonksiyonlarının hem zaman hem de frekans domeninde bir miktar yumuşaklık (smoothness) ve konsantrasyona sahip

olmalarını gerektirir. Düzenlilik kavramı genelde kaybolma momenti (vanishing moment) kavramı ile açıklanır. Bir dalgacık  $m$ 'nci dereceden kaybolma momentine sahipse bu,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^p \psi(t) dt \quad p = 0, \dots, m-1 \quad (3.5)$$

biçiminde ifade edilir.

Özetle, kabul edilebilirlik koşulu fonksiyona, “dalga” kelimesini, düzenlilik ve kaybolma momenti koşulları da hızla azalmasını yada “cık” ekini ve her ikisi bir araya getirilince “dalgacık (küçük dalga)” olmasını gerektirirler.

### 3.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

(3.1) bağıntısındaki olası her  $s$  ve  $\tau$  değeri için dönüşüm katsayılarını hesaplamak oldukça zaman alan ve gereksiz yere çok sayıda veri elde edilmesine yol açan bir süreç olacağından, her dönüşümünde olduğu gibi bu dönüşümde de, olayı pratik boyutlara taşımak ve bilgisayarlarla yapılabilir hale getirmek için “Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)” geliştirilmiştir. Bir  $x(t)$  işaretinin Ayrık Dalgacık Dönüşümünü bir çok şekilde yapılabileceği gibi, genelde sürekli dalgacık fonksiyonları 2'nin tam kuvvetleri olarak ölçeklenir ve tam sayılarla ötelenerek ayrık hale getirilirler ki bu şekildeki ayrıklaştırmaya diyadik ızgara (dyadic grid) adı verilir. Diyadik bölmelendirme için (3.1) bağıntısında  $s$  ve  $\tau$  yerine,  $s = 2^{-s}$  ve  $\tau = k2^{-s}$  konulur.

$$\psi_{s,k}(t) = 2^{s/2} \psi(2^s t - k) \quad (3.6)$$

Burada  $s$  ve  $k$  tam sayılardır ve  $s$  endeksi dalgacığın genişliğini,  $k$  ise pozisyonunu belirler. Daha sonra sürekli dalgacık dönüşümü ayrık dalgacıklarla yapılır. Ayrık Zamanlı Dalgacık Dönüşümü ve (3.2)'deki SDD bağıntısı,

$$SDD(2^{-s}, k2^{-s}) = 2^{s/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi(2^s t - k) dt. \quad (3.7)$$

haline gelir ve nihayet  $x(t)$  işareti ayırık hale getirilir. Bunun için örnekleme frekansı, mesela basitçe 1 alınırsa, (3.7) bağıntısındaki sürekli integral,

$$ADD(2^{-s}, k2^{-s}) = 2^{s/2} \sum_n x(n) \psi(2^s n - k) \quad (3.8)$$

biçimindeki ayırık forma döner. Böylece bir işaretin ADD'sini almak için, işaretin tüm zaman eksenindeki değerlerini bilmemize gerek kalmaz, yalnızca dalgacıkların sıfır olmadıkları yerlerdeki değerlerinin bilinmesi yeterli olur.

Değişik çözünürlüklerdeki veri domenini taramak (span) için temel dalgacık, ölçekleme bağıntısı adı verilen, aşağıdaki gibi bir bağıntıda kullanılır:

$$\phi(x) = \sum_{k=-1}^{N-2} (-1)^k c_{k+1} \psi(2x + k) \quad (3.9)$$

Bu bağıntıda  $\psi(x)$  ana dalgacık ve  $c_n$  dalgacık katsayılarıdır. Dalgacık katsayıları aşağıdaki doğrusal ve kuadratik koşulları sağlamalıdır:

$$\sum_{k=0}^{N-1} c_k = 2 \quad , \quad \sum_{k=0}^{N-1} c_k c_{k+2l} = 2\delta_{l,0} \quad (3.10)$$

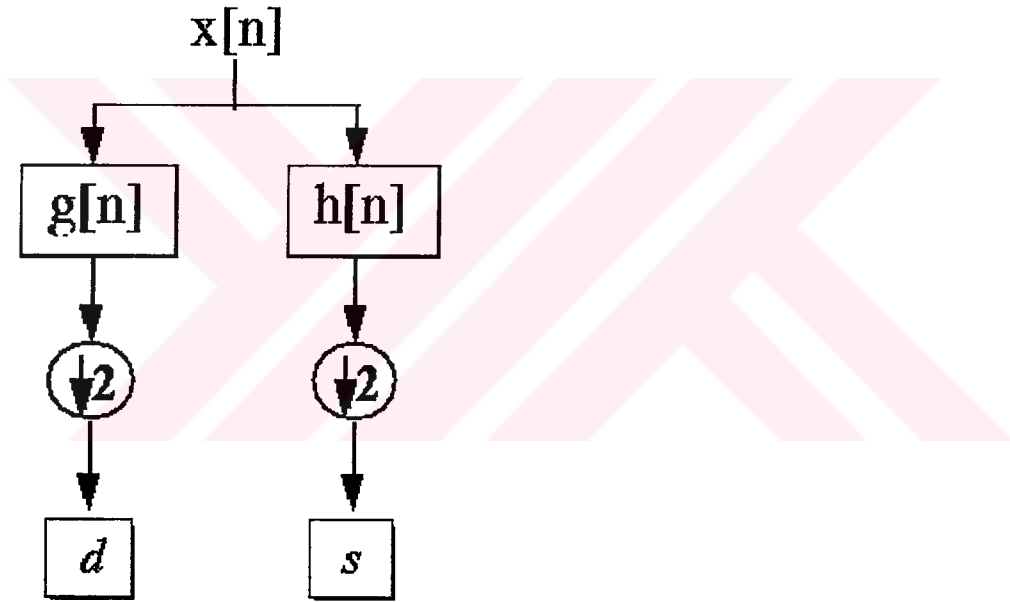
Bu bağıntıda  $l$  pozisyon endeksi ve  $\delta$ , aşağıdaki gibi tanımlı kronecker delta fonksiyonudur:

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1 & , \quad k = l \\ 0 & , \quad k \neq l \end{cases} \quad (3.11)$$

(3.9) bağıntısındaki  $\{c_0, \dots, c_n\}$  katsayıları bir filtre gibi düşünülebilir. Filtre yada katsayılar bir dönüşüm matrisine, [22]'daki gibi yerleştirilerek işlenmemiş veri vektörüne uygulanır. Katsayılar dönüşüm matrisine, matrisin bir satırına işarete yumuşatma (alçak geçiren filtre) yapacak şekilde, diğer satırına da işaretin detaylarını yakalayabilecek şekilde (yüksek geçiren filtre) yerleştirilir ve bu iki satırın geri kalan elemanları sıfır yapılır. Daha sonra filtre katsayılarının yerleştirildiği bu iki satır, her seferinde iki sütun kaydırılarak matrisin geri kalan satırları doldurulur. Bu dönüşüm matrisinin veri vektörüne uygulanması sonucu elde

edilen vektör düzenlenerek (yaklaşım ve detay bilgileri ayrılarak), vektörün yaklaşım bilgilerini içeren kısmına dönüşüm matrisi tekrar uygulanır ve bu uygulama sonuçta veri vektöründe iki eleman kalıncaya kadar devam eder. Bu şekildeki uygulama literatürde “piramid algoritması” olarak bilinir.

Yukarıda anlatılan ayrık dalgacık dönüşümü için filtrelerin kullanılmasını ilk olarak 1988’de Mallat[23] gerçekleştirmiştir. Mallat’ın algoritması aslında işaret işleme dilinde “iki kanal altband kodlayıcı” olarak bilinen klasik bir yöntemdir. Eldeki bir  $x[n]$  veri vektörüne yukarıda anlatıldığı şekilde dalgacık dönüşüm matrisini uygulayıp, sonuç vektörü yaklaşım ve detay bilgilerine ayırmak,  $x[n]$  işaretini Şekil 5’de gösterilen filtre sistemine sokmaya eşdeğerdir.

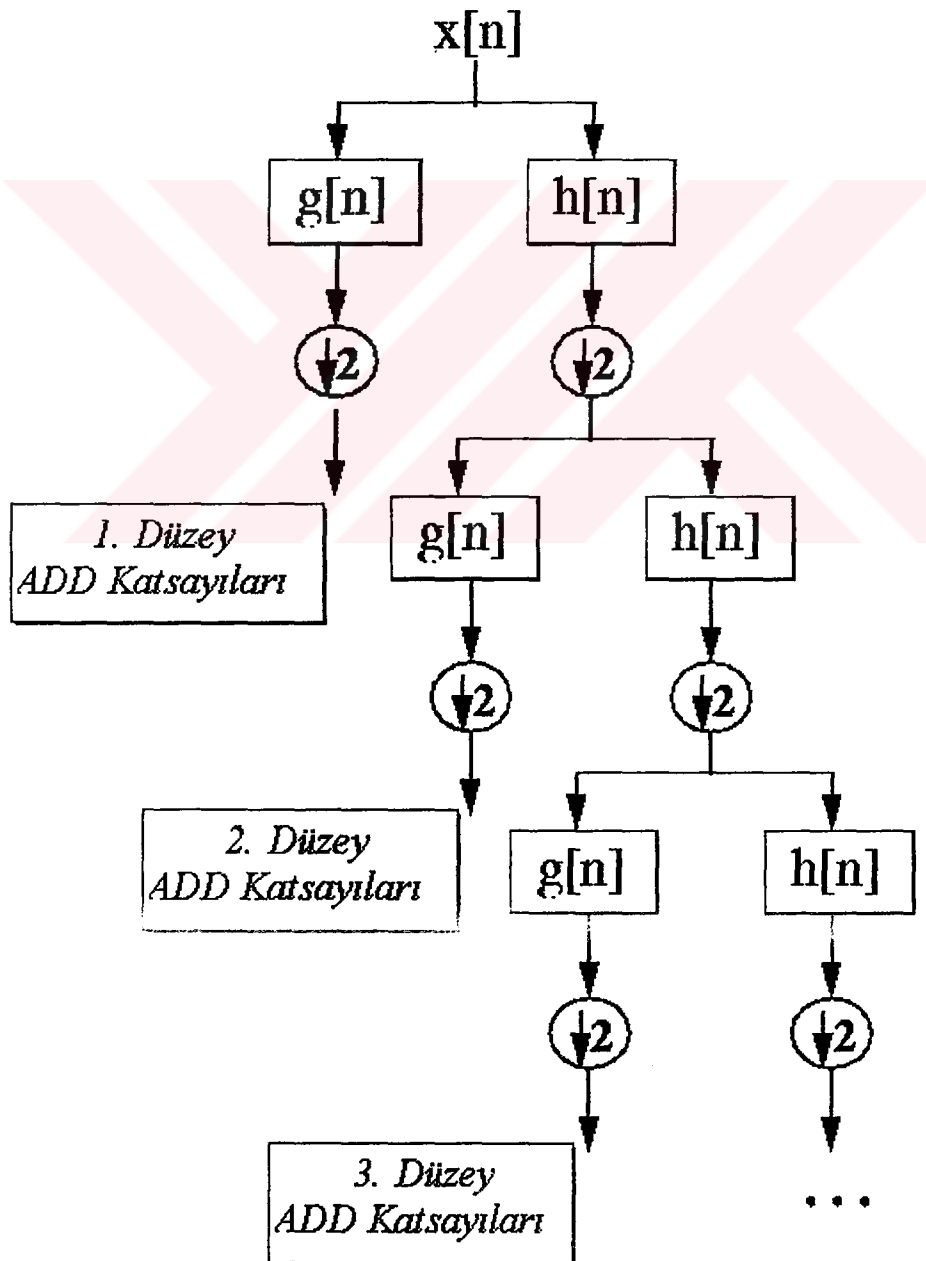


**Şekil 5.**  $x[n]$  işaretinin filtrelerle bir düzeylik dönüşüm katsayılarının elde edilmesi

$x[n]$  gibi bir ayrık veri vektörünü Şekil 5’de  $d$  ile gösterilen detay bilgilerine ve  $s$  ile gösterilen yaklaşım (approximation) bilgilerine ayırmak için veri vektörüne şekilde  $g[n]$  ile gösterilen yüksek geçiren filtreyi ve  $h[n]$  ile gösterilen alçak geçiren filtreyi uygular ve daha sonra filtre çıkışlarına  $\downarrow 2$  ile gösterilen aşağı örnekleme (downsampling) uygulanır. Aşağı örnekleme, süzgeçten geçirilmiş işaretin tek yada çift örneklerini atmak şeklinde yapılır. Burada  $d$  ile gösterilen 1. düzey dalgacık katsayılarıdır. Ayrık dalgacık dönüşümünü tamamlamak için, Şekil 5’deki sistemin, Şekil 6’de gösterildiği gibi ardışıl olarak sistemin alçak geçiren çıkışına uygulanması gerekir. Bu uygulama teorik olarak, sonuçta alçak geçiren çıkışında bir veri kalana kadar sürer.

### 3.3.4. Dalgacık Türleri

Dalgacık dönüşümü için, Bölüm 3.3.2’de anlatılan dalgacık olabilme koşullarını sağlayan, sonsuz sayıda taban işlevi geliştirilebilir. En çok bilinen ve kullanılan dalgacık türleri Daubechies, Morlet, Coiflet, Spline, Mexican Hat, Meyer, Haar dalgacık türleridir. Ayrık dalgacık dönüşümünde, her bir dalgacığı tanımlayan dalgacık katsayıları ( $c_n$ ) vardır ve dalgacıklar kendi aileleri içerisinde sahip oldukları dalgacık katsayılarının sayısına göre sınıflandırılırlar.



Şekil 6.  $x[n]$  işaretinin filtrelerle çok düzeyli ayrıştırılması

### 3.3.5. Dönüşüm Matrisi $W$ ' nin Oluşturulması

$W$  matrisinin oluşturulmasına geçmeden önce, bu matrisin oluşturulmasında kullanılan ADD bağıntı ve parametrelerinin, hem konu bütünlüğü hem de yapılacak formülasyonun açıklığı yönünden, öncelikle belirtilmesi uygun olur. Önceki bölümlerde ayrı dalgacık dönüşümünde, dalgacık işlevlerinin yanında, ana dalgacığa uygulanan aynı genişleme ve ötelemelerin, ölçekleme işlevine de uygulanmasından ortaya çıkan bir işlevler kümesinden bahsetmiştik.  $\psi(\cdot)$ , ana dalgacık işlevi ve  $\phi(\cdot)$ , ölçekleme işlevi olmak üzere iki ölçek ilişkisi (two-scale relation) adı verilen bu işlevler kümesi:

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_{n=0}^{2N_m-1} g_n \phi(2x - n)$$

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_{n=0}^{2N_m-1} h_n \phi(2x - n) \quad (3.12)$$

$$g_n = (-1)^{1-n} h_{1-n}$$

bağıntılarıyla tanımlanır. Burada  $\{h_n\}$  dizisi,  $\phi(x)$  ölçekleme işlevi için süzgeç dizisi ve  $\{g_n\}$  dizisi,  $\psi(x)$  dalgacık işlevi için süzgeç dizisini oluşturmaktadır.  $N_m$  kaybolma momenti sayısını göstermektedir. Dalgacıklar bağlı oldukları dalgacık ailesi içerisinde sahip oldukları kaybolma momenti sayılarına göre sınıflandırılırlar. Kaybolma momenti tamamen o dalgacık türünün sahip olduğu katsayı miktarıyla ilgili matematiksel bir ilişkidir ve aslında dalgacığın yaklaştırım derecesini gösteren, dalgacıkların en önemli özelliklerindedir. Bir fonksiyonun dalgacık olabilmesi için en az bir kaybolma momenti olmalıdır. Bu en basit dalgacık türü Haar dalgacığdır ve genellikle eğitim amaçlı kullanılır. İyi bir yaklaştırım için,  $\{g_n\}$  süzgeç dizisinin kaybolma momenti sayısının iyi seçilmesi gerekmektedir[24]. Burada  $N_m$  ile  $\{g_n\}$  arasında,

$$\sum_{n=1}^{2N_m+1} n^j g_n = 0 \quad j = 0, \dots, N_m - 1 \quad (3.13)$$

bağıntısı vardır.  $N_m$  sayısının büyük olması matris seyrekliğini azaltmakta fakat sonucun doğruluk derecesini arttırmaktadır. Diğer taraftan, büyük  $N_m$  değeri daha yoğun bir



$W$  dönüşüm matrisini doğurmakta ve bu da hesaplama maliyetini arttırmaktadır. Bu nedenle, hızlı ve doğru bir çözüm için  $N_m$  değerinin optimum bir şekilde seçilmesi gerekmektedir[25].

Bu bağıntı ve parametrelerin ışığında büyüklüğü  $N = 2^n$  olan  $s^0$  işareti (vektörü) için  $N \times N$ 'lik  $W_n$  matrisi :

$$W_n = \begin{bmatrix} H_n \\ G_n \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

biçiminde oluşturulur. Burada  $H_n$  ve  $G_n$  dereceleri  $2^{N-1} \times 2^N$  olan matrislerdir ve sırasıyla alçak geçiren ve yüksek geçiren süzgeçlerdir. Örnek olarak  $N_m = 2$  için bu matrisler,

$$H_n = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 & h_4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & h_1 & h_2 & h_3 & h_4 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \ddots & & & \\ 0 & \dots & & h_1 & h_2 & h_3 & h_4 \\ h_3 & h_4 & \dots & & & h_1 & h_2 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

$$G_n = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & g_3 & g_4 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & g_1 & g_2 & g_3 & g_4 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \ddots & & & \\ 0 & \dots & & g_1 & g_2 & g_3 & g_4 \\ g_3 & g_4 & \dots & & & g_1 & g_2 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

şeklinde oluşturulur.  $W_n s^0$  çarpımı  $s^0$  vektörünü,  $s^1$  yaklaşım (approximation) ve  $d^1$  ayrıntı (detail) parçalarına ayırır. Bu işlem  $s^0$  vektörüne alçak ve yüksek geçiren süzgeç uygulayıp,  $s^0$  vektörünü alçak frekans ve yüksek frekans bileşenlerine ayırmakla aynı anlamda gelmektedir. Bu ayrıştırma süreci arka arkaya yaklaşım verisi  $s^j$  ye tekrar uygulanır ve bu işleme, düzey endeksi  $j$ ,

$$j=1, \dots, k \leq n - \log_2 2N_m + 1 \quad (3.17)$$

bağıntısındaki  $k$  değerini alıncaya kadar devam edilirse sonuçta  $s^0$  vektörünün ayrık dalgacık dönüşümü alınmış olur. Matris gösterimi ile bu:

$$W_s^0 = W_{n-k} \dots W_{n-1} W_n s^0 = [s^k, d^k, \dots, d^l] \quad (3.18)$$

biçiminde ifade edilir. Burada  $W_{n-j}$  blok diyagonal matristir ve

$$W_{n-j} = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} H_n \\ G_n \end{bmatrix} & 0 \\ 0 & I_{N-N/2^j} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

biçimindedir.  $I_{N-N/2^j}$ , rankı  $N-N/2^j$  olan birim matristir.

Bundan başka  $W$  dalgacık dönüşüm matrisinin herhangi bir matrise uygulanabilmesi için matrisin kare matris ve boyutunun  $2^j$ 'nin tam kuvveti olması gerekir.  $2^j$ 'nin tam kuvveti olmayan kare matrislerde dönüşümün uygulanabilmesi için, (3.20)'de gösterildiği gibi sıfır ve birim matrisler eklemek suretiyle, matris boyutunun  $2^j$ 'nin tam kuvvetleri olan bir kare matris haline getirilmesi gerekir[26].

$$\begin{pmatrix} Z_{P \times P} & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}_{Q \times Q} \quad (3.20)$$

$W$  matrisinin oluşturulması aşamasında [25], [26], [27] ve [28]'de belirtilen seyreklik, doğruluk derecesi ve işlem zamanı açısından en uygun (optimum) dalgacık Daubechies[29] dalgacı ve optimum kaybolan moment sayısı  $N_m = 8$  alınmıştır. Bundan başka seçilen dalgacık türünün Daubechies olmasının başka bir nedeni matrislerin kondüsyon sayılarıdır. Kondüsyon sayıları iteratif seyrek çözümlerde çözüm zamanını belirleyen önemli bir faktördür. Daubechies türü ortogonal taban işlevleriyle yapılan dönüşümlerde matrislerin kondüsyon sayıları dönüşümden sonra da korunur. [30] yayınında dalgacık dönüşümünde taban işlevleri olarak Daubechies dalgacıkları kullanmanın matrisin kondüsyon sayısını değiştirmedeği, fakat taban işlevi olarak Cardinal-Spline gibi işlevler alındığında seyrekliğin daha fazla olmasına rağmen dönüşümden sonra matrisin kondüsyon sayısının orijinalinden çok daha büyük bir değere ulaştığı rapor edilmiştir. Bu nedenle bu çalışmada, matris dönüşümlerinde yüksek seyreklik sağlamakla birlikte, dönüşümden sonra matrisin kondüsyon sayısını değiştirmemeleri, Daubechies dalgacık türünün bir başka tercih edilme sebebidir[31].

### 3.4.Yapay Sinir Ağları

#### 3.4.1. YSA'nın Tarihçesi

Yapay sinir ağları ( YSA ) konusundaki ilk çalışma McCulloch ve Pitts tarafından yapılmıştır. Bu araştırmacıların önerdiği, yapay sinir hücrelerini kullanan hesaplama modeli, önermeler mantığı, fizyoloji ve Turing'in hesaplama kuramına dayanıyordu. Her hangi bir hesaplanabilir fonksiyonun sinir hücrelerinden oluşan ağlarla hesaplanabileceğini ve mantıksal “ve” ve “veya” işlemlerinin gerçekleştirilebileceği de ileri sürdüler. Hebb, sinir hücreleri arasındaki bağlantıların şiddetlerini değiştirmek için basit bir kural önerince, öğrenilebilen yapay sinir ağlarını gerçekleştirmek de olası gelmiştir.

1950'lerde Shannon ve Turing bilgisayarlar için satranç programları yazıyorlardı. İlk yapay sinir ağı temelli bilgisayar SNARC, MT'de Minsky ve Edmonds tarafından 1951'de yapıldı. Çalışmalarını Princeton Üniversitesi'nde sürdüren Mc Carthy, Minsky, Shannon ve Rochester'le birlikte 1956 yılında Dartmouth'da iki aylık bir workshop düzenledi. Bu toplantıda bir çok çalışmanın temelleri atılmakla birlikte, toplantının en önemli özelliği Mc Carthy tarafından önerilen Yapay zeka adının konmasıdır. İlk kuram ispatlayan programlardan Logic Theorist burada Newell ve Simon tarafından tanıtılmıştır.

Daha sonra Newell ve Simon, “insan gibi düşünme” yaklaşımına göre üretilmiş ilk program olan Genel sorun çözücüyü geliştirmişlerdir. Simon, daha sonra fiziksel simge varsayımını ortaya atmış ve bu kuram, insandan bağımsız zeki sistemler yapma çalışmalarıyla uğraşanların hareket noktasını oluşturmuştur.

Kısa sürede uzman sistemler adı verilen metodoloji geliştirdi. Uzman dizgelerin başarıları beraberinde ilk ticari uygulamaları da getirdi. Yapay zeka yavaş yavaş bir endüstri haline geliyordu.DEC tarafından kullanılan ve müşteri siparişlerine göre donanım seçimi yapan R1 adlı uzman sistem şirkete 40 milyon dolarlık tasarruf sağlamıştı.

Bütün bu çalışmaların sonunda yapay zeka araştırmacıları iki gruba ayrıldılar. Bir grup insan gibi düşünen sistemler yapmak için çalışırken, diğer grup ise rasyonel karar verebilen sistemler üretmeyi amaçlamaktaydı.

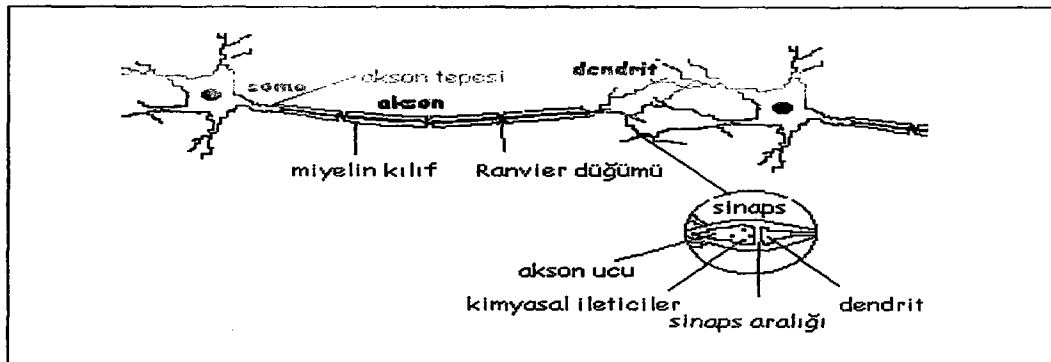
### 3.4.2 YSA'nın Tanımı

YSA paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemidir. Yani, YSA'nın temelinde, zeka gerektiren işlemlerden oluşan bilgi işleme işlevi vardır. Bu sistem tek yönlü işaret kanalları ile birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşur. Çıkış işareti bir tane olup isteğe göre çoğaltılabilir. YSA yaklaşımının temel düşüncesiyle, insan beyninin fonksiyonları arasında benzerlik vardır. Bu yüzden YSA sistemine insan beyninin modeli denilebilir. Girişler ve istenen çıkışların sisteme verilmesi ile kendisini farklı cevaplar verebilecek şekilde ayarlayabilir. Ancak son derece karmaşık bir içyapısı vardır. Onun için bugüne kadar gerçekleştirilen YSA, biyolojik fonksiyonların temel nöronlarını örnek alarak yerine getiren kompoze elemanlar olmuştur.

### 3.4.3 Biyolojik Nöron

İnsanın merkezi sinir sisteminde yaklaşık  $1.3 \times 10^{10}$  nöron bulunmaktadır, bunların yaklaşık  $1 \times 10^{10}$  kadarı beyinde yer alır. Herhangi bir zamanda, bu nöronların bir kısmı ateşleme yapmakta yani üst üste gelen uyarı (kısa süreli sinyal) katarı üretmektedir. Bu elektriksel aktivitede yaklaşık 10 watt enerji tüketilmektedir. Uyku sırasında bile saniyede  $5 \times 10^7$  uyarı, beyin ve vücudun diğer parçaları diğer parçaları arasında gidip gelmektedir. İnsan uyanıkken bu sayı önemli ölçüde artmaktadır[32].

Nöronda soma adı verilen ve kabaca küresel bir biçimi olan hücre gövdesi bulunur(Şekil 7). Soma tarafından üretilen sinyaller akson adı verilen uzantılar aracılığı ile diğer nöronlara iletilmektedir. Soma etrafındaki çalı dalları gibi gözükken diğer uzantılar ise dendrit olarak adlandırılmaktadır. Dendritler diğer nöronlardan gelen sinyalleri toplamaya yaramaktadır.



Şekil 7. Tipik bir nöron

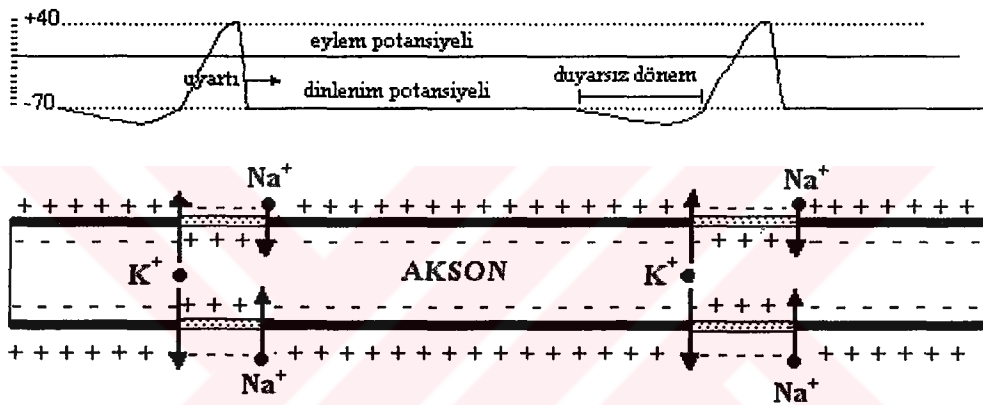
Bir aksonun boyu bağlantı yapacağı nöronla arasındaki uzaklığa bağlı olarak bir milimetrenin onda birinden bir metreye kadar değişebilir. Aksonların uç tarafı bir çok dallara ayrılır ve bu dalların en ucunda diğer nöronlara bağlantı yapmayı sağlayan sinapslar bulunur. Tipik bir nöron  $10^3 - 10^4$  kadar sinaps bağlantısı yapar.

Sinapsta gönderici nöronun akson ucu genişler ve dendrite çok yaklaşır, ancak yine de aralarında sinaps aralığı adı verilen bir boşluk yer alır. Akson ucunda, binlerce kimyasal iletilici içeren kesecikler bulunmaktadır. Ateşleme sırasında akson boyunca ilerleyen bir uyarı sinapsa ulaştığında, bu kimyasal iletilicilerden bir kısmı sinaptik aralığa dökülerek uyarının alıcı nöron dendritini uyarmasını sağlarlar. Çok fazla olmamasına rağmen sinapslar iki akson, iki dendrit veya aksonla soma arasında da oluşabilir.

Nöronlar sadece 5 nanometre kalınlığında yarı geçirgen bir zarla kaplıdır. Bu zar, hücreler arası sıvıda bulunan bazı iyonları seçerek geçirip geçirmeme özelliğine sahiptir. Belirli bir denge oluşturacak şekilde sodyum iyonları sürekli hücre içi sıvısından hücre dışı sıvısına atılırken, potasyum iyonları hücre dışı sıvısından hücre içi sıvısına çekilir. Hücre içi ve dışındaki iyon konsantrasyonlarındaki bu fark hücre zarının polarize olmasına sebep olur. Denge durumunda, hücre içi hücre dışına göre yaklaşık 70 milivolt negatif potansiyel farkı gösterir ve bu durum dinlenme potansiyeli olarak alınır.

Bu nöron sinaptik bağlantıları dolayısıyla çok sayıda nöronun uyarım alır. Akson ucuna ulaşan uyarılar kimyasal iletilicilerin sinaptik aralığa dökülmesine sebep olur. Bu kimyasal iletilicilerin sinaps aralığından geçerek alıcı taraftaki dendrit zarına ulaşırlar. Kimyasal iletilicilerin türüne göre alıcı nörondaki potansiyel etkilenir. Sinapstaki uyarımlar dereceli potansiyel olarak adlandırılan nöron potansiyelini artırarak depolarizasyona sebep olursa bu tür sinapslara uyarıcı sinaps denir. Dereceli potansiyelin artmasını engelliyerek hiperpolarizasyona sebep olan kimyasal iletiliciler taşıyan sinapslar ise ketleyici sinaps olarak adlandırılırlar. Dereceli potansiyeldeki depolarizasyon belirli bir eşik değerini artmaya yeterli ise alıcı nöron ateşlemeye başlar. Genelde tek bir sinapstan dolayı oluşan depolarizasyon nöronun ateşlemesi için yeterli değildir, ancak eğer aynı zamanda o nöronun başka uyarıcı sinapslardan da etkiler geliyorsa, bunların toplu etkisi dereceli potansiyelin eşik değerini atlayarak nöronun ateşlemesine yetebilir.

Ateşleme akson tepesinde başlar ve bölgedeki zarın seçici geçirgenlik özelliği bir süre için kesintiye uğrar, böylece iyonlar hücre zarından doğal biçimde süzülürken zarın iç ve dışındaki iyon konsantrasyonları eşit hale gelir. Eğer depolarizasyon yeteri kadar büyükse daha önce negatif olan iç potansiyel sonunda sıfırlanır ve kısa bir süre için pozitif hale geçer. Potansiyeldeki bu kısa süreli ters dönüş eylem potansiyeli olarak adlandırılır ve eylem potansiyelinin bulunduğu bölgeden aksonun dinlenme potansiyelindeki yakın bölgelerine doğru elektrik akımı oluşur. Bu akım dinlenme potansiyelinde bulunan bir sonraki bölgedeki zarın geçirgenlik özelliğini etkiler ve böylece uyarı akson zarı boyunca ilerler (Şekil 8).



Şekil 8. Uyarının akson boyunca ilerlemesi

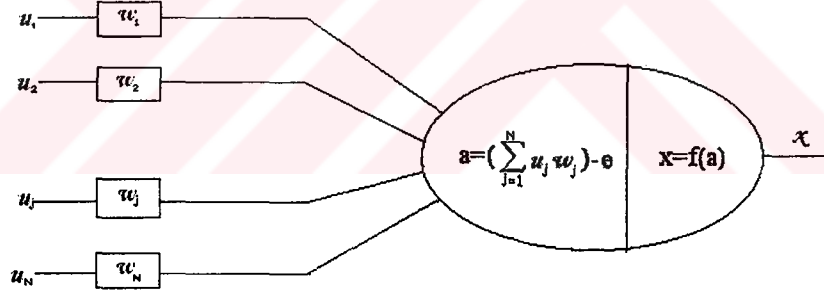
Eylem potansiyeli aksonda bir noktadan geçtiğinde o bölge duyarlı bölge olarak adlandırılan bir süre için yeniden uyarılma yeteneğini kaybeder. Bu bölge, duyarlı dönem süresince aktif hale gelmediğinden, uyarı aksonda yalnızca ileri doğru iletilir, geri yönde gitmez. Daha önce uyarılmış bölge kısa sürede dinlenme potansiyeline geri döner ve yeni uyarıları iletmeye hazır hale gelir. Duyarlı dönem yaklaşık 1 milisaniye civarında ve bu durum iletilecek uyarı sayısını kısıtlar. Tipik bir nöron saniyede 1000 uyarı ile sınırlıdır. Bir nörondaki dereceli potansiyelin ateşlemeye yeterli olup olmaması o nöronun sinapslarına ulaşan uyarı sayısı ve sıklığına bağlıdır. Eğer uyarılma yeterli değilse, dereceli potansiyel azalarak normal durumuna döner. Diğer yandan, uyarılma yeterliyse dereceli potansiyel eşik değerine ulaşır ve akson tepesinde ateşleme başlayarak uyarılar oluşur. Akson tepesinde oluşan uyarılar buradan sinapslara kadar yok olmadan ilerler.

Aksonlar genellikle yalıtkan miyelin kılıfı ile kaplıdır. Uyarıların aksonda ilerleme hızı hücre zarından iyon transferini engelleyen miyelin kılıfının kalınlığına bağlıdır. Miyelin kılıfı, düzenli aralıklarla Ranvier düğümü adı verilen noktalarda kesintiye uğrar. Hücre zarı ancak Ranvier

düğümlelerinde hücre dışı sıvı ile temas eder ve burada iyon değişimi olur. Dolayısı ile eylem potansiyeli Rainvier düğümleri üzerinde oluşan depolarizasyonlara ilerler. Bir düğümdaki depolarizasyon, bir sonraki düğüme etkiler ve uyarılar düğümden düğüme sırayla atlayarak daha hızlı bir şekilde ilerler.

### 3.4.4 Yapay Nöron Modeli

Daha önceki bölümde açıklanmaya çalışıldığı gibi, gönderici nörondaki uyarıların alıcı nörondaki uyarımı, akson ucunda bulunan özel kimyasal ileticilerin sinaps aralığına dökülmesiyle oluşan oldukça karmaşık elektro-kimyasal bir olaydır. Bunun alıcı nörondaki etkisi, somadaki dereceli potansiyelin artması yada azalması biçiminde ortaya çıkar. Eğer dereceli potansiyel bir eşik değerine ulaşabilirse nöron ateşlemeye başlar. 1943'te McCulloch ve Pitts tarafından önerilen yapay nöron modelinde yaratılmaya çalışılan işte bu özelliiktir. Şekil 9'da gösterilen bu nöron modeli, üzerindeki bazı ufak değişiklikler yapılarak bu gün hala yapay sinir ağlarında yaygın biçimde kullanılmaktadır.



Şekil 9. Yapay nöron

Şekilde verilen yapay nöronda  $u_1, u_2, \dots, u_N$  e gösterilen  $N$  tane giriş bulunmaktadır. Bu girişleri nörona bağlayan her bir hatta  $w_1, w_2, \dots, w_N$  ile gösterilen bağlantı kuvveti atanmıştır. Yapay nöron modelindeki bağlantı kuvvetleri biyolojik nöronlardaki sinapsların etki kuvvetine karşılık gelir. Nöronun ateşleyip ateşlememesini belirleyen eşik değeri yapay nöronda genellikle  $\theta$  ile gösterilir ve nöron uyarımı aşağıdaki denklemle ifade edilir.

$$\alpha = \sum_{j=1}^N w_j u_j + \theta \quad (3.21)$$

Girişler ve bağlantı kuvvetleri reel sayılardır. Negatif bağlantı değeri ketleyici sinapsları temsil ederken, pozitif değer uyarıcı sinapsları temsil ederler. Biyolojik nöronda girişler



negatif değer almazken, amacına bağlı olarak yapay nöronda bu kısıtlama kaldırılabilir. Bu serbestlik  $\theta$  için de geçerlidir.

Matematiksel kolaylığından dolayı, uyarım denkleminde genellikle  $\theta$  daha önce + işareti kullanılır, ancak  $\theta$ 'nın kendi değeri negatif yada pozitif olabilir. Basitleştirme amacıyla bazen nöronun hayali bir  $u_0=+1$  girişine  $w_0=\theta$  ağırlık kuvveti ile bağlı olduğu varsayılarak, toplam alt sınırı 1 yerine 0 dan başlatılıp  $\theta$  toplam içine çekilebilir. Böylece uyarım formülü:

$$\alpha = \sum_{j=0}^N w_j u_j \quad (3.22)$$

haline dönüşür. Biyolojik nöronlardaki ateşleme sıklığı ile ilişkilendirilerek, nöronun  $x$  ile gösterilen çıkış değeri uyarımın bir fonksiyonu olarak yazılır.

$$x = f(a) \quad (3.23)$$

Vektör notasyonu kullanırsa

$$A = \mathbf{w}^T \mathbf{u} + \theta \quad (3.24)$$

olur.

Burada  $\mathbf{w}$  ve  $\mathbf{u}$

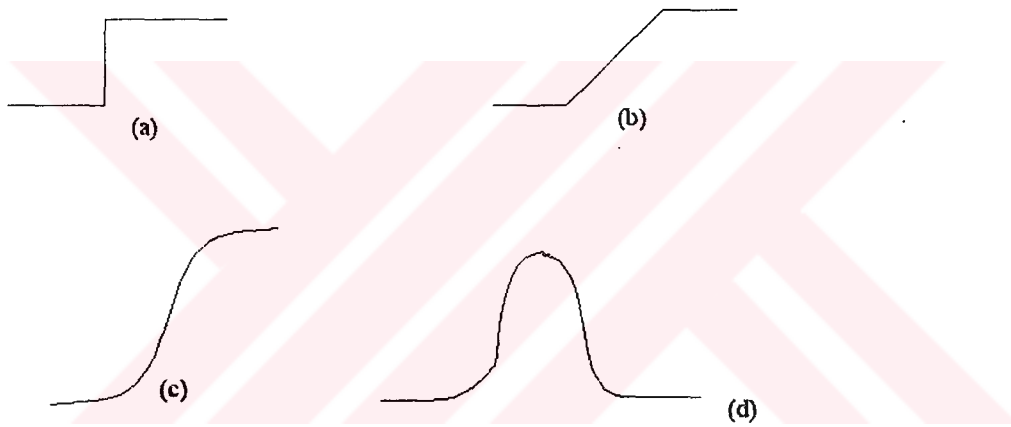
$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_j \\ \dots \\ w_N \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_j \\ \dots \\ u_N \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

vektörleridir. Her iki vektör de  $N$  boyutundadır ve



$$\mathbf{w}^T \mathbf{u} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_j \ \dots \ w_N] \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_j \\ \dots \\ u_N \end{bmatrix} = \sum_{j=1}^N w_j u_j \quad (3.26)$$

olduğundan  $\mathbf{w}^T \mathbf{u}$  tek boyutludur.



**Şekil 10.** Bazı nöron çıkış fonksiyonları a) eşik fonksiyonu, b) yokuş fonksiyonu, c) sigmoid fonksiyonu, d) Gauss fonksiyonu

Orijinal McCulloch-Pitts modelinde, çıkış fonksiyonu  $f(a)$  bir eşik fonksiyonu olarak önerilmiştir. Ancak doğrusal, yokuş, sigmoid (Şekil 10) fonksiyonları da yapay sinir ağlarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bazı özel yapay sinir ağlarında can eğrisi biçimindeki Gauss fonksiyonu kullanılmaktadır.

$$\text{Eşik: } f(a) = \begin{cases} 0, & a \leq 0 \\ 1, & 0 < a \end{cases} \quad (3.27)$$

$$\text{Doğrusal: } f(a) = Ka \quad (3.28)$$

$$\text{Yokuş: } f(a) = \begin{cases} 0, & a \leq 0 \\ a/K, & 0 < a \leq K \\ 1, & K < a \end{cases} \quad (3.29)$$

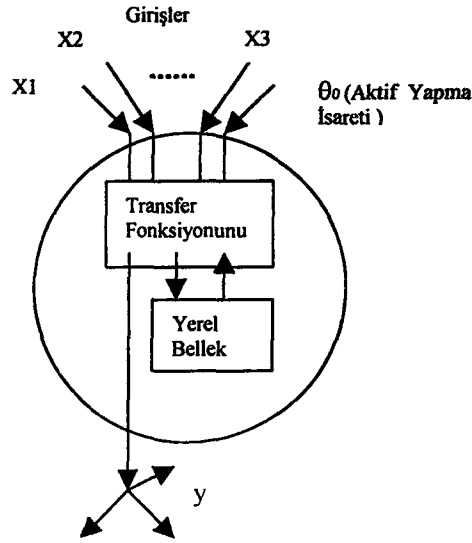
$$\text{Sigmoid: } f(a) = \frac{1}{1 + e^{-x/a}} \quad (3.30)$$

$$\text{Gauss: } f(a) = \frac{e^{-(a-\mu)^2 / -2\sigma^2}}{\sqrt{2\pi\sigma}} \quad (3.31)$$

Basit yapısına rağmen, McCulloch-Pitts nöronu kuvvetli bir sayısal işlem elemanıdır. Geleneksel sayısal bilgisayarların yapabileceği herhangi bir hesaplamanın, bir ağ ile birbirine bağlanmış yapay nöronlar tarafından yerine getirilebileceği McCulloch and Pitts tarafından ispatlanmıştır.

### 3.4.5 YSA'nın Yapısı ve İşlem Elemanı

YSA temel olarak, basit yapıda ve yönlü bir graf biçimindedir. Her bir düğüm hücre denilen n.ci dereceden lineer olmayan bir devredir. Düğümler işlem elemanı olarak tanımlar. Düğümler arasında bağlantılar vardır. Her bağlantı tek yönlü işaret iletim yolu olarak görev yapar. Her işlem elemanı istenildiği sayıda giriş bağlantısı ve tek bir çıkış bağlantısı alabilir. Fakat bu bağlantı kopya edilebilir. Yani bu tek çıkış birçok hücreyi besleyebilir. Ağ'daki tek gecikme, çıkışları ileten bağlantı yollarındaki iletim gecikmeleridir. İşlem elemanının çıkışı istenilen matematiksel tipte olabilir. Kısmen sürekli çalışma konumunda "aktif" halde eleman bir çıkış işareti üretir. Giriş işaretleri YSA'na bilgi taşır. Sonuç ise çıkış işaretlerinden alınabilir. Şekil 11'de genel bir işlem elemanı gösterilmiştir

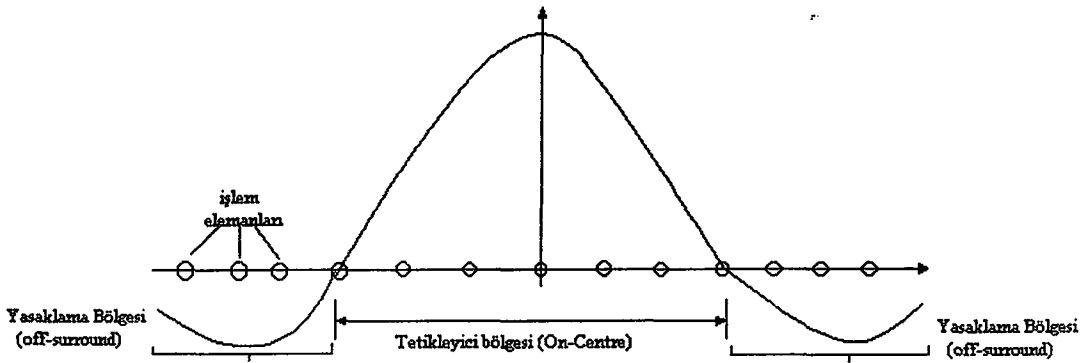


Şekil 11. Genel işlem elemanı yapısı

YSA bir takım alt kümelerle ayrılabilir. Bu alt kümelerdeki elemanların transfer fonksiyonları aynıdır. Bu küçük gruplara “katman” layer adı verilir. Ağ katmanları birbirlerine hiyerarşik bir şekilde bağlanmasında oluşmuştur. Dışarıdan alınan bilgi, giriş katmanı ile taşınır. Bir transfer fonksiyonları yoktur. YSA transfer fonksiyonu ve yerel bellek elemanı bir öğrenme kuralı ile giriş çıkış işareti arasındaki bağıntıya göre ayarlanır. Aktif yapma girişi için bir zamanlama fonksiyonu tanımlaması gerekebilir. Kısaca bir YSA'dan beklenen görev, gerçek dünyadaki nesnelere ile biyolojik sinir ağının yaptığı işlevi, benzer bir yolla yerine getirmesidir. YSA'nın giriş veri tipleri ikili (binary) 0-1 veya sürekli değerlerdir. Bu giriş durumlarından başka, işlem elemanlarına ait girişleri matematiksel olarak da sınıflamak gerekmektedir. Çünkü bir işlem elemanına gelen girişlerin bir kısmı azaltıcı uyarma girişleri olmaktadır. Bu arttırıcı veya azaltıcı girişler “giriş sınıflarını” oluşturur.

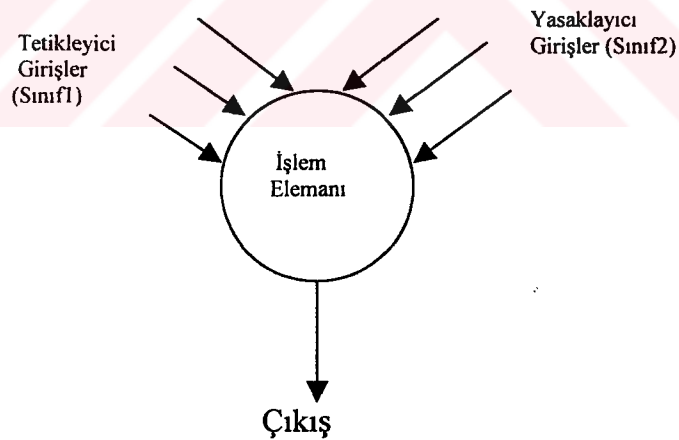
### 3.4.6 Giriş İşareti Sınıfları

İşlem elemanının transfer fonksiyonuna gelen bütün giriş işaretleri için tanımlanır. Bazen değişik katman davranışlarının farklı olması tabiidir. İşaretlerin hangi bölgelerden geldiğinin bilinmesi gerekir. Değişik bölgelere göre işaretlerin sınıfları tamamlanabilir. Şekil 12'de bu yapı gösterilmektedir. Meksika şapkasına benzer bağlantı tipindedir.



**Şekil 12.** Komşu hücrelerin merkez hücreye etkisi

İşlem elemanı tetikleyici girişlerin kendine yakın komşu girişlerden yasaklanan girişlerini daha uzaktan alır. Böylece işlem elemanına gelen girişler sınıflarına göre değerlendirilmiş olur. Tetikleyici bölgeden gelen girişler yasaklanan sınıfı oluşturur. Şekil 13 böyle bir işlem elemanını gösterir.



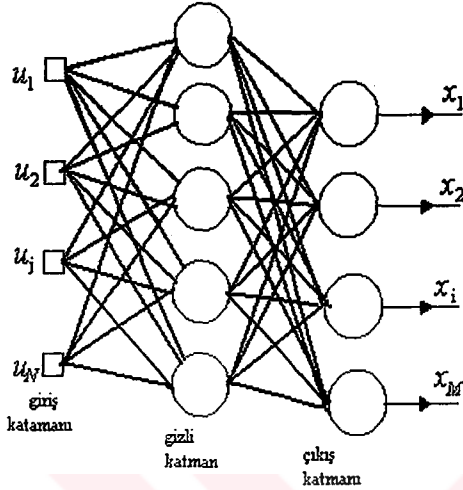
**Şekil 13.** Tetikleyici ve yasaklanan girişlere sahip bir işlem elemanı.

### 3.4.7 Ağ Tipleri ve Yapıları

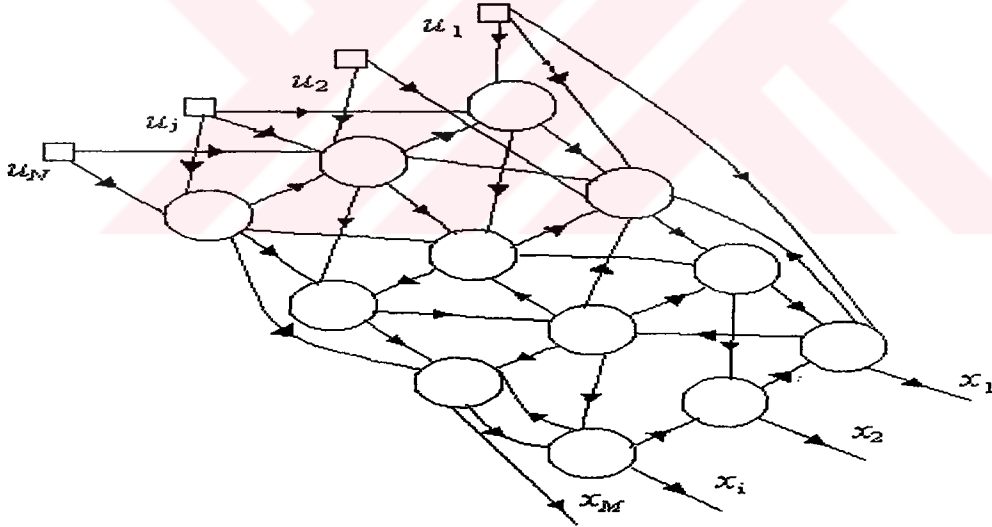
Gerçek uygulamalarda kullanılan yapay sinir ağları, bir çok nöronun birbirlerine çeşitli yapılarda bağlanmasıyla oluşturulmaktadır. Aralarındaki bağlantıların yapısına göre bu ağlar çeşitli sınıflara ayrılırlar. Bu sınıflandırmalardan en çok kullanılan iki ağ tipi aşağıda açıklanmıştır.

\* İleri Beslemeli Ağ: Her bir katmandaki hücreler sadece bir önceki katmanın hücrelerince beslenir ( Şekil 14 ).

\* Geri Beslemeli Ağ: En az bir hücre sonraki katmanlardaki hücrelerce de beslenir ( Şekil 15).



Şekil 14. Çok katmanlı ve ileri beslemeli ağ.



Şekil 15. Katmansız ve geri beslemeli ağ.

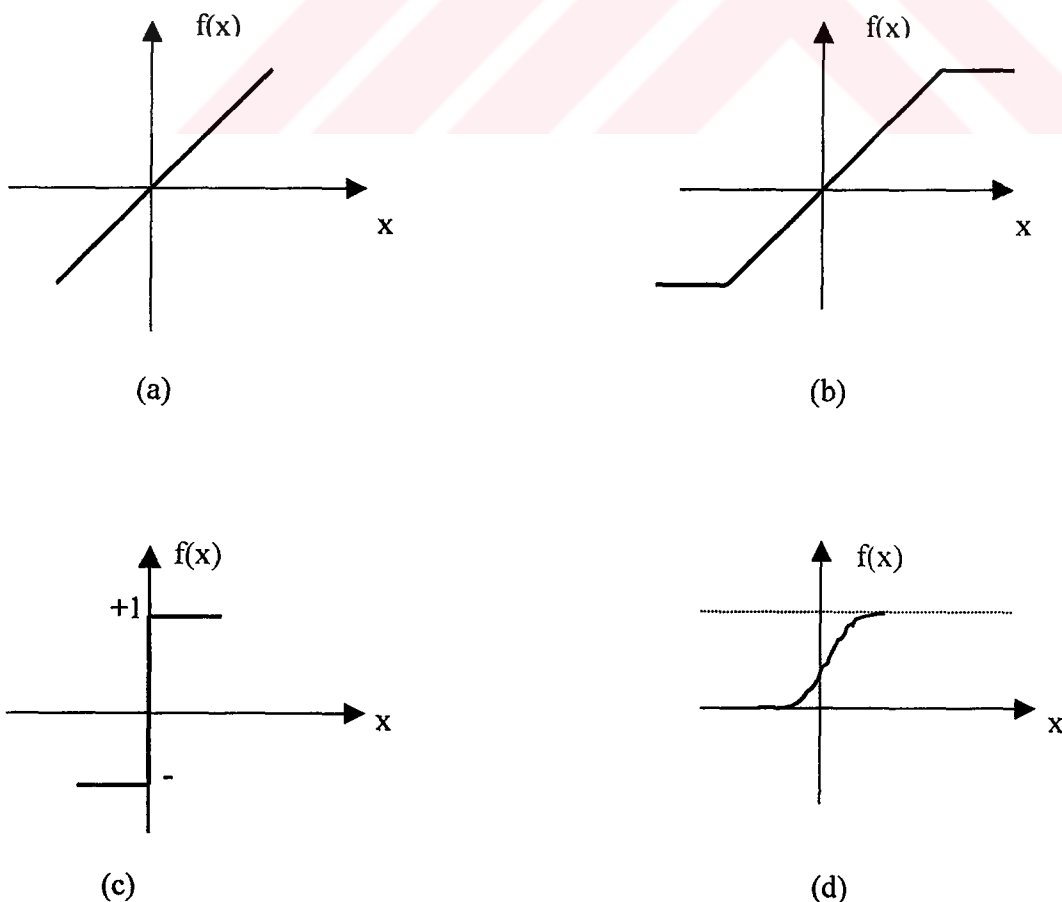
İleri beslemeli yapay sinir ağlarında nöronlar birbirlerine katmanlar oluşturacak şekilde bağlanmışlardır. Bir katmandaki nöronlar girişlerini bir önceki katmandan alırlar ve çıkışlarını bir sonraki katmana veririler. Bu tip ağlarda, aynı katmandaki nöronlar arasında ya da ileri katmanlardaki nöronlardan önceki katmanlardaki nöronlara bağlantı bulunmaz. İlk katman giriş katmanıdır ve dışarıdan alınan ağ girişleri bu katmandaki nöronlara bağlanır. Son katman çıkış katmanıdır ve ağın çıkışları bu katmandan alınır. Giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki katmanlara ise gizli katman denir. Çok katmanlı bir ağda bir veya daha fazla gizli

katman bulunabilir. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında ağ çıkışındaki değerler, ağ girişindeki değerlerin bir fonksiyonu olarak yazılabilir.

Geri beslemeli ağlarda katmanlar olması gerekli değildir. Amacına göre katmanlar da kullanılabilir. Bir katmandaki nöronlar arasında ya da ileri bir katmandan geriye doğru bir bağlantı yapılabilir. Geri beslemeli yapay sinir ağlarında, ağ çıkışlarındaki değerler yalnızca ağ girişlerinin bir fonksiyonu olarak yazılamaz. Bu tür ağlar dinamik sistem özelliği gösterirler, yani çıkış değerlerinin ne olacağı uygulanan giriş değerlerine ve sistemin o andaki durumuna bağlıdır.

### 3.4.8 Eşik Fonksiyonları

Transfer veya işaret fonksiyonları olarak da adlandırılan eşik fonksiyonları, muhtemel sonsuz domen girişli işlem elemanlarını önceden belirlenmiş sınırdaki çıkış olarak düzenler. Dört tane yaygın eşik fonksiyonu vardır. Bunlar , rampa, basamak ve sigmoid fonksiyonudur. Şekil 16 'de bu fonksiyonlar gösterilmiştir.



Şekil 16. Eşik fonksiyonları. (a) lineer, (b) rampa, (c) basamak (d) sigmoid.

Şekil 16 (a)'da gösterilen lineer fonksiyonun denklemi aşağıdaki gibidir.

$$f(x) = \alpha \cdot x \quad (3.32)$$

$\alpha$  ; işlem elemanını  $x$  ; aktivitesini ayarlayan reel değerli bir sabittir. Lineer fonksiyon  $[-\tau, +\tau]$  sınırları arasında kısıtlandığında (b)'deki rampa eşik fonksiyonu olur ve denklemi;

$$f(x) = \begin{cases} +\tau : \text{eğer } x \geq \tau \text{ ise} \\ x : \text{eğer } |x| < \tau \\ -\tau : \text{eğer } x \leq -\tau \text{ ise} \end{cases} \quad (3.33)$$

şeklini alır.

$+\tau$  ( $-\tau$ ) işlem elemanının maksimumu (minimumu) çoğu zaman doyma seviyesi olarak adlandırılan çıkış değeridir. Eğer eşik fonksiyonu bir giriş işaretine bağlı ise yaydığı  $+\tau$  giriş toplamı pozitif, bağlı değilse eşik basamak fonksiyonu  $[-\delta]$  olarak adlandırılır. Şekil 12 (c), basamak eşik fonksiyonunu gösterir ve denklemi;

$$f(x) = \begin{cases} +\tau : \text{eğer } x > 0 \text{ ise} \\ -\delta : \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (3.34)$$

şeklindedir.

Son ve en önemli eşik fonksiyonu (bu çalışmada) kullanılan sigmoid fonksiyonudur. Şekil 12 (d) de gösterilen S biçimindeki sigmoid fonksiyonu, seviyeli, lineer olmayan çıkış veren, sınırlı, monoton artan fonksiyondur. Denklemi.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \text{ biçimindedir.} \quad (3.35)$$

Her işlem elemanı kendisine verilen yerel veriye göre, kendisini ayarlayacak bütün YSA' nın enformasyon bölgesinin öğrenmesini sağlar. (Enformasyon bölgesi olasılık-yoğunluk fonksiyonu ile de tanımlanabilir). Enformasyon bölgesi birçok uygulamada, gerçek değerler "0" ile "1" arasında normaliz edilmesi gerekir. (Normaliz etmek: gerçek değeri 85 olan bir girişi 0.85 şeklinde ağa uygulamaktır.) Normaliz aynı anda bütün girişlere uygulanabilir.

### 3.4.9. YSA'nın Eğitilmesi

Beyinde bilginin ne şekilde saklandığı ve nasıl çıkarıldığı tam olarak bilinmemektedir. Ancak bu konuda yapılan deneysel çalışmalarda, belirli uyarıların düzenli olarak uygulandığı nöronların yapısında bazı değişikliklerin meydana geldiği gözlenmiştir. Düzenli uyarılar karşısında oluşan en önemli değişiklikler sinapsların elektriksel ve kimyasal özelliklerinde ortaya çıkmaktadır. Örneğin sinaps aralığına dökülen kimyasal iletili miktarı artmakta ya da eksilmekte veya sinaps sonrası nöronun iletili nöronlara tepkisi değişebilmektedir. Sonuçta öğrenme sinaps sonrası nörona ulaşan uyarıların bu nöronun dereceli potansiyelinin eşik değerine ulaşmasındaki önemini değiştirmekle ilişkilidir. Yapay sinir ağlarında bu durum, bağlantı kuvvetlerinin ve eşik değerini değiştirmek suretiyle modellenmektedir.

### 3.4.10. Perseptron

1950'li yılların sonlarına doğru bir öğrenme algoritması ile birlikte önerilen Perseptron, sürekli giriş değerleri alabilen bir nöron modelidir. Perseptron daha önce açıklanan yapay nöron modeli ile aynı prensiplere göre çalışır ve Perseptron uyarımı, daha önce olduğu gibi

$$a = \mathbf{w}^T \mathbf{u} + \theta \quad (3.36)$$

denklemleri ile tanımlanmıştır. Ancak çıkış fonksiyonu için +1 ve -1 değeri alabilen

$$f(a) = \begin{cases} +1, & a \leq 0 \\ -1, & 0 < a \end{cases} \quad (3.37)$$

kaydırılmış eşik fonksiyonu kullanılmaktadır. Şekil 17'de  $N$  girişli bir perseptron için

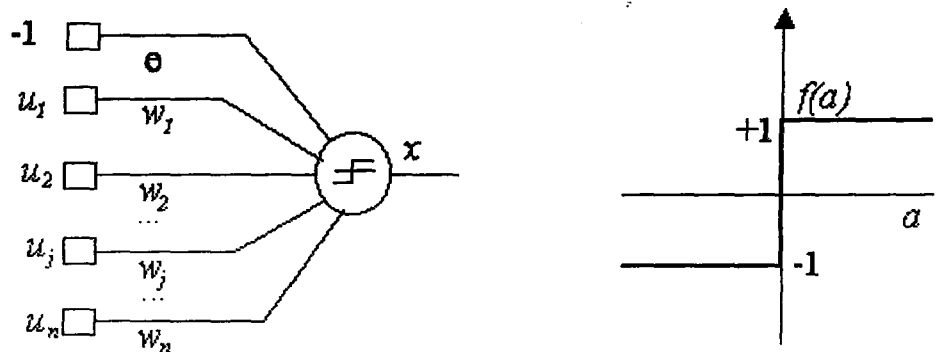
$$\mathbf{w}^T \mathbf{u} + \theta = 0 \quad (a = 0) \quad (3.38)$$

yani

$$w_1 u_1 + w_2 u_2 + \dots + w_N u_N + \theta = 0 \quad (3.39)$$



denklemini  $R^N$  giriş uzayında bir hiper düzlem tanımlar. Bu hiper düzlem denklemi,  $N = 3$  için bir düzlem denklemine,  $N = 2$  içinse bir doğru denklemine iner. Perseptronun belirlediği hiper düzlem giriş uzayını iki parçaya ayırır, öyle ki düzlemin bir tarafında perseptron çıkış değeri  $+1$ , diğer yanında ise çıkış değeri  $-1$  dir.



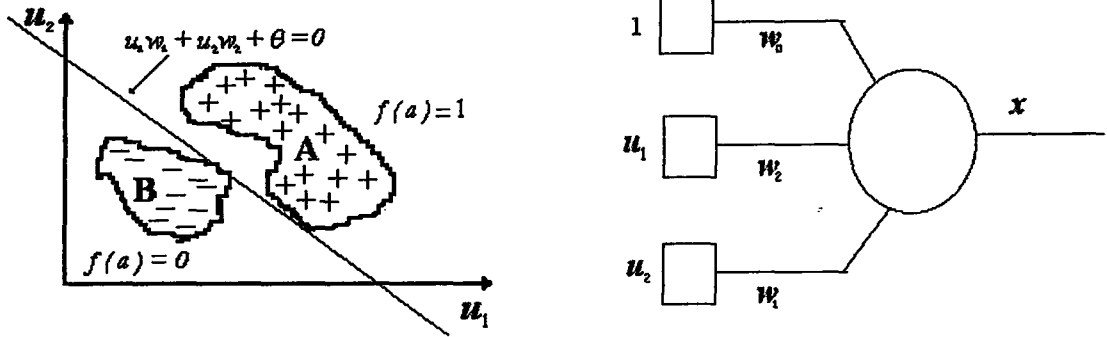
Şekil 17. Perseptron

Bir perseptronun bağlantı kuvvetleri ve eşik değeri tarafından belirlenen hiper düzlem, giriş uzayını iki karar bölgesine ayırmaktadır. Hiper düzlemin bir tarafında çıkış değeri  $+1$ , diğer tarafında  $-1$  olur. Dolayısıyla perseptron, herhangi bir giriş vektörünün, örneğin A ve B olarak adlandırılan iki sınıftan hangisine ait olduğuna karar vermede kullanılabilir. Eğer çıkış  $+1$  ise uygulanan giriş A sınıfına ve eğer çıkış  $-1$  ise uygulanan giriş B sınıfına aittir.

**Örnek:**  $u_1$  ve  $u_2$  alınan kan testi ile elde iki değişken olsun. Sağlıklı kişilerden alınan kan örneklerinde, bu değişkenlerin değerlerinin Şekil 18'de verilen A bölgesine, hasta kişilerden alınan kan örneklerinde ise B bölgesine düştüğünü varsayalım. Bu durumda giriş uzayı sadece iki boyutludur ve perseptronun belirlediği

$$w_1u_1 + w_2u_2 + \theta = 0 \quad (3.40)$$

bir doğru tanımlar. Bu doğru  $u_1$  ve  $u_2$  değişkenlerinin oluşturduğu uzayı ikiye böler. Şekil18'de verilen A ve B sınıflarının elemanları bu doğru tarafından ayırmaktadır. Ancak değişik  $w_1, w_2$  ve  $\theta$  değerleri için bu doğrunun yeri ve yönü değişik olacaktır.



Şekil 18. Perseptron tarafından belirlenen hiper giriş uzayı.

Perseptron tarafından belirlenen hiper giriş uzayını iki karar bölgesine ayırır. İki boyutlu uzayda bu hiper düzlem bir doğru denkleminde iner. Perseptron eğitim algoritmasını amacı başlangıçta rasgele seçilen  $w$  ve  $\theta$  değerlerini öğrenme ilerledikçe  $A$  ve  $B$  sınıflarını ayırabilecek şekilde ayarlamaktadır. Bu algoritma aşağıda verilmiştir. Algoritmada  $w(t)$ ,  $w$  vektörünün  $t$  anındaki değerini temsil etmektedir,  $w_0(t) = \theta$  eşik değerine karşılık gelmektedir. Algoritma  $t = 0$  için başlamakta ve her döngüde  $t$ , bir artırılarak ilerlemektedir.

### 3.4.11. Eğitim Algoritması ve Uygulanma Adımları

#### 1. Adım; Bağlantı kuvvetleri ve eşik için ilk değer ata :

$w(0)$  vektöründe  $j = 0, 1, 2, \dots, N$  için  $w_j(0)$  elemanlarına sıfırdan farklı küçük rasgele küçük değerler ver.

#### 2. Adım; Girişe yeni bir örnek giriş uygula ve arzu edilen çıkışı bildir:

Rasgele bir  $u^k$  örnek vektörü seçerek perseptron girişine uygula ve ayrıca arzu edilen  $y^k$  değerini belirle.

$$y^k = \begin{cases} +1, & u^k \in A \\ -1, & u^k \in B \end{cases} \quad (3.41)$$

### 3.Adım ; Gerçek çıkışı hesapla :

$$x^k = f(\mathbf{w}^T \mathbf{u}^k) \quad (3.42)$$

### 4.Adım ; Bağlantı kuvvetlerini değiştir:

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) + \eta (y^k x^k(t)) \mathbf{u}^k \quad (3.43)$$

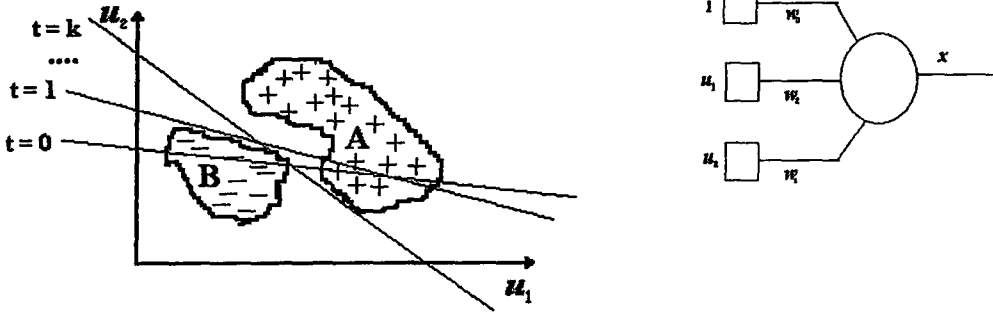
Burada  $0 < \eta < 1$  öğrenme katsayısıdır.

### 5.Adım ; Döngü:

Gerçek ve arzu edilen çıkış değerleri arasında fark kalmayınca kadar 2-4 adımlarını tekrarlar.

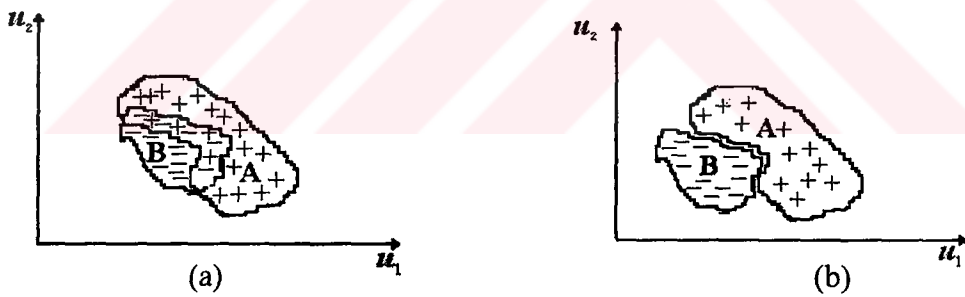
Başlangıçta bağlantı kuvvetleri ve eşik için sıfırdan farklı rasgele küçük değerler atanmaktadır. Daha sonra girişe bir  $\mathbf{u}$  örnek vektörü uygulanmakta ve bu giriş değeri için perseptronun gerçek çıkış değeri ile arzu edilen çıkış değeri arasındaki farka bakılan bağlantı kuvvetleri değiştirilmektedir. Adım 4'teki bağlantı kuvveti değiştirme denkleminde dikkat edilirse, bağlantı kuvvetlerinin ancak hata olduğu durumda, yani perseptron tarafından verilen karar ile arzu edilen karar farklı olduğunda değişime uğradığı, perseptronun doğru karar verdiği durumlarda ise bir değişime uğramadığı görülür. Bağlantı kuvveti değiştirme denkleminde kullanılan öğrenme katsayısı  $\eta$ , 0 ve 1 arasında değer almaktadır. Eğer  $\eta$  yeteri kadar küçük seçilmediyse, bağlantı kuvveti değiştirmede osilasyon meydana gelebilir, yani bağlantı kuvvetleri bir yere yakınsamadan sürekli değişebilir. Diğer yandan, eğer  $\eta$  çok küçük seçilmişse yakınsama olur ancak öğrenme çok yavaşlar.

**Örnek :** Bir önceki örnekte verilen A ve B sınıfları için, perseptron parametreleri ile belirtilen doğrunun önerme sırasında nasıl değiştiği Şekil 19'da gösterilmiştir. Başlangıçta bu doğru A ve B sınıflarını ayırt etmezken, sonunda bunları ayırt edecek hale gelir.




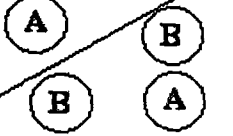
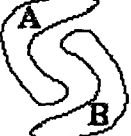

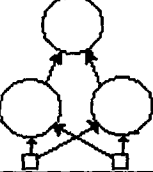
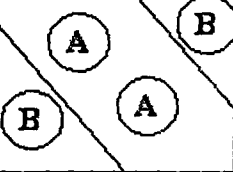
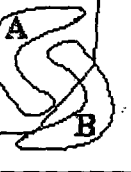

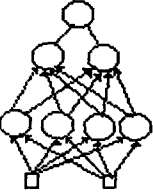
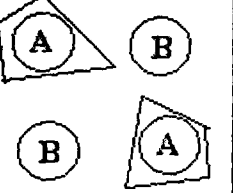


Şekil 19. Perseptron yakınsaması

Eğer giriş örneklerinin alındığı sınıflar doğrusal ayrılabilir ise, yani bu sınıflar herhangi bir hiper düzlemin iki ayrı tarafında yer alıyorsa, perseptron öğrenme algoritmasının mutlaka yakınsayacağı ve perseptron tarafından belirlenen düzlemin bu iki sınıfı ayıracak bir pozisyona yerleşeceği ispatlanmış olacaktır. Sınıflar doğrusal ayrılmaz olduğu veya üst üste bindiği durumlarda (Şekil 20) ise perseptron eğitim algoritması yakınsamaz ve karar sınırı sürekli değişerek osilasyona girer.



Şekil 20. (a) üst üste dağılım (b) doğrusal ayrılmaz dağılım

Üst üste binen dağılımlarda, hatayı 0'a indiren hiper düzlem yerine bunu minimuma indiren bir hiper düzleme yakınsamak amaçlanır. Doğrusal ayrılmaz sınıflar ise birden fazla perseptronun katmanlar halinde bağlanması suretiyle ayrılabilirler. Tek ve çok katmanlı perseptronların ayırt edebileceği karar bölgeleri Şekil 21'de gösterilmiştir. Perseptron öğrenme algoritması tek perseptron için geliştirilmiştir. Çok katmanlı ağların eğitimi için daha karmaşık algoritmalar kullanmak gerekir.

AĞ YAPISI	D- VRYA PROBLEMİ	DOĞRUSAL AYRILMAZ BÖLGE	GENEL KARAR BÖLGELERİ
			
			
			

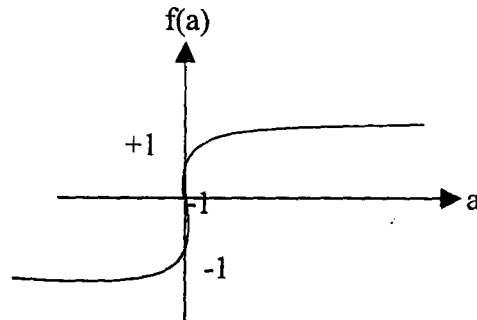
Şekil 21. Tek veya çok katmanlı perseptron tarafından oluşturulabilen karar bölgeleri.

### 3.4.12. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağının Geri-Yayılım Algoritması İle Eğitilmesi

Geri-yayılım algoritması, çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağlarının eğitilmesi için geliştirilmiştir. Her noktada türevinin tanımlı olması dolayısı ile nöron çıkış fonksiyonu olarak aşağıda verilen kaydırılmış sigmoid fonksiyonu kullanılır.

$$f(a) = [2 / (1 + e^{-ka})] - 1 \quad (3.44)$$

böylece çıkış değeri  $a$ 'ya bağlı olarak  $-1$  ve  $+1$  arasında değişmektedir.



Şekil 22. Geri yayılım algoritması için nöron çıkış fonksiyonu

Aşağıdaki Şekil 23'te çok katmanlı bir sinir ağı verilmiştir. Saklı katman ve çıkış katmanlarını ayırt edebilmek için  $l$  ve  $o$  indisleri kullanılmıştır. Ayrıca herhangi bir katmandaki nöronu belirleyebilmek için  $h$ , giriş katmanındaki nöronlar için  $j$  ve çıkış katmanındaki nöronları belirleyebilmek için ise  $i$  indisi kullanılmıştır.

Böyle bir ağda, çıkış katmanında yer alan  $i$  nöronunun çıkışı

$$x_{io}^k = f_o ( w_{io}^T x_L^k ) \quad (3.45)$$

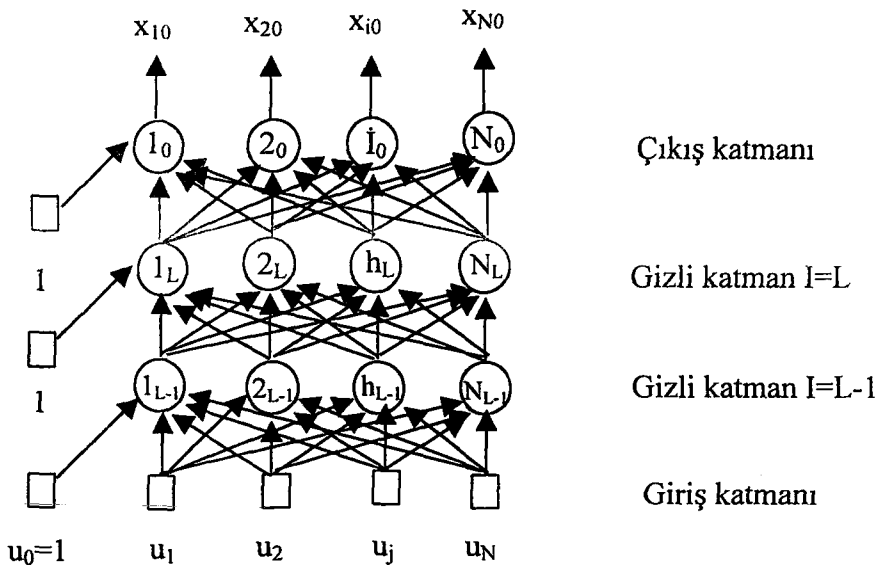
olarak yazılabilir. Buradaki  $x_L^k$ , gizli katmanda yer alan çıkış vektörüdür. Çıkış katmanındaki nöronların girişleri  $l = L$  gizli katmanından alınmaktadır. Herhangi bir  $l$  katmanındaki  $h$  nöronunun çıkışı;

$$x_{hl}^k = f_L ( w_{hl}^T x_{l-1}^k ) \quad (3.46)$$

olarak yazılabilir. Burada  $x_{l-1}^k$ ,  $l-1$  gizli katmanında yer alan nöronların çıkışlarından oluşan vektördür. Eğer  $l-1$  bir giriş katmanı ise bu durumda,

$$x_{hl}^k = f_L ( w_{hl}^T u^k ) \quad (3.47)$$

olur. Burada  $u^k$ , o adımda uygulanmış giriş vektörüne karşılık gelir.



Şekil 23. Çok katmanlı ağ

Öğrenme kümesinden rasgele seçilen örneklerin ağ girişine uygulanarak elde edilen gerçek ağ çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki farka bakarak bağlantı kuvvetlerinin değiştirilmesi ile öğrenme ilerler. Bu algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir.

### 3.4.13. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı İçin Geri Yayılım Öğrenme Algoritması

- **İlk değer atama:** Bağlantı kuvvetlerine rasgele küçük değerler ver.
- **Bir örnek uygula:** Bir  $u^k$  örnek giriş değerini girişe uygula ve arzu edilen çıkış  $y^k$  vektörünü bildir.
- **İleri yayılım fazı:** İlk gizli katmandan başlayarak çıkış katmanına kadar,  $l = 1, \dots, L$  için aşağıdakileri hesapla:

$l$  katmanındaki her bir  $h$  nöronu için uyarım değeri:

Eğer  $l-1$  giriş katmanı ise:

$$a_{hL}^k = \sum_{j=1}^N w_{jhL} u_{jk}^k \quad (3.48)$$

Eğer  $l-1$  bir gizli katmanı ise:

$$a_{hL}^k = \sum_{j=L-1}^{N-1} w_{j(L-1)hL} u_{j(L-1)}^k \quad (3.49)$$

katmanındaki her bir  $h$  nöronu için çıkış değeri:

$$x_{hL}^k = f_L(a_{hL}^k) \quad (3.50)$$

Eğer  $l-1$  giriş katmanı ise  $h_L$  yerine  $i_0$  kullanılır.

- **Çıkış hataları:** Çıkış katmanındaki nöronlar için verilen hatayı hesaplama:

$$\delta_{i_o}^k = (y_{i_o}^k - x_{i_o}^k) f_o'(a_{i_o}^k) \quad (3.51)$$

Burada  $f'(\cdot)$  çıkış fonksiyonunun türevidir.

- **Geri yayılım fazı:** Çıkış katmanında hesaplanan hatayı son gizli katmandan başlayarak ilk gizli katmana doğru ( $l = L, \dots, 1$ ) aşağıdaki hata terimi denklemine göre hasaplama:

$$\delta_{h_l}^k = f_o'(a_{i_o}^k) \sum_{j,l+1=1}^{N_{l+1}} \delta_{i_{(l+1)}}^k w_{jh_{li(l+1)}} \quad (3.52)$$

Burada eğer  $l+1$  bir çıkış katmanı ise  $i_{(l+1)}$ , yerine  $i_o$  kulanılır.

- **Bağlantı kuvvetlerini değiştirme:**

Bağlantı kuvvetlerini çıkış katmanında

$$w_{h_{l_i_o}(t+1)} = w_{h_{l_i_o}(t)} + \eta \delta_{i_o}^k x_{h_l}^k \quad (3.53)$$

Bağlantı kuvvetlerini gizli katmanda

$$w_{j(l-1)h_l(t+1)} = w_{j(l-1)h_l(t)} + \eta \delta_{h_l}^k x_{j(l-1)}^k \quad (3.54)$$

denklemine göre değiştirilir. Eğer  $l-1$  giriş katmanı ise,  $x_{j(l-1)}^k$  yerine  $u_j^k$  kullanılır.

- **Döngü:** 1-5 adımlarını durma kriterine ulaşıncaya kadar uygulayınız. Durma kriteri ise:

$$\langle e^k \rangle = \langle 1/2 \sum_{i=1}^M (y_{i_o}^k - x_{i_o}^k)^2 \rangle \quad (3.55)$$

hata değerinin yeteri kadar küçük olması istenir.



### 3.4.14. Bellek

Yapay sinir ağının önemli bir özelliği bilgiyi saklama şeklidir. YSA'da bellek dağıtılır. Bağlantı ağırlıkları YSA bellek biçimleridir. Ağırlıkların değerleri ağın o anki bilgi durumunu temsil eder. Örneğin; bir giriş/istenen çıkış çiftinin belirtilen bilgi parçası ağın içindeki bir çok bellek biçimine dağıtılmıştır. Bellek üniteleri ile diğer saklı bilgiler, bu bilgiyi paylaşırlar. Bazı YSA bellekleri ilişkilidir. Öyle ki eğitilen ağa bir kısmı uygulanırsa, ağ bu girişe belleğindeki en yakın çıkışı bu giriş için seçer ve tam girişe bağlı çıkış ortaya çıkar. YSA oto-ilişkisi ise, kısmi giriş vektörlerinin ağa verilmesi bu girişlerin tamamlanması ile sonuçlanır. YSA belleğinin yapısı, eksik, gürültülü ve tam seçilemeyen bir giriş uygulandığı zaman bile mantıklı çıkış üretmeye uygundur. Bu kurala "genelleme" adı verilir. Bir genellemenin kalitesi ve anlamı, uygulama çeşidine, ağın tipine ve karmaşıklığına dayanır. Lineer olmayan çok katmanlı gizli katmandaki özelliklerden öğrenirler ve bunları çıkışlar üretmek için birleştirirler. Gizli katmandaki bilgi, yeni giriş örüntülerine akılcı çözümler oluşturmak için kullanılabilir.

### 3.4.15. YSA'nın Kullanım Nedenleri

\* YSA'lar, verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akılcıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir.

\* YSA'lar, çözüm olarak genelleştirilebilir. Bir örnekten hareketle, diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilirler. Genelleştirme yapılabilmesi bu bakımdan çok iyi bir özelliğidir. Çünkü gerçek dünya verilerinde sürekli olarak gürültü ve bozucu etkileri mevcuttur.

\* YSA'lar, lineer olmayan yapıdadır. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri lineer tekniklerden daha doğru çözerler. Non-lineer davranışlar hissedilir, algılanır ve bilinebilir ancak bu davranışları ya da problemleri matematiksel olarak çözmek zordur.

\* YSA'lar, son derece paralellige sahiptir. Bağımsız işlemleri aynı anda çok hızlı yürütebilirler. Paralel donanımlar yapıları gereği, YSA'lara uygun olduğundan kendisine alternatif çözüm metotlarından daha elverişlidir.

## 4. BULGULAR

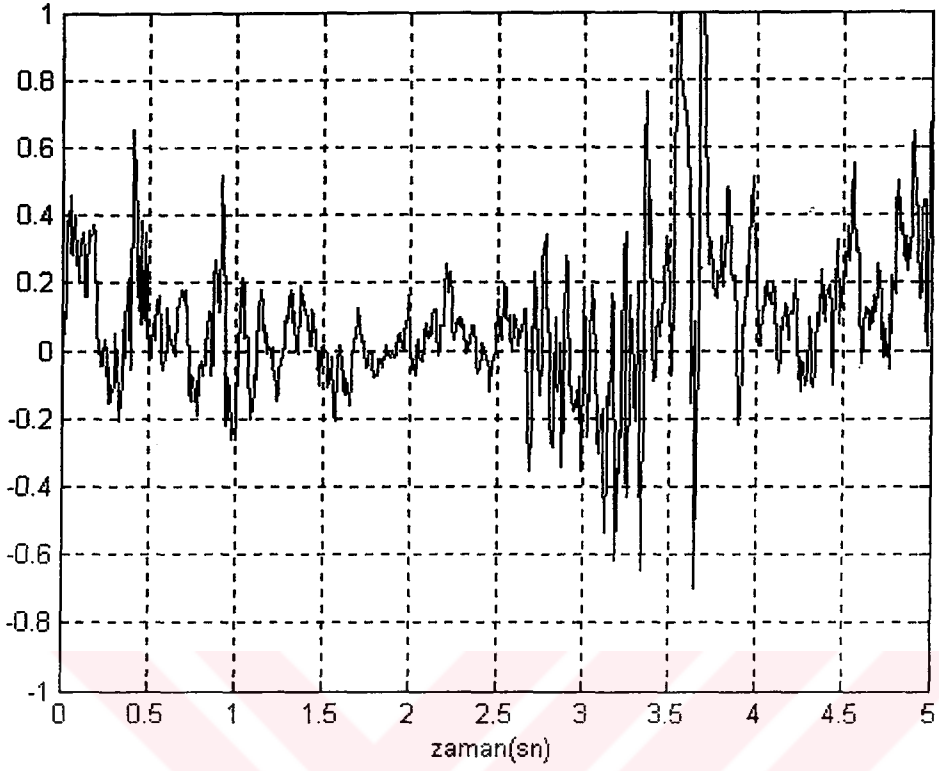
### 4.1. Uyku EEG'sinin Toplanması

Bu çalışmada kullanılan uyku EEG sinyalleri, Ankara Gülhane Askeri Tıp Akademisi(GATA) Ruh Sağlığı ve Hastalıkları Ana bilim Dalı Uyku Laboratuvarında bazı deneklerden alınmıştır. Kayıtlarda gümüş yüzey elektrotları kullanılmış ve elektrotlar C3-A2 standart yerleşimi esas alınarak deneklere uygulanmıştır. Ölçümler Grass Model-78 polisomnograf kullanılarak sürekli form kağıtlara ve aynı zamanda kişisel bir bilgisayara da kaydedilmiştir. Polisomnografin kayıt sırasındaki sinyal koşullama ayarları şu şekildedir: Band geçiren süzgeçler 0.3-30 Hz band aralığına ve duyarlılık seçimi ise  $50\mu\text{V}$  için 7.5 mm sapma duyarlılık derecesine getirilmiştir. Kağıt hızı 10mm/sn seçilmiş ve gece boyu devam ettirilmiştir.

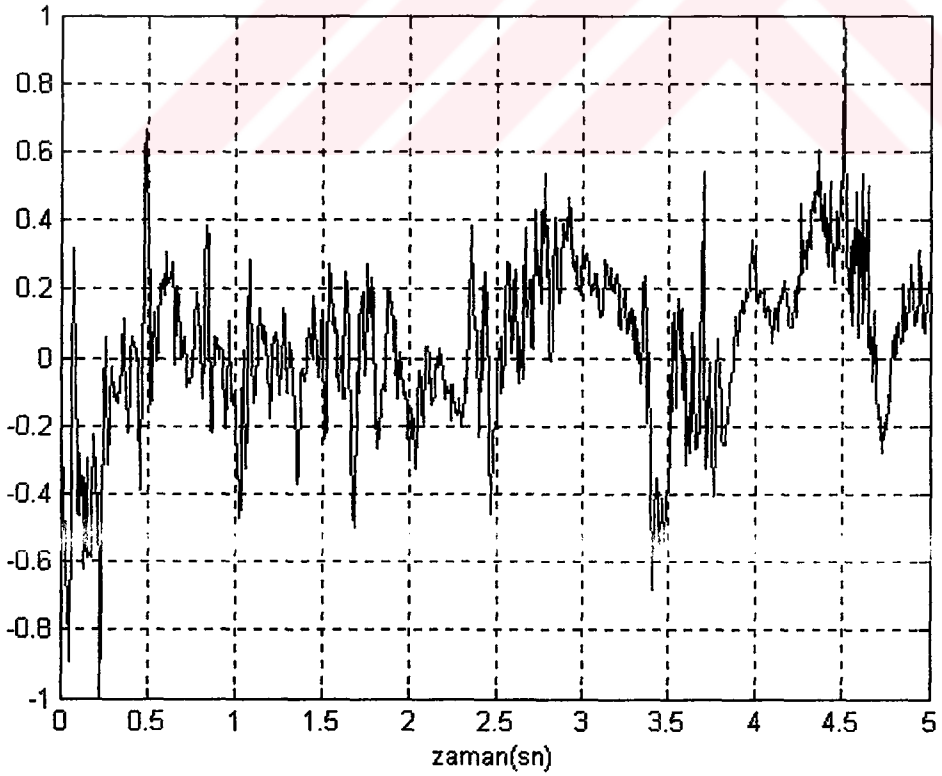
Polisomnografin analog işaret çıkışı 12-bit ayırma duyarlılığına sahip Advantech PCL 818HG analog-sayısal çevirici kartı aracılığı ile 150 Hz örnekleme sıklığında bilgisayara aktarılmıştır. Çevirici kartını kullanarak verilerin toplanması amacı ile Gülhane Askeri Tıp Akademisi Biyomedikal ve Klinik Mühendislik Merkezinde BIO-SIGNAL isimli Visual Basic 4.0 ortamında bir veri toplama yazılımı geliştirilmiştir. Yazılım, çevirici kartın aynı anda sekiz kanalını kullanabilmekte, her kanal için ayrı kanal değerlerine koşullanabilmekte ve 1000 Hz örnekleme sıklığına ulaşabilmektedir. Çalışmamızdaki EEG sinyalleri maksimum 30 hz içerdiğinden nyquist kriteri gereği  $2f_{\text{max}}=2 \times 30=60$  Hz den büyük olması yeterli olmaktadır. Bundan dolayı 150 Hz örnekleme frekansı yeterli olmaktadır.

Veriler bilgisayara aktarıldıktan sonra 5sn'lik bölütler halinde gruplandırılmış ve bu bölütler dalgacık dönüşüm yöntemiyle frekans bantlarına ayrıştırılmıştır. Daha sonra bu bölütler arasından karakteristiklerine göre uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütleri seçilmiştir. Seçilen uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütlerinden 10'ar örnek alınmış ve yapay sinir ağırları yöntemiyle eğitilmiştir.

Aşağıda Şekil 24-53'te, deneklerden alınan uyanıklık, uyuklama ve uyku evrelerine ait EEG işaretleri gösterilmiştir. Dikey eksen  $\mu\text{V}$  düzeyinde genlik değeri olup 1/100 değerinde normalize edilmiştir. Yatay eksen ise saniye biriminde zamanı göstermektedir.



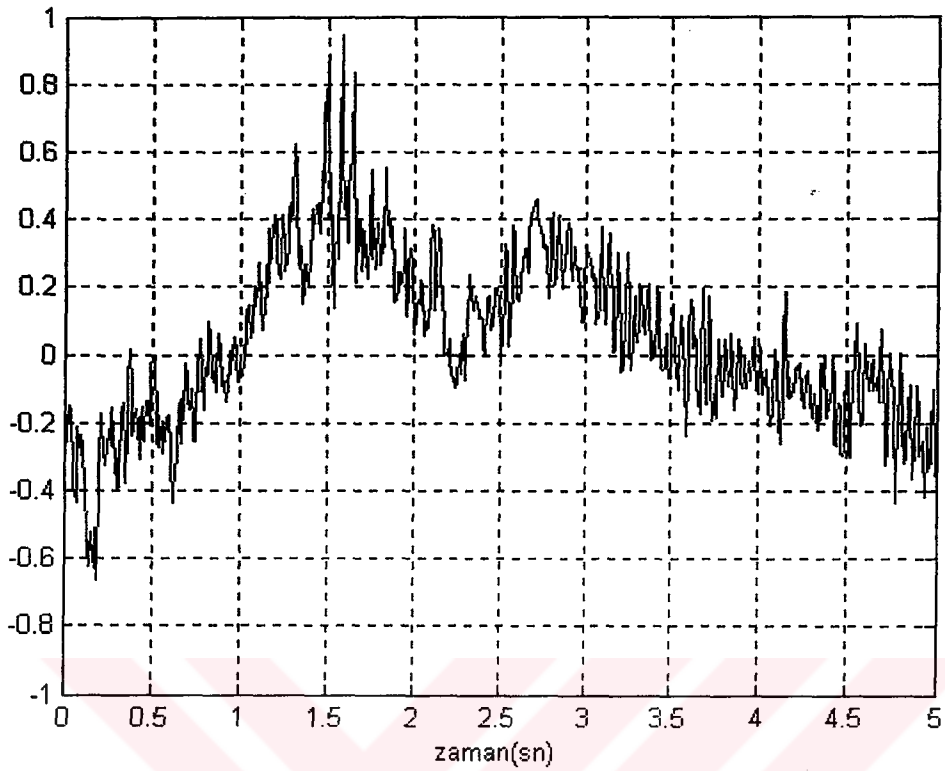
Şekil 24. EEG uyanıklık bölütü



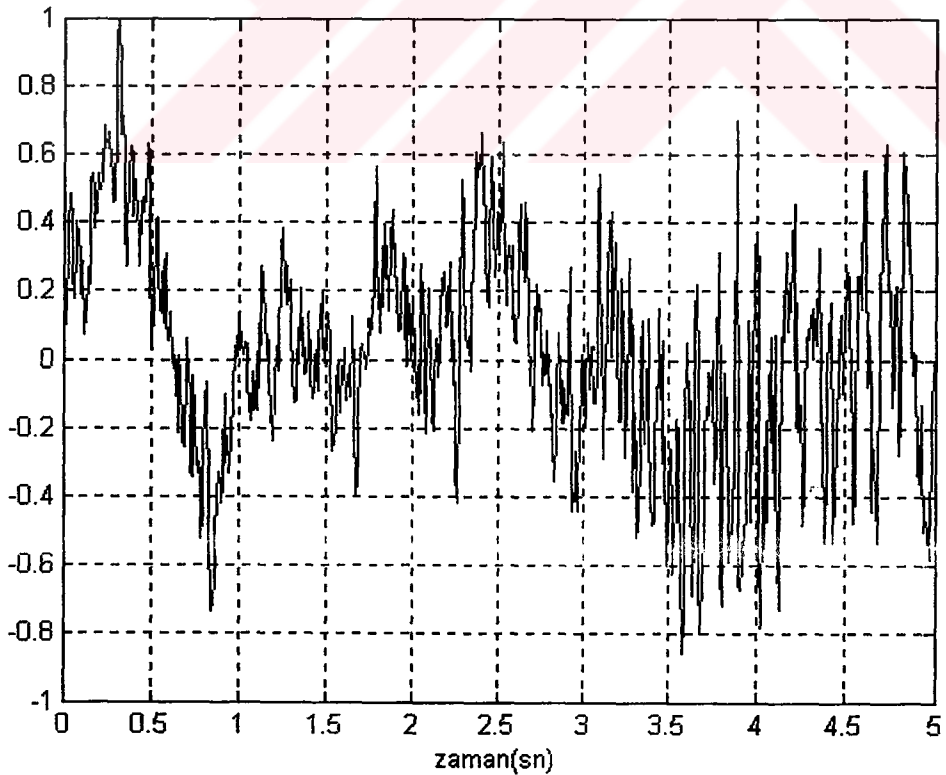
Şekil 25. EEG uyanıklık bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere yüksek frekans hakim olup alfa ve beta içermektedir.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.

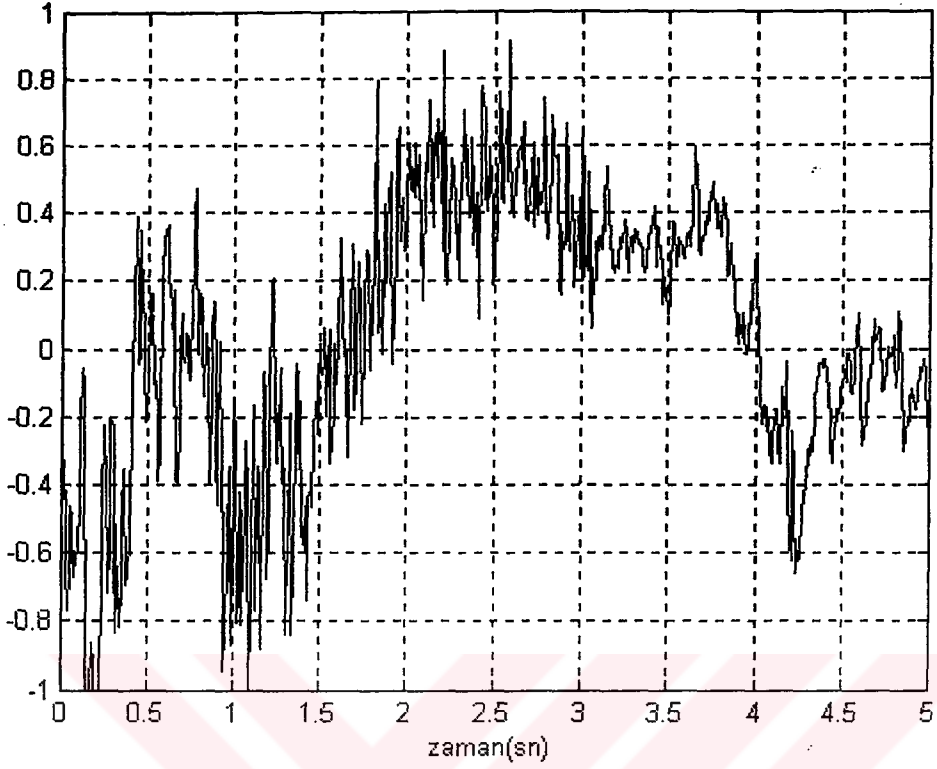


**Şekil 26.** EEG uyanıklık bölütü

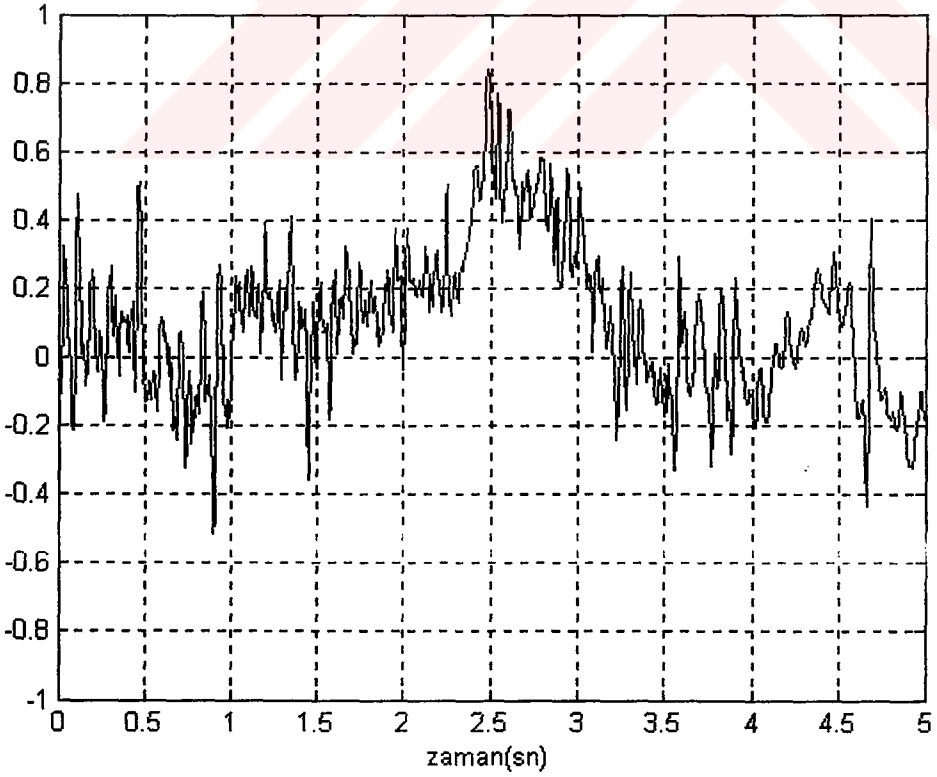


**Şekil 27.** EEG uyanıklık bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere yüksek frekans hakim olup alfa ve beta içermektedir. Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.

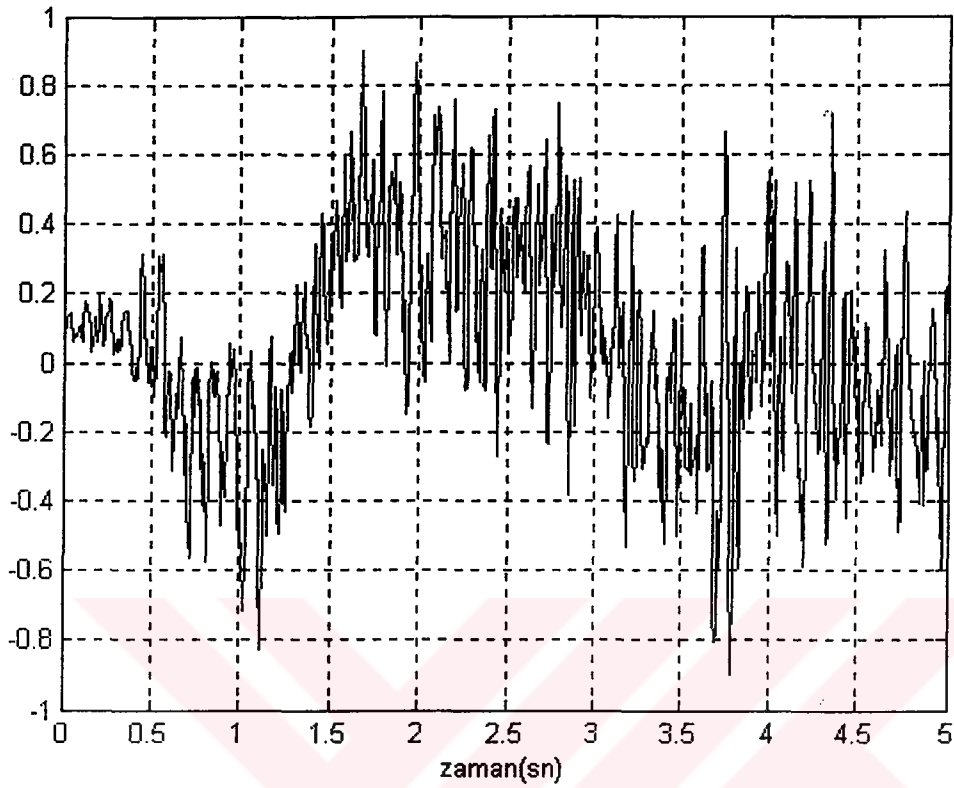


**Şekil 28.** EEG uyanıklık bölütü

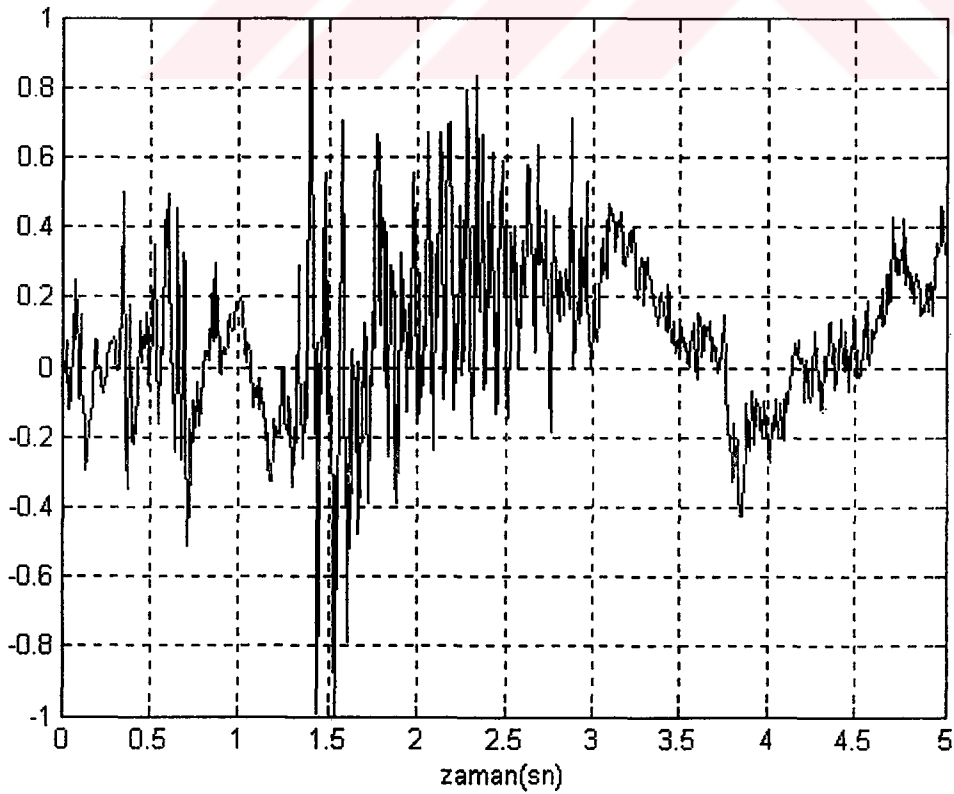


**Şekil 29.** EEG uyanıklık bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere yüksek frekans hakim olup alfa ve beta içermektedir. Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.

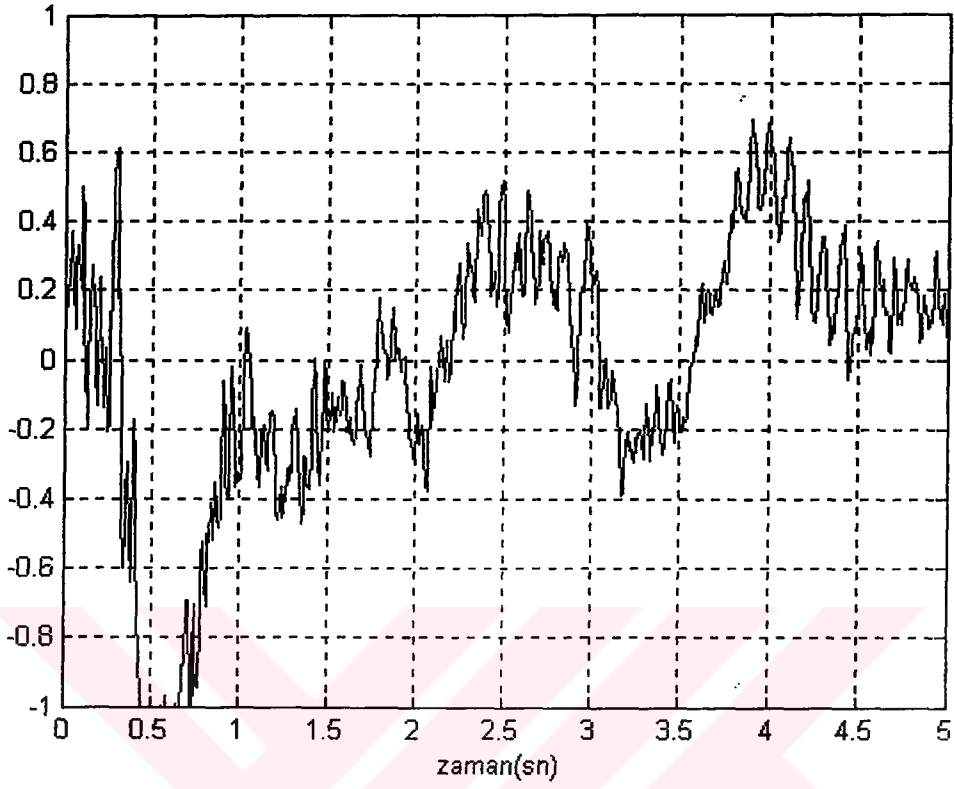


**Şekil 30. EEG uyanıklık bölütü**

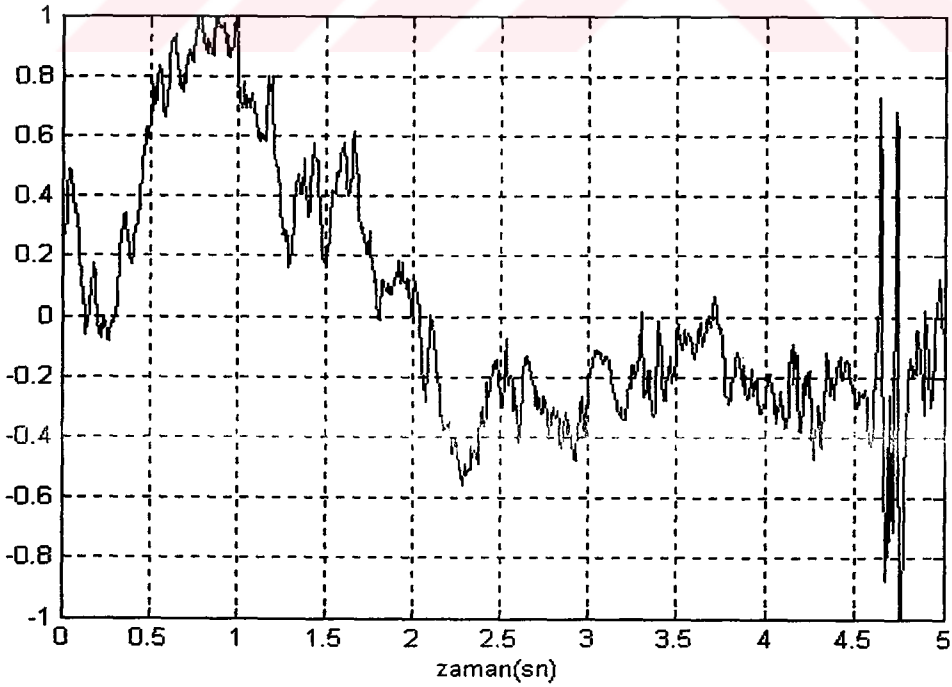


**Şekil 31. EEG uyanıklık bölütü**

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere yüksek frekans hakim olup alfa ve beta içermektedir.



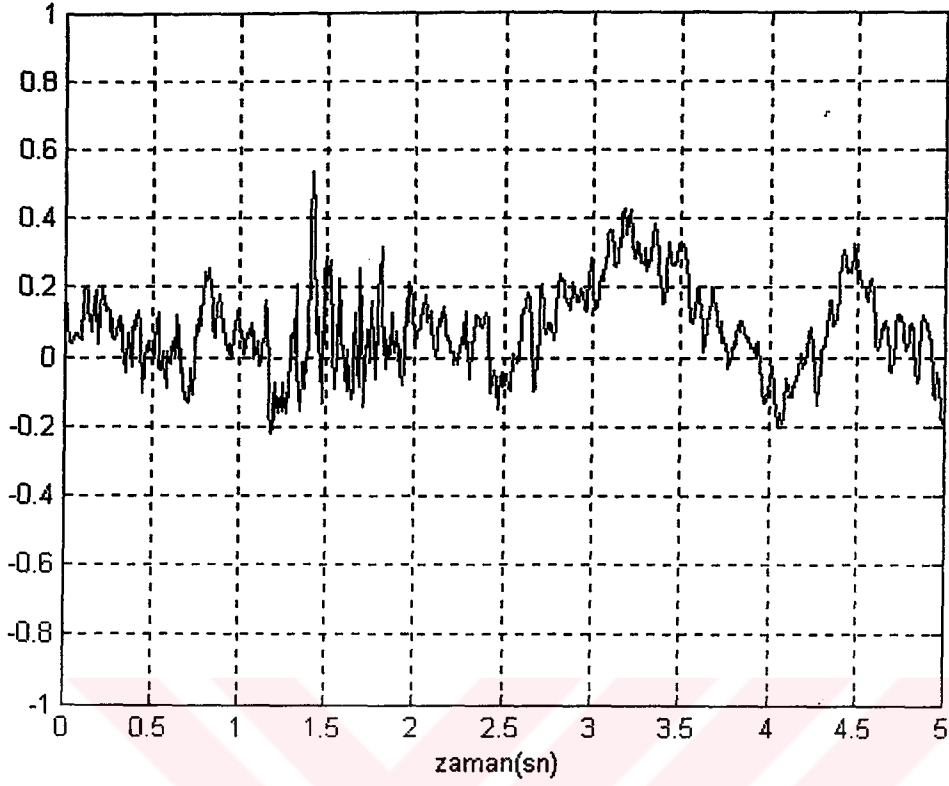
Şekil 32. EEG uyanıklık bölütü



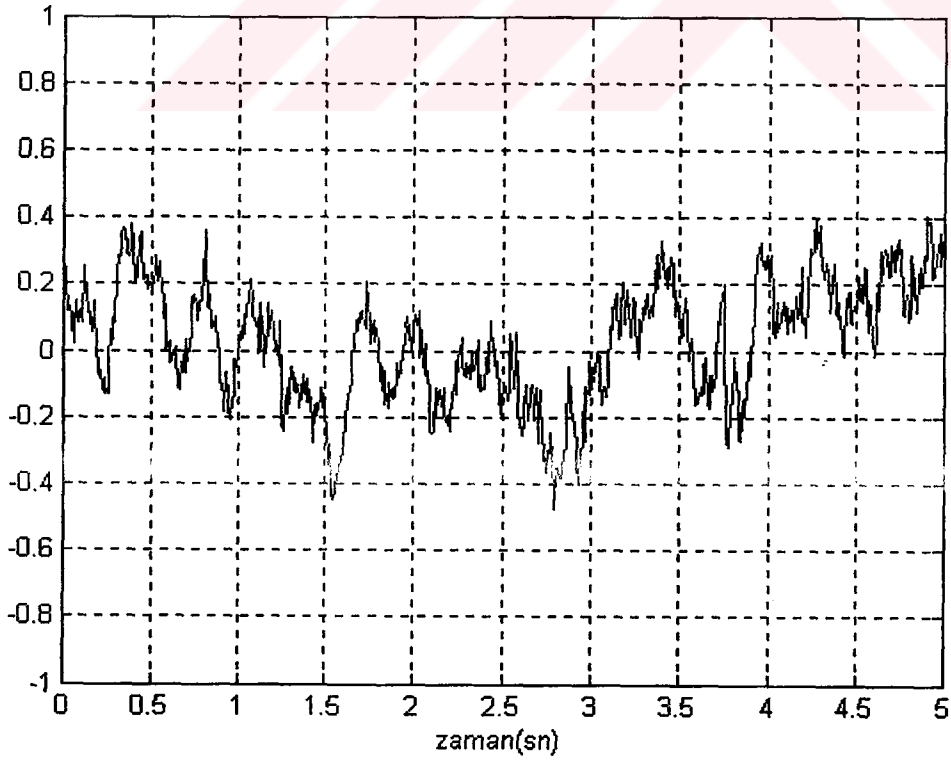
Şekil 33. EEG uyanıklık bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere yüksek frekans hakim olup alfa ve beta içermektedir.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.



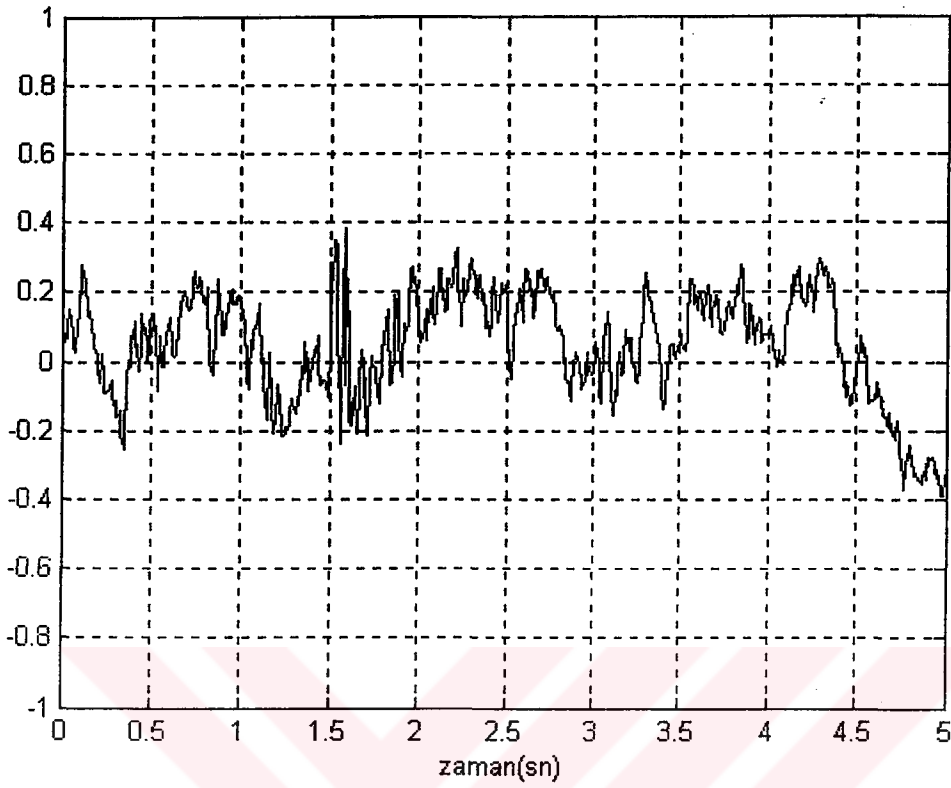
Şekil 34. EEG uyuklama bölütü



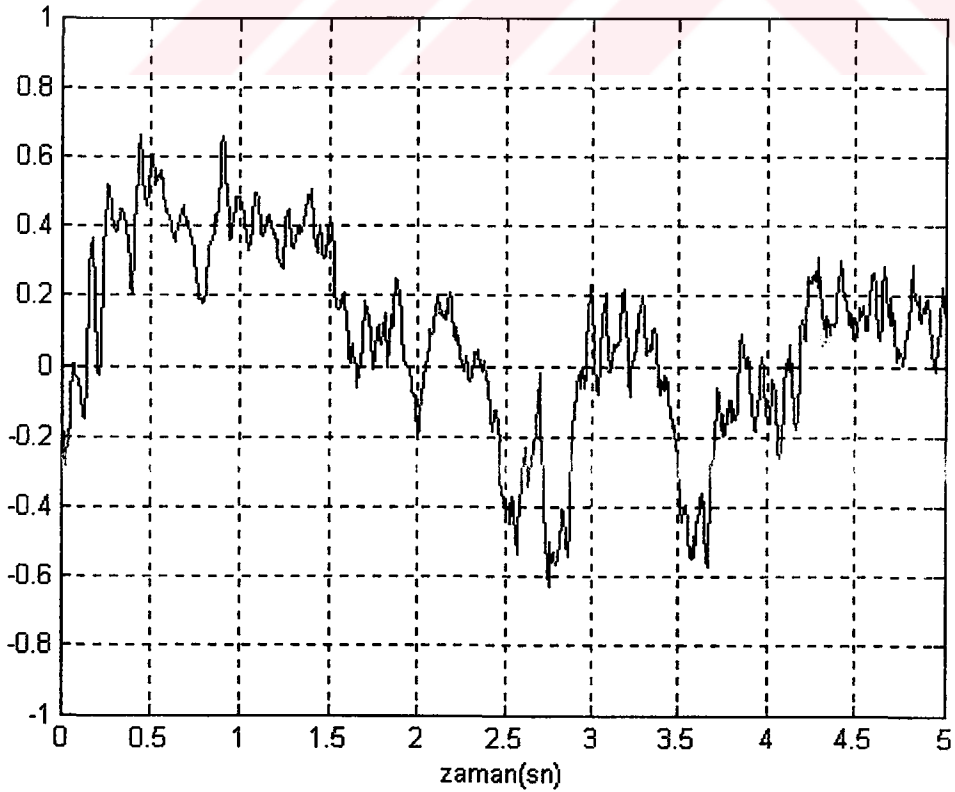
Şekil 35. EEG uyuklama bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere orta frekans hakim olup alfa içermektedir. Bu da denek'in uyuklama durumunu göstermektedir.



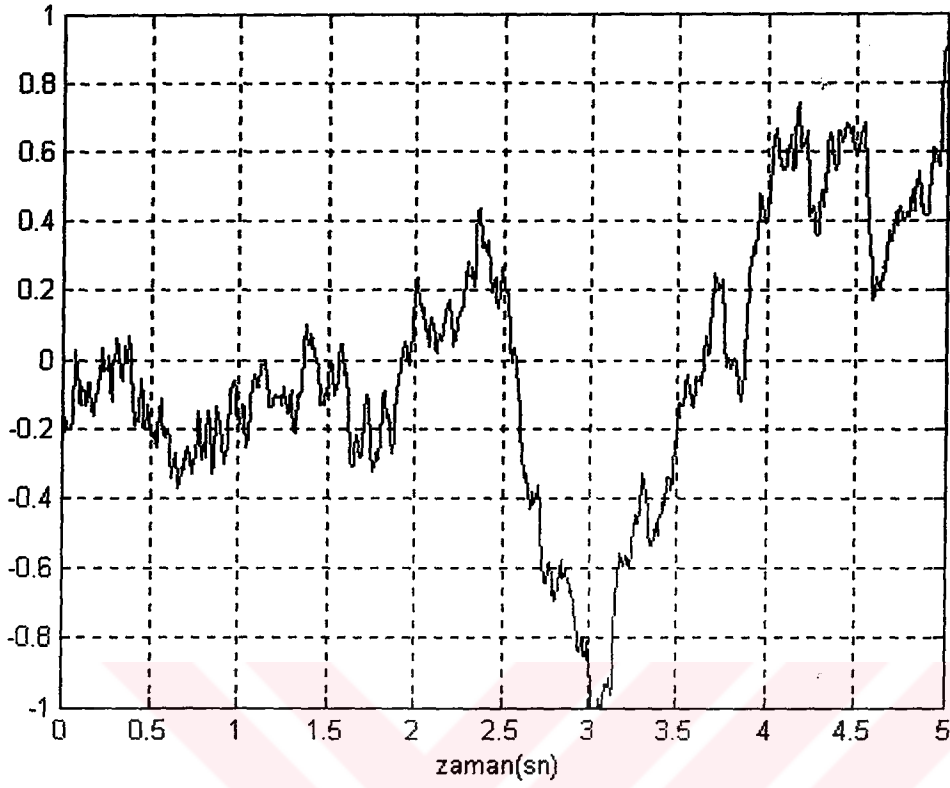


Şekil 36. EEG uyuklama bölütü

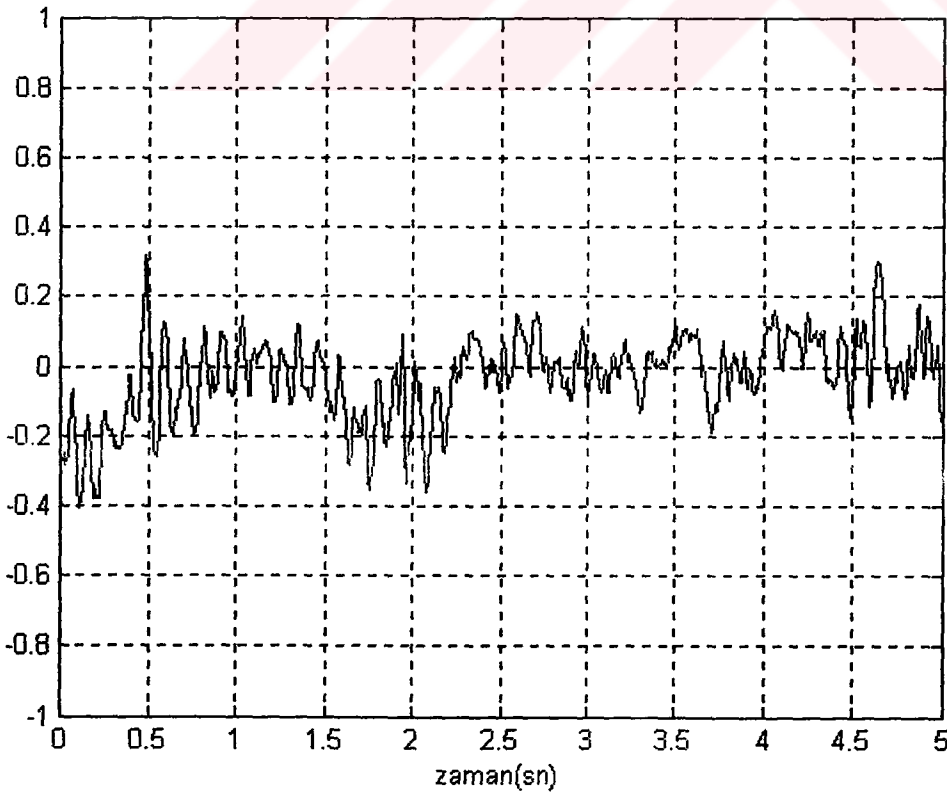


Şekil 37. EEG uyuklama bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere orta frekans hakim olup alfa içermektedir.

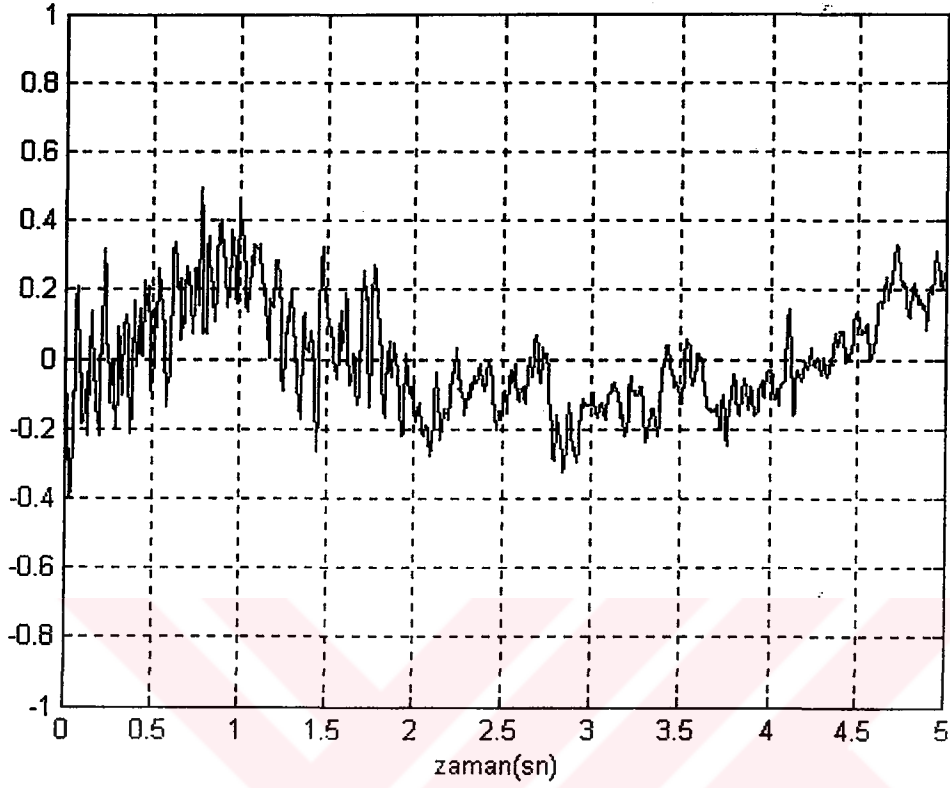


**Şekil 38.** EEG uyuklama bölütü

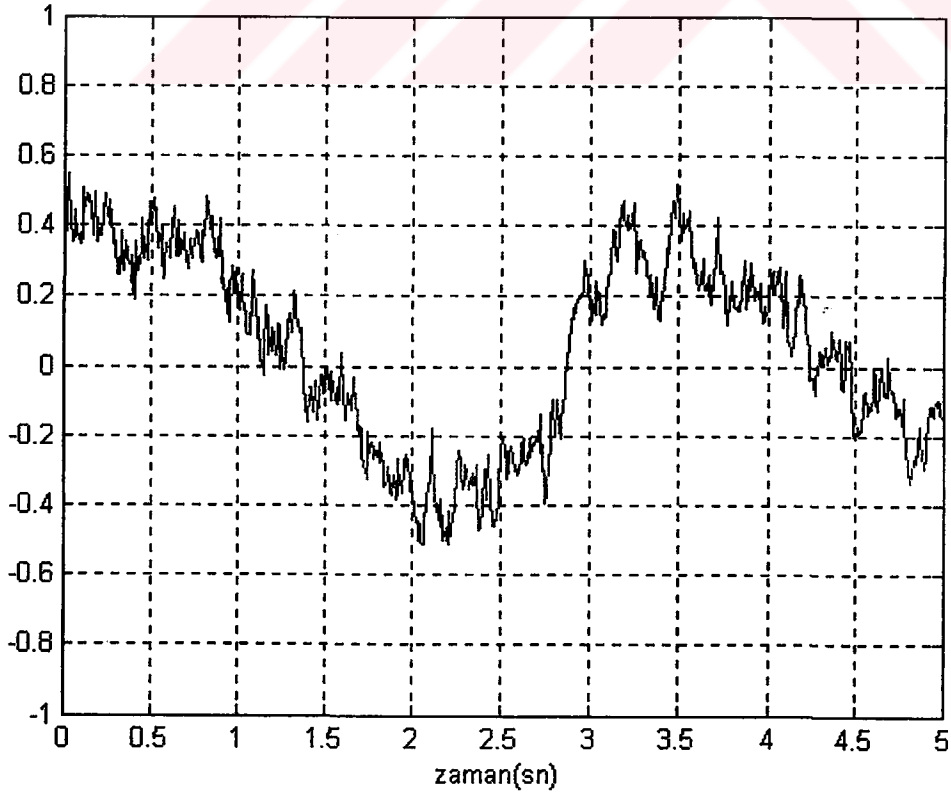


**Şekil 39.** EEG uyuklama bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere orta frekans hakim olup alfa içermektedir.

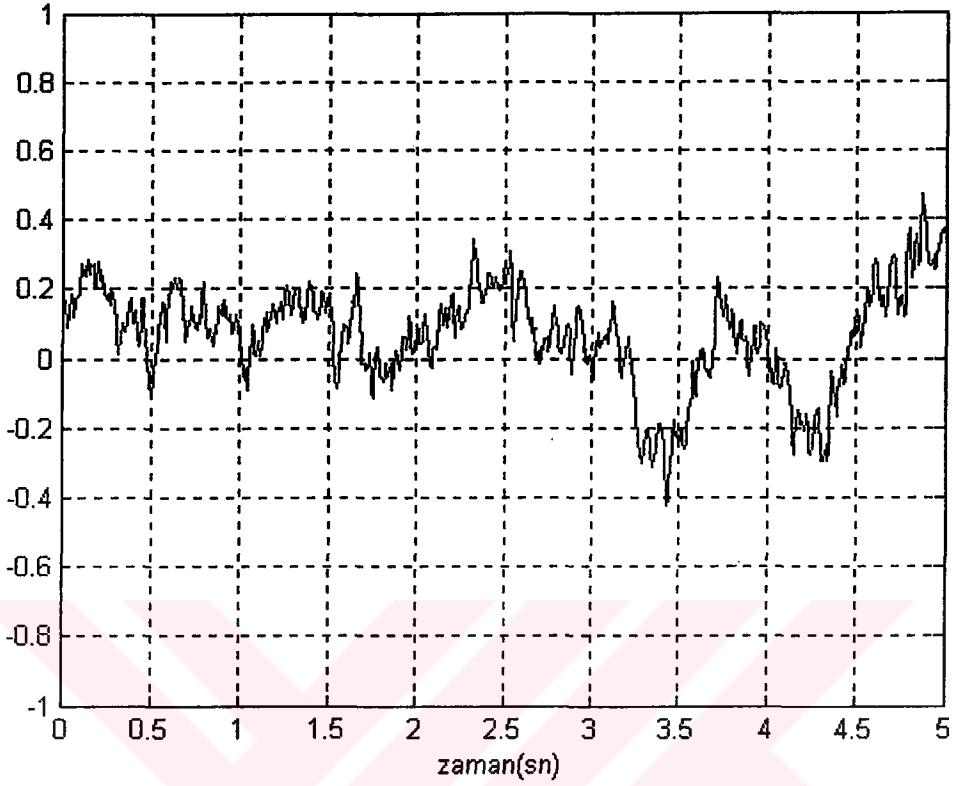


Şekil 40. EEG uyuklama bölütü

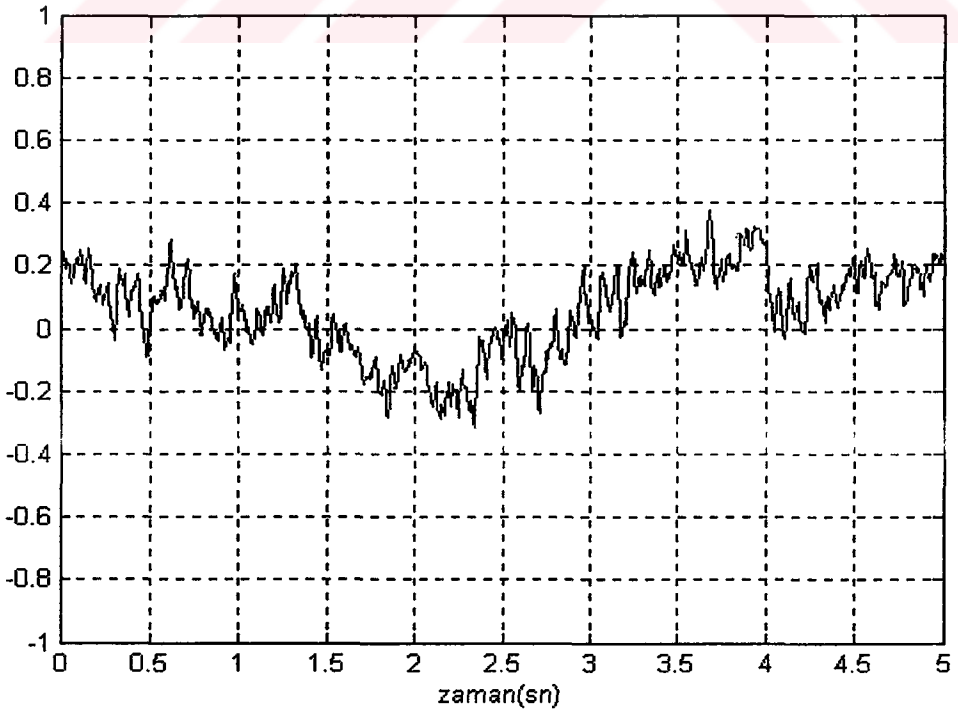


Şekil 41. EEG uyuklama bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere orta frekans hakim olup alfa içermektedir.



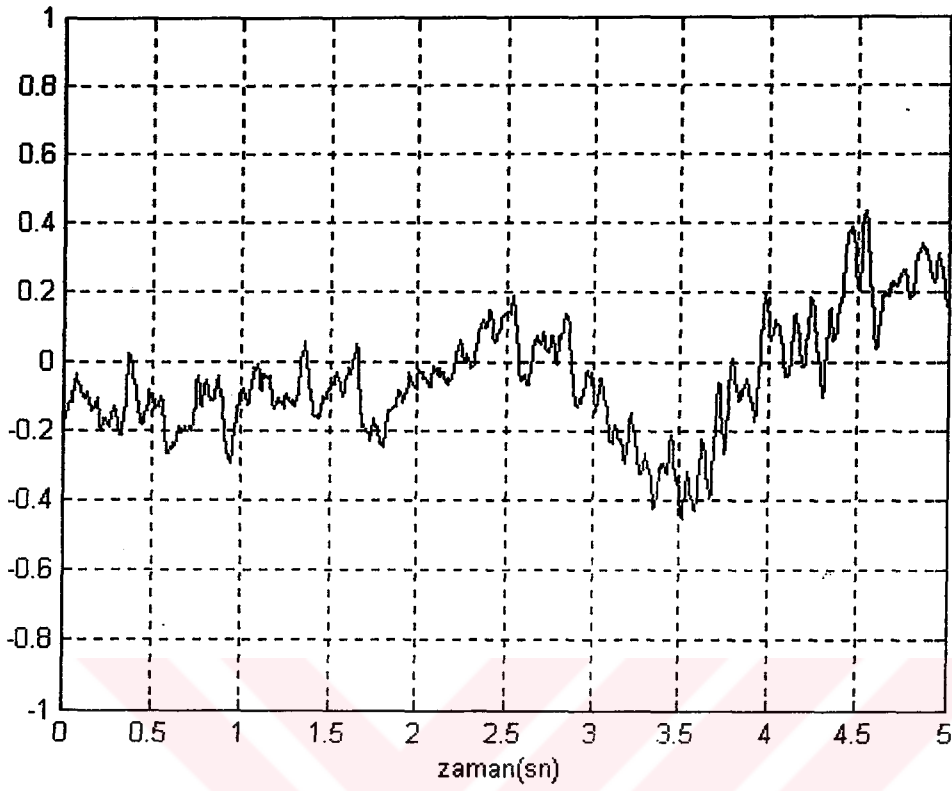
Şekil 42. EEG uyuklama bölütü



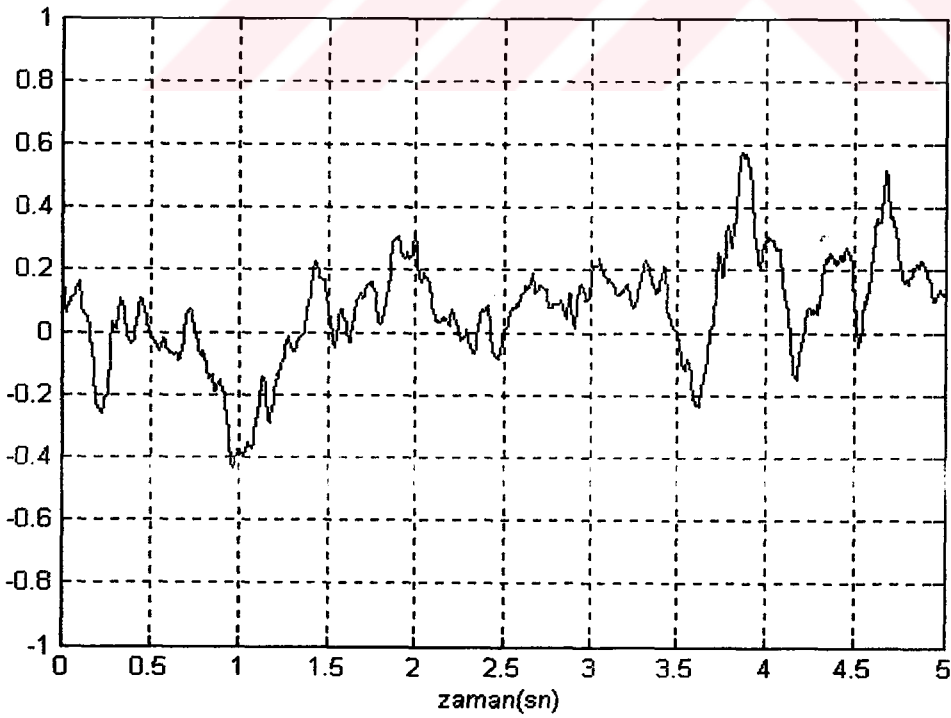
Şekil 43. EEG uyuklama bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere orta frekans hakim olup alfa içermektedir.

Bu da denek'in uyuklama durumunu göstermektedir.



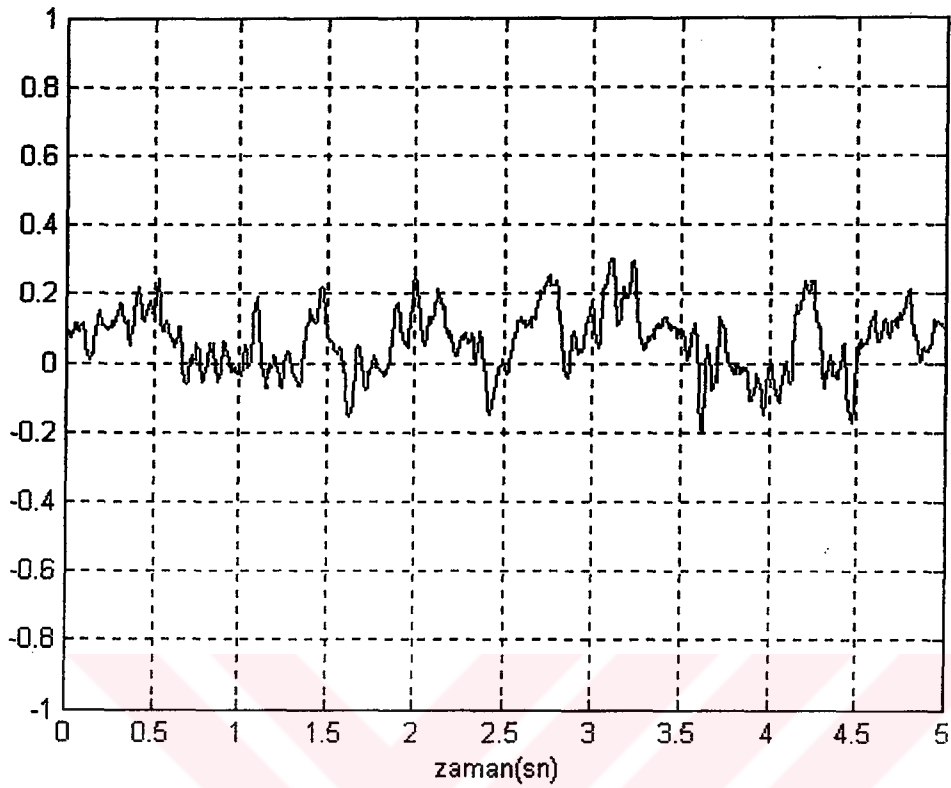
**Şekil 44.** EEG uyku bölütü



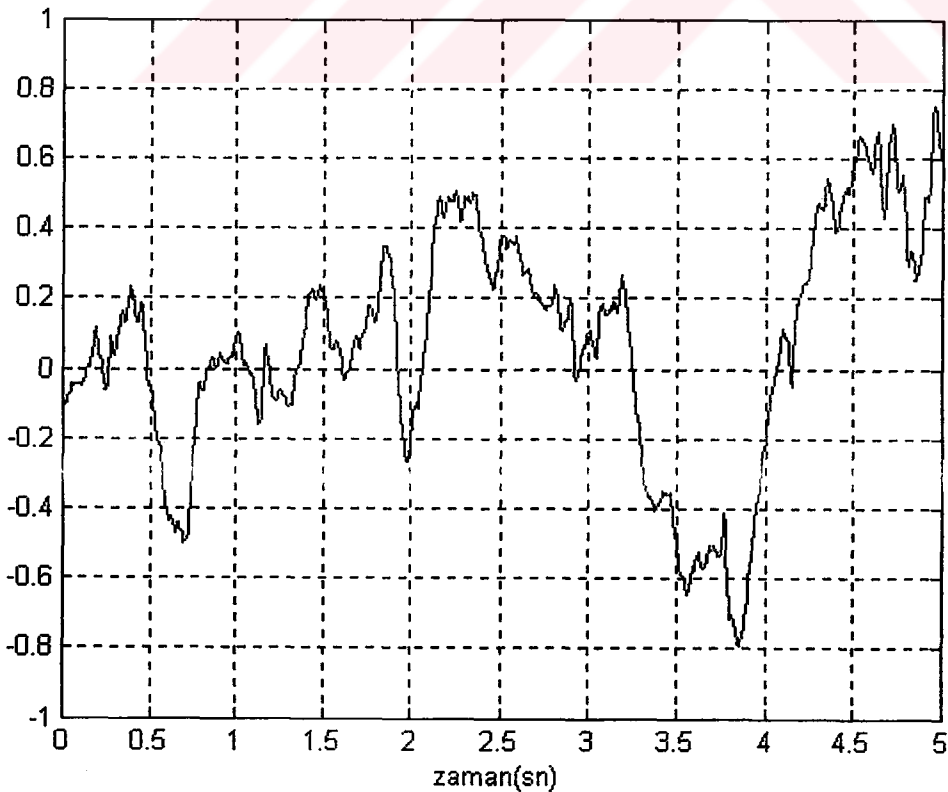
**Şekil 45.** EEG uyku bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere düşük frekans hakim olup delta ve teta içermektedir.

Bu da denek'in uyku durumunu göstermektedir.

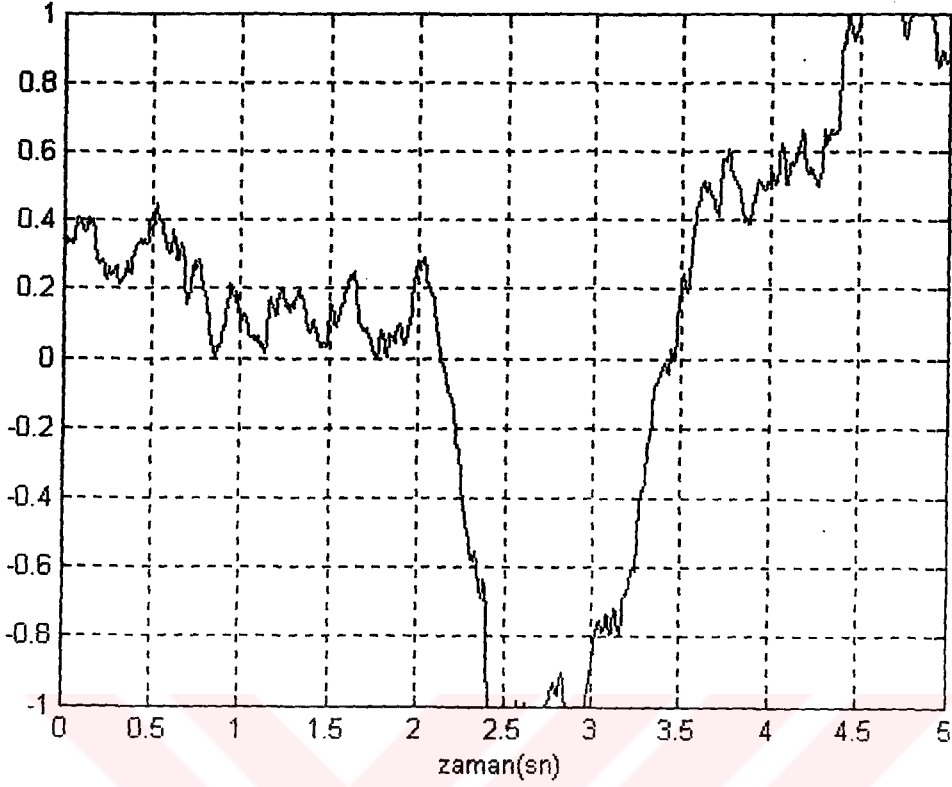


Şekil 46. EEG uyku bölütü

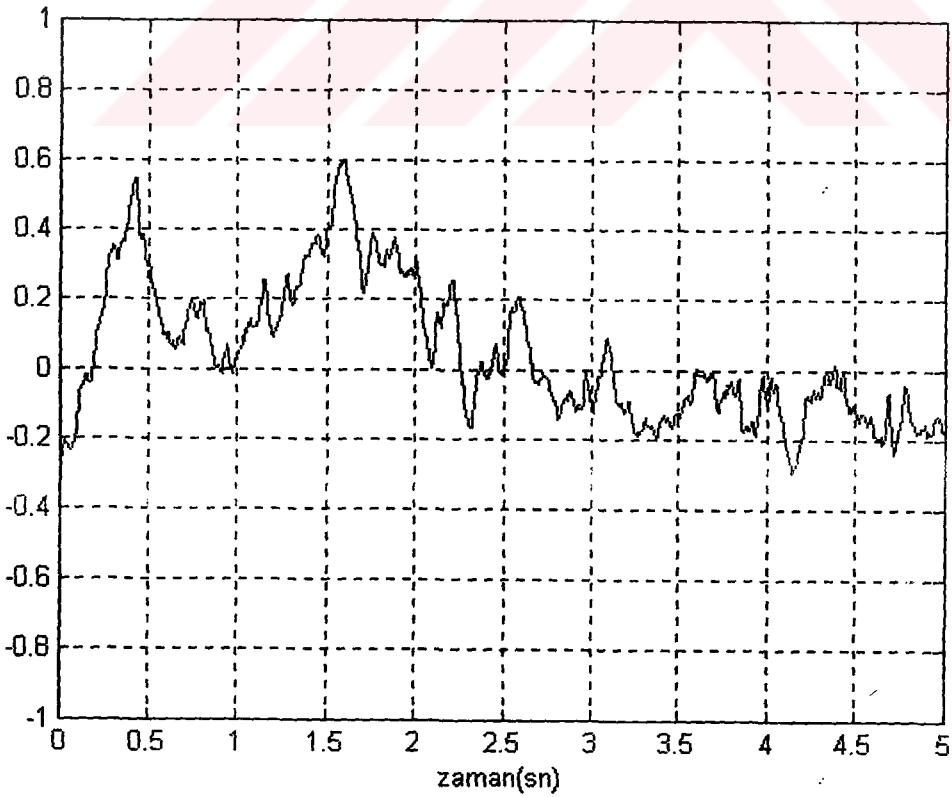


Şekil 47. EEG uyku bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere düşük frekans hakim olup delta ve teta içermektedir.



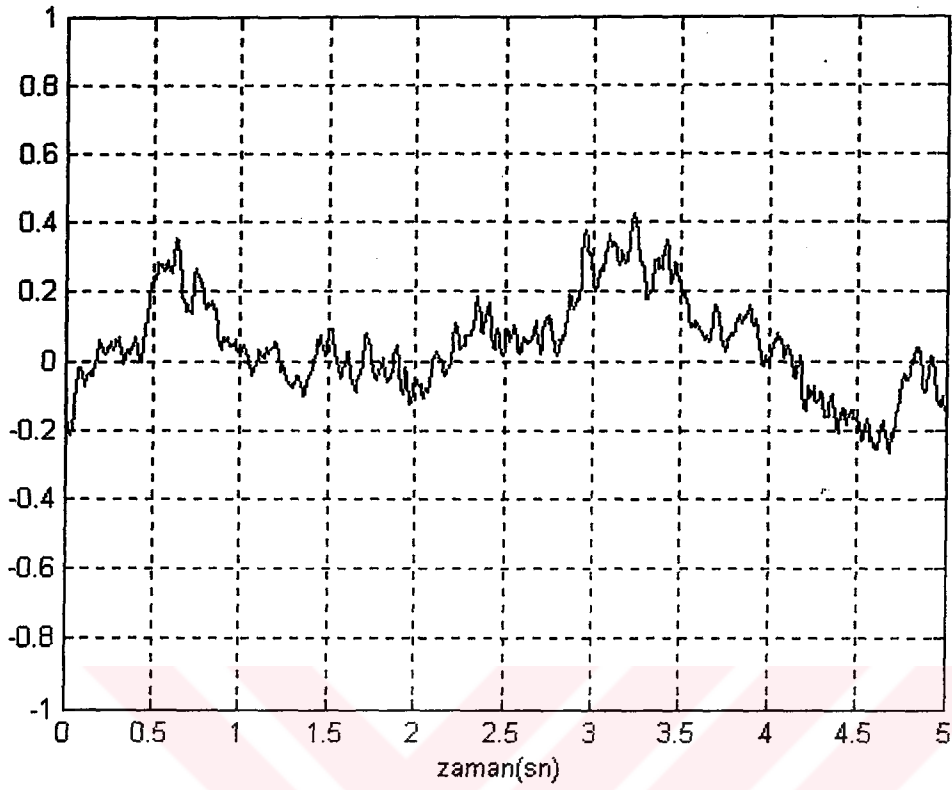
**Şekil 48.** EEG uyku bölütü



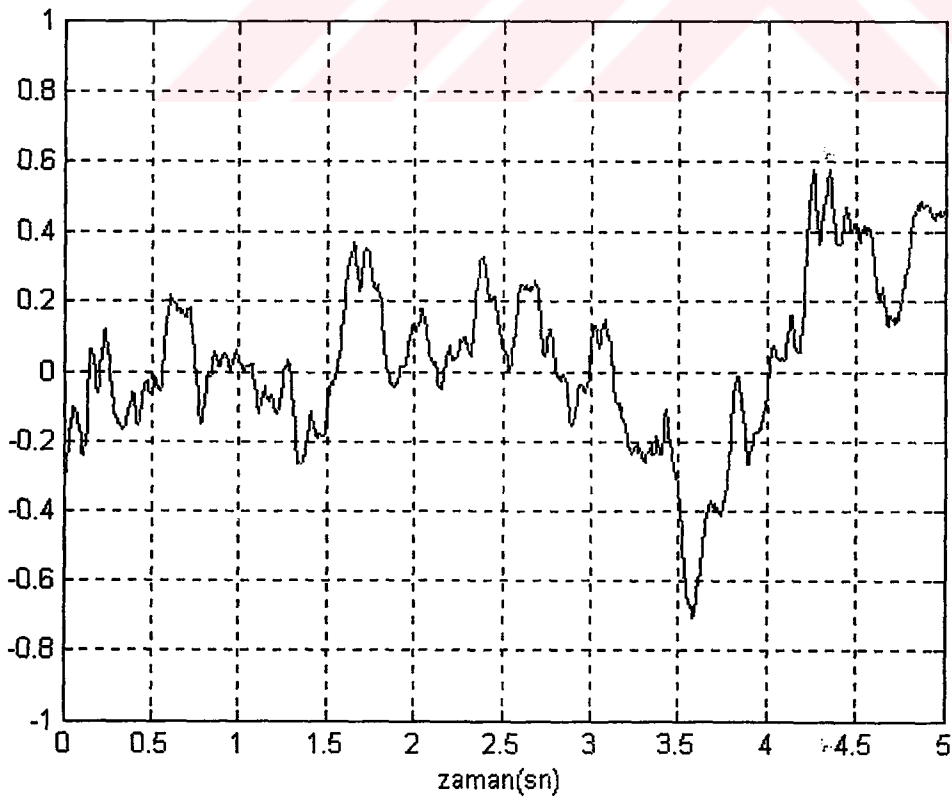
**Şekil 49.** EEG uyku bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere düşük frekans hakim olup delta ve teta içermektedir.

Bu da denek'in uyku durumunu göstermektedir.



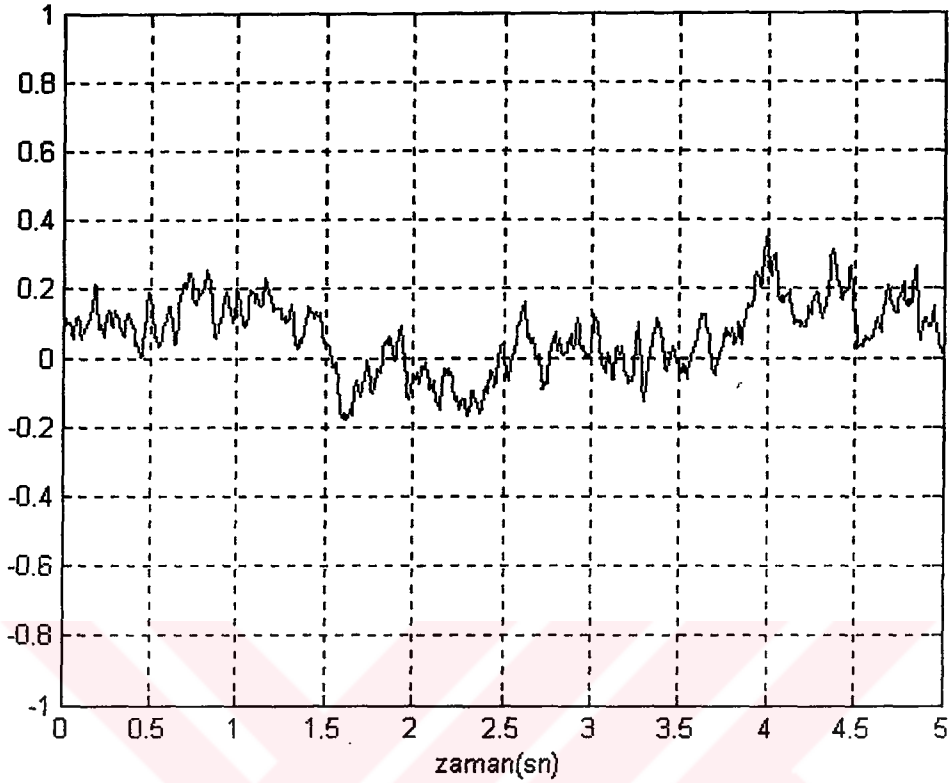
**Şekil 50.** EEG uyku bölütü



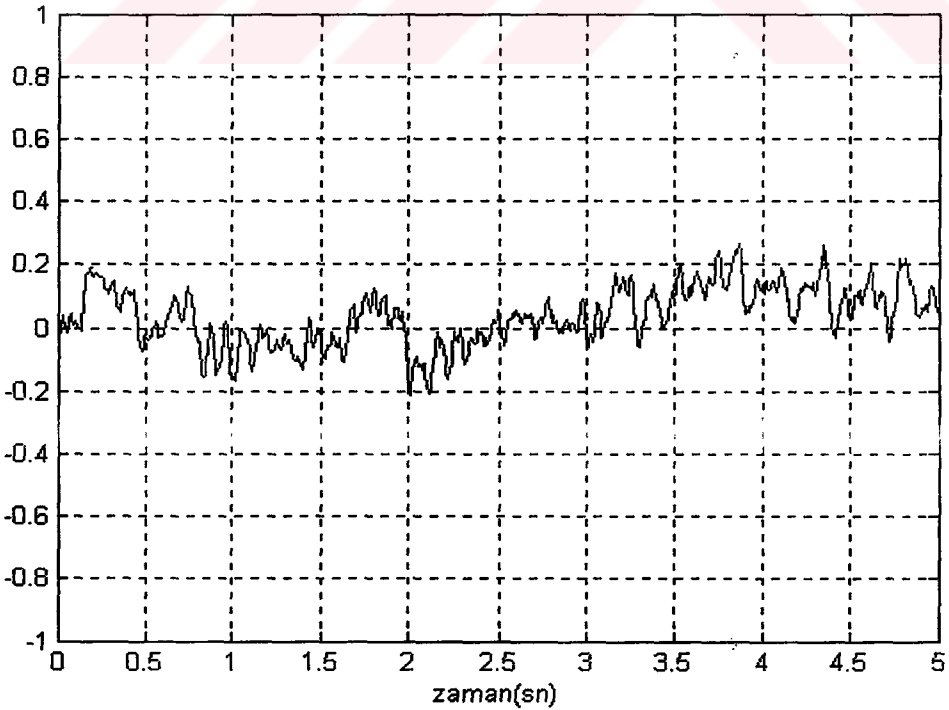
**Şekil 51.** EEG uyku bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere düşük frekans hakim olup delta ve teta içermektedir.





**Şekil 52.** EEG uyku bölütü



**Şekil 53.** EEG uyku bölütü

Yukarıdaki şekillerde, işaretlere düşük frekans hakim olup delta ve teta içermektedir.

Bu da denek'in uyku durumunu göstermektedir.

## 4.2. EEG İşaretlerine Dalgacık Dönüşümünün Uygulanması

EEG sinyali 5 saniyelik bölütlere ayrıldıktan sonra dalgacık dönüşümü uygulanmış ve böylece uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütləri tespit edilmiştir. Dalgacık dönüşüm yöntemiyle, EEG işaretlerini frekans bantlarına ayırıp uyuklama karakteristiğine uyan bölütləri tespit etmemiz kolaylaşacaktır.

Dalgacık dönüşümünün temeli bir işareti dalgacık adı verilen temel bir fonksiyon kümesine dönüştürmeye dayanır. Bu dönüştürme işlemini, Sürekli Dalgacık Dönüşümü ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü olmak üzere iki yöntemle yapmak mümkündür.

Sürekli dalgacık dönüşümü, işaretin,  $\Psi$  dalgacık fonksiyonunun ağırlıklandırılması ve kaydırılmış haliyle çarpılıp tüm zaman boyunca toplanmasından elde edilir.

$$\text{CWT}(a,b) = \int x(t)\Psi_{a,b}^*(t)dt \quad (4.1)$$

formülündeki  $a \in \mathbb{R}^+$  ölçümlendirme parametresi,  $b \in \mathbb{R}^+$  dönüştürmeyi, \* ise kompleks eşleniği ifade etmektedir. Sürekli dalgacık dönüşümünün sonucu, ağırlık ve pozisyon fonksiyonu olan çok sayıda c katsayılarından oluşmaktadır.  $\Psi(t)$  den elde edilen  $\Psi_{a,b}^*(t)$  fonksiyonu, a ölçeği ve b zamanında, aşağıdaki gibi yazılmaktadır.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4.2)$$

Genellikle, dalgacık dönüşümü uygulamalarında, ana dalgacık olarak ortagonal diydik fonksiyonlar seçilmektedir. Buna göre a ve b parametrelerine bağlı olarak seçilen ana dalgacık aşağıdaki gibidir;

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}t-k) \quad (4.3)$$

Burada,  $\{\Psi_{j,k}(t), j, k \in \mathbb{Z}\}$  'dir.

Ayrık Dalgacık dönüşümünde kullanılan yaklaşımlar yüksek ağırlıklı, düşük frekanslı bileşenler ve detaylar düşük ağırlıklı yüksek frekanslı bileşenlerdir. Bir işareti alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirdiğimizde sırasıyla yaklaşım ve detay kısımlarını elde ederiz. Orijinal işaretimiz  $x(n)$ , yüksek geçiren  $g(n)$  ve alçak geçiren  $h(n)$  filtrelerinden geçirilir. Bu işlemler, matematiksel olarak aşağıda gösterilmiştir.

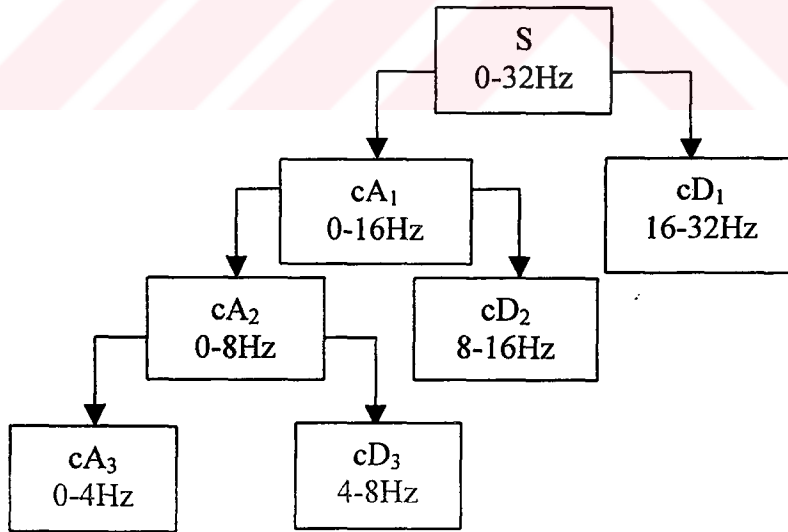
$$Y_{\text{yüksek}} [k] = \sum x[n].g[2k-n]$$

(4.4)

$$Y_{\text{düşük}} [k] = \sum x[n].h[2k-n]$$

Burada,  $Y_{\text{yüksek}}$ , yüksek geçiren,  $Y_{\text{düşük}}$ , düşük geçiren filtrenin çıkışlarıdır[33]. Bu ayırma işlemi, bir çok kez yapılabilir.

Böylece bir işaret daha az çözünürlüklü bir çok alt bileşenlerine ayrılacaktır. Buna dalgacık ayrıştırma ağacı denir[5]. EEG sinyallerine uyguladığımız dalgacık ayrıştırma ağacı ve frekans aralığı Şekil 54'te gösterilmiştir.



**Şekil 54.** Dalgacık ayrıştırma ağacı

Dalgacık analizlerinde işaret yukarıdaki şekilde gösterildiği gibi yaklaşım ve detaylarına ayrılır. Daha sonra, yaklaşım tekrar kendi ikincil seviye yaklaşımı ve detaylarına ayrılır. Beyin sinyalleri (EEG) delta(0-4Hz), teta(4-8Hz), alfa(8-12Hz) ve beta(12-32Hz) gibi dört alt banda ayrıştırıldığından dalgacık dönüşüm programı hazırlanırken 0-32 Hz beyin sinyalleri

#### 4.2.1. Çalışmada Kullanılan Dalgacık Dönüşüm Programı

EEG sinyallerini alfa,beta, teta ve delta gibi dört alt frekans bandına ayıran dalgacık dönüşüm programı.

```

load data10;
ch2=data10(:,2);
for i=1:1;
figure
ch=ch2(i*750+1:i*750+750);
%s=filter(b,c,ch2);
s=ch;
[C,L]=wavedec(s,3,'db4');
cA3=appcoef(C,L,'db4',3);
cD3=detcoef(C,L,3);
cD2=detcoef(C,L,2);
cD1=detcoef(C,L,1);
A3=wrcoef('a',C,L,'db16',3);%0-4 hz
D1=wrcoef('d',C,L,'db16',1);%16-32
D2=wrcoef('d',C,L,'db16',2);%8-16
D3=wrcoef('d',C,L,'db16',3);%4-8
[c2,l2]=wavedec(D2,1,'db1');
cA4=appcoef(c2,l2,'db1',1);
cD4=detcoef(c2,l2,1);
A4=wrcoef('a',c2,l2,'db16',1);%8-12
D4=wrcoef('d',c2,l2,'db16',1);%12-16

delta=A3;
teta=D3;
alfa=A4;
beta=D1+D4;

fftdelta=fft(delta);
fftteta=fft(teta);

```

```

fftalfa=fft(alfa);
fftbeta=fft(beta);

f=0:32/374:32;
subplot(411);plot(f,(20*log10(abs(fftdelta(1:375)))));
axis([0 32 0 32]);grid;ylabel('delta (dB)')
subplot(412);plot(f,20*log10(abs(fftteta(1:375))));axis([0 32 0 32]);
grid;ylabel('teta (dB)')
subplot(413);plot(f,20*log10(abs(fftalfa(1:375))));axis([0 32 0 32]);
grid;ylabel('alfa (dB)')
subplot(414);plot(f,20*log10(abs(fftbeta(1:375))));grid;ylabel('beta (dB)')
axis([0 32 0 32]);xlabel('Frekans(Hz)')

end

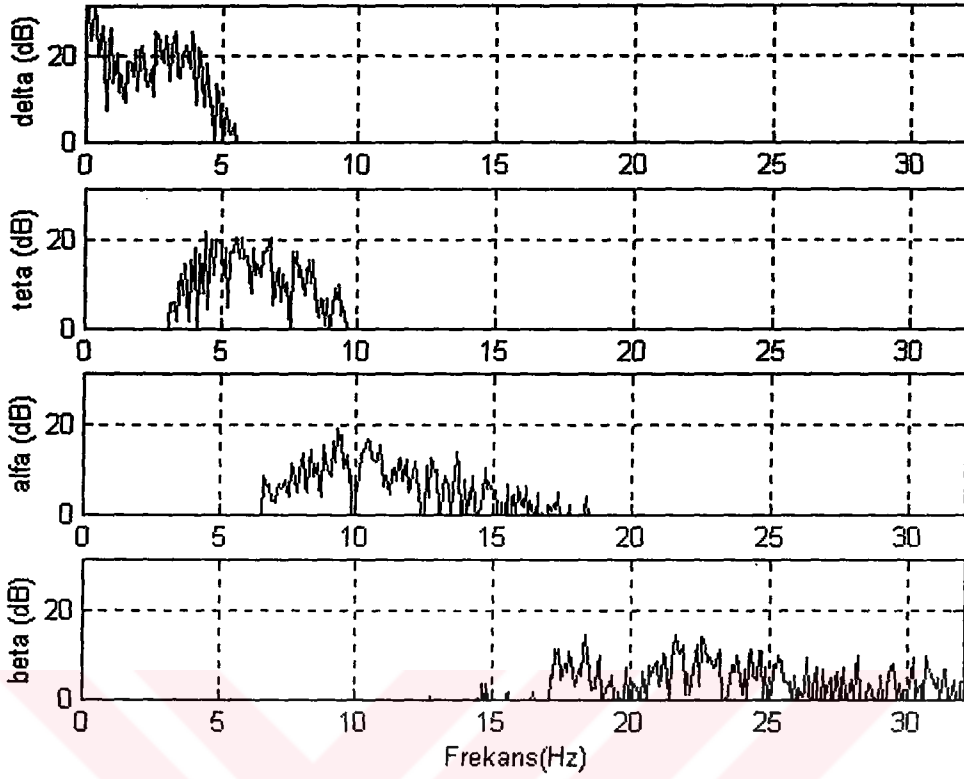
```

Yukarıdaki program 5 saniyelik bölütü beyin sinyalinden seçtikten sonra delta, teta, alfa ve beta gibi dört alt banda ayırtırmakta ve güç yoğunluk spektrumunu alarak bantları daha rahat okumamızı sağlamaktadır.

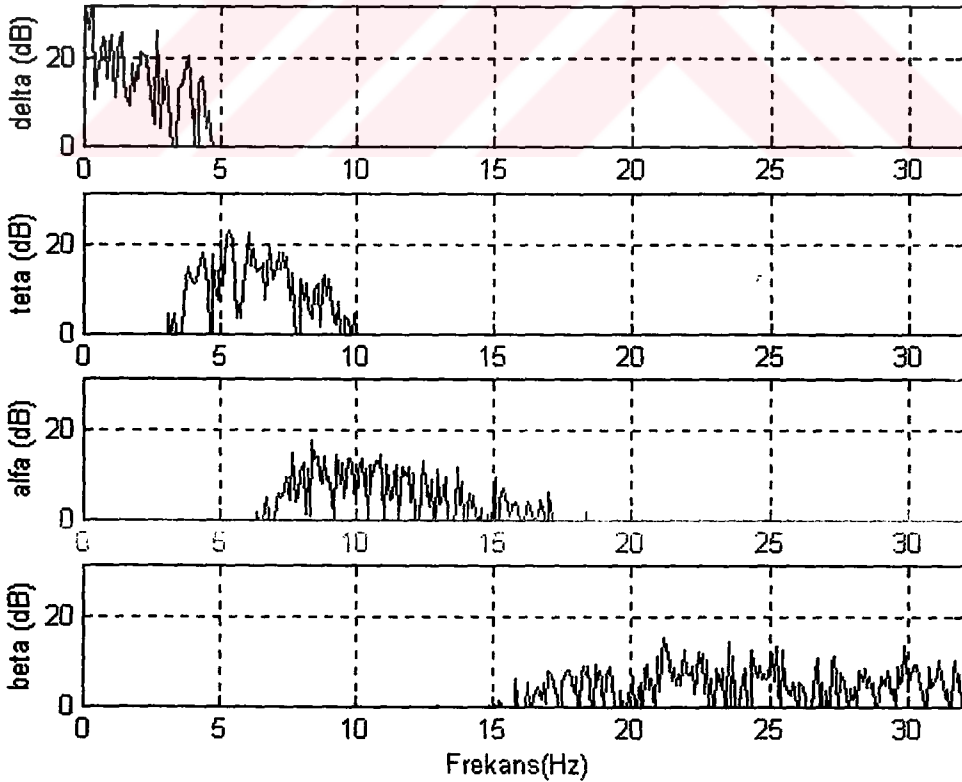
Hazırlanan bu programa beyinden alınan yüzlerce EEG bölütü uygulanmıştır. Uygulamadan sonra, uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütleri gruplar halinde ayırtılmıştır.

Şekil 55-84'de, deneklerden alınan uyanıklık, uyuklama ve uyku evrelerine ait EEG işaretlerinin güç yoğunluk spektrumları gösterilmiştir

Aşağıda gösterilen ilk on uyanıklık şekillerinde, her dört alt bant ( teta, teta, alfa ve beta ) bariz bir şekilde gözükmektedir. Uyuklama şekillerinde ise beta azalmakla beraber devam etmektedir. Uyku şekillerinde ise alfa ve beta kaybolmaktadır.



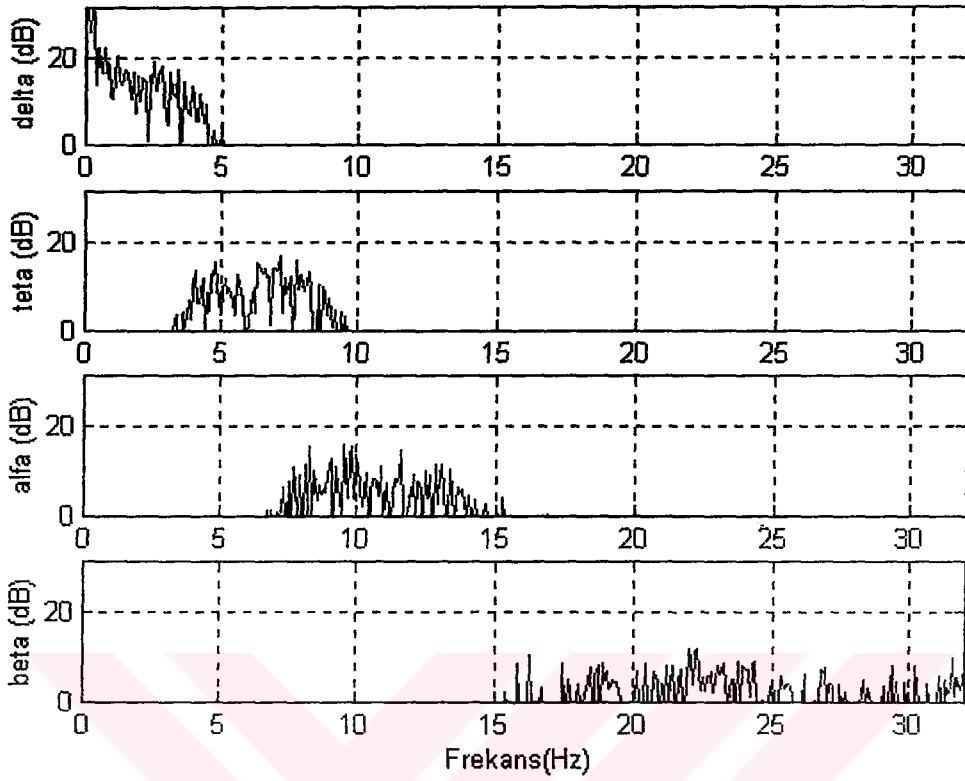
Şekil 55. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu



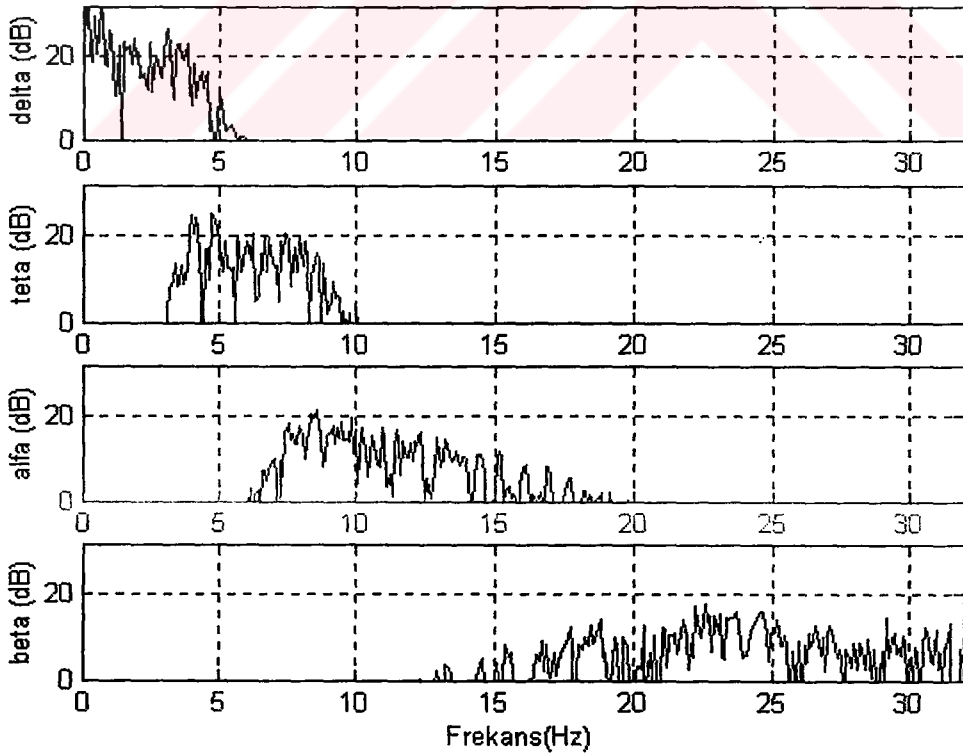
Şekil 56. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyanıklık bölütleri olduğundan her dört alt bandı içermektedirler.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.



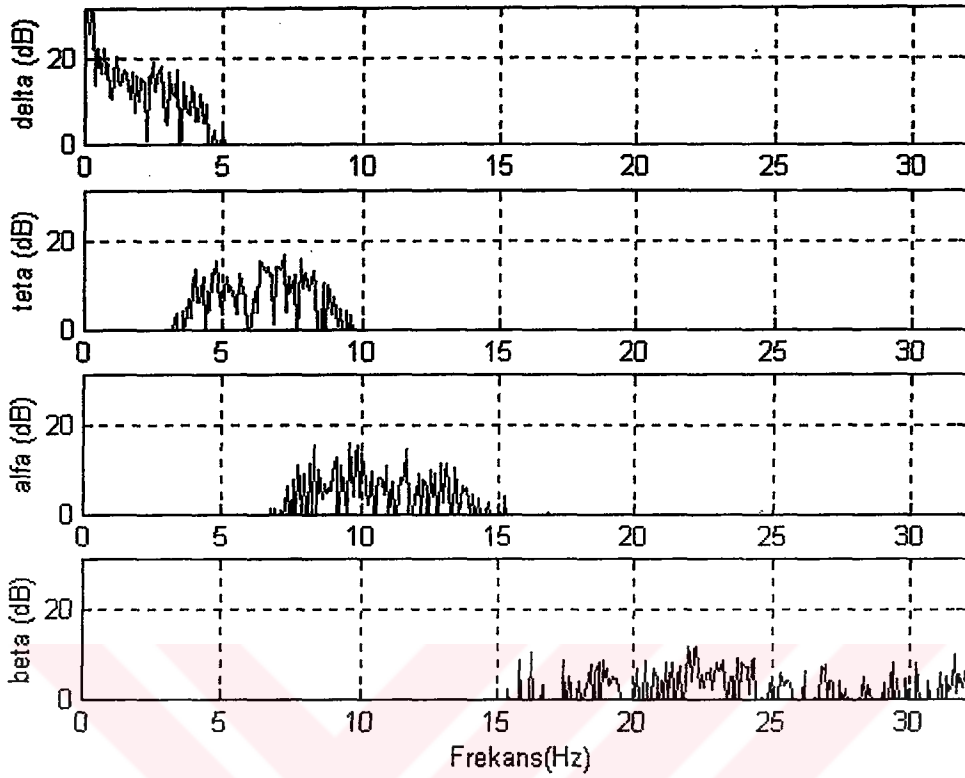
Şekil 57. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu



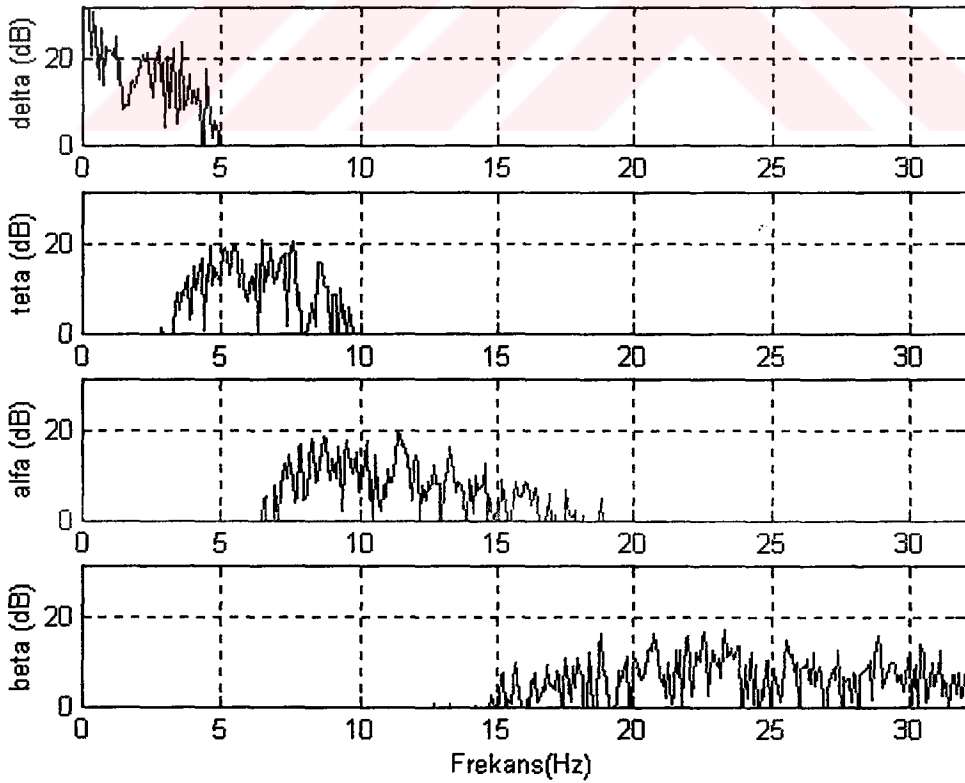
Şekil 58. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyanıklık bölütleri olduğundan her dört alt bandı içermektedirler.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.



Şekil 59. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

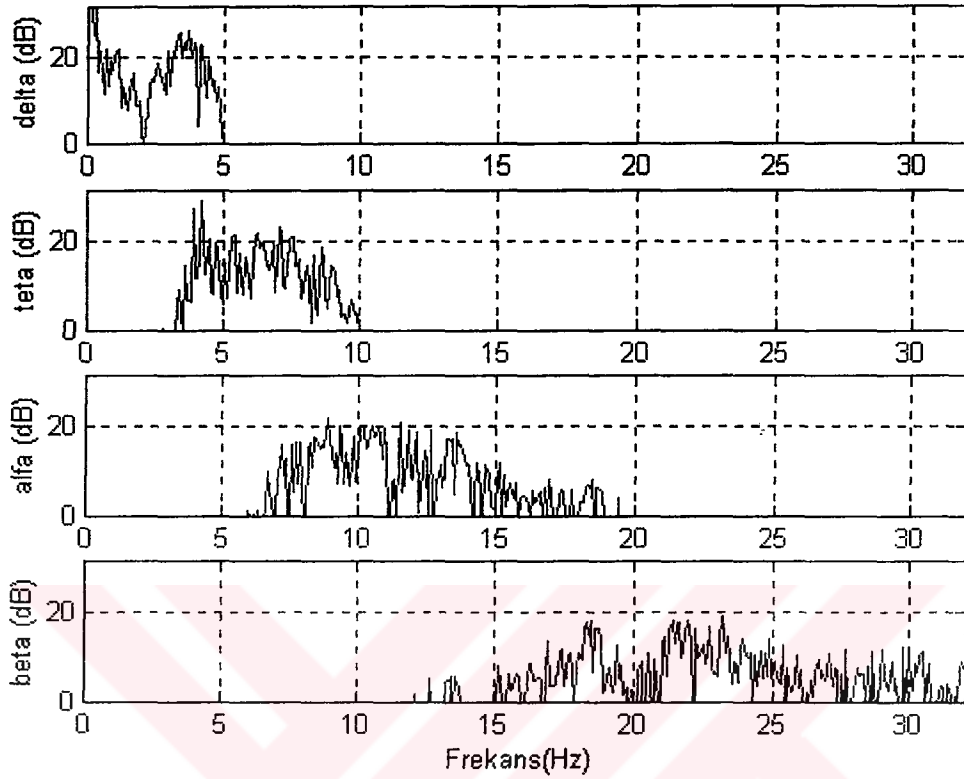


Şekil 60. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

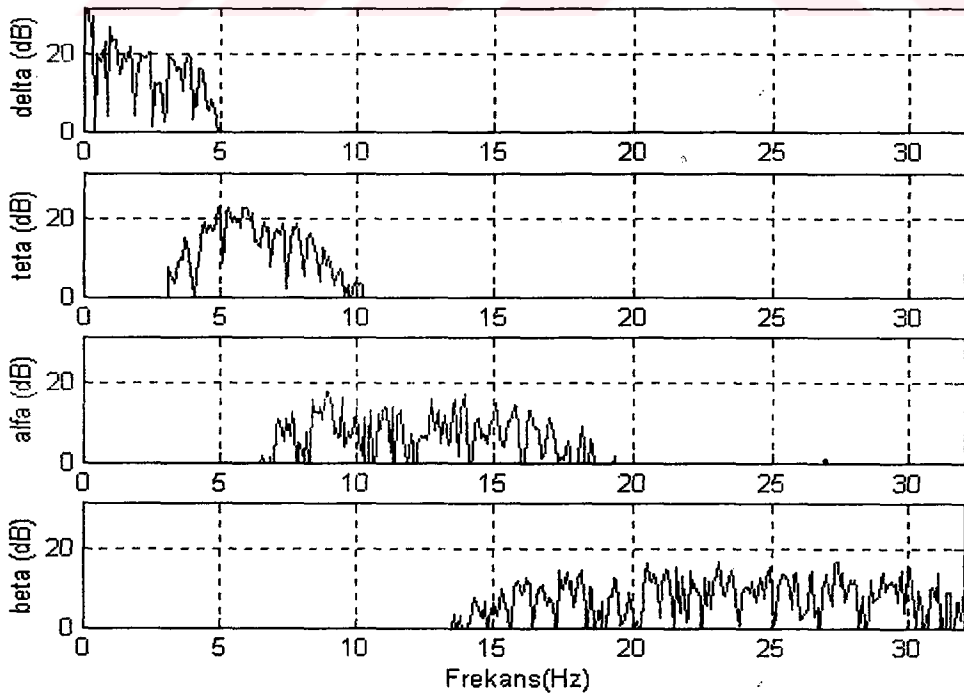
Yukarıdaki şekiller uyanıklık bölütleri olduğundan her dört alt bandı içermektedirler.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.





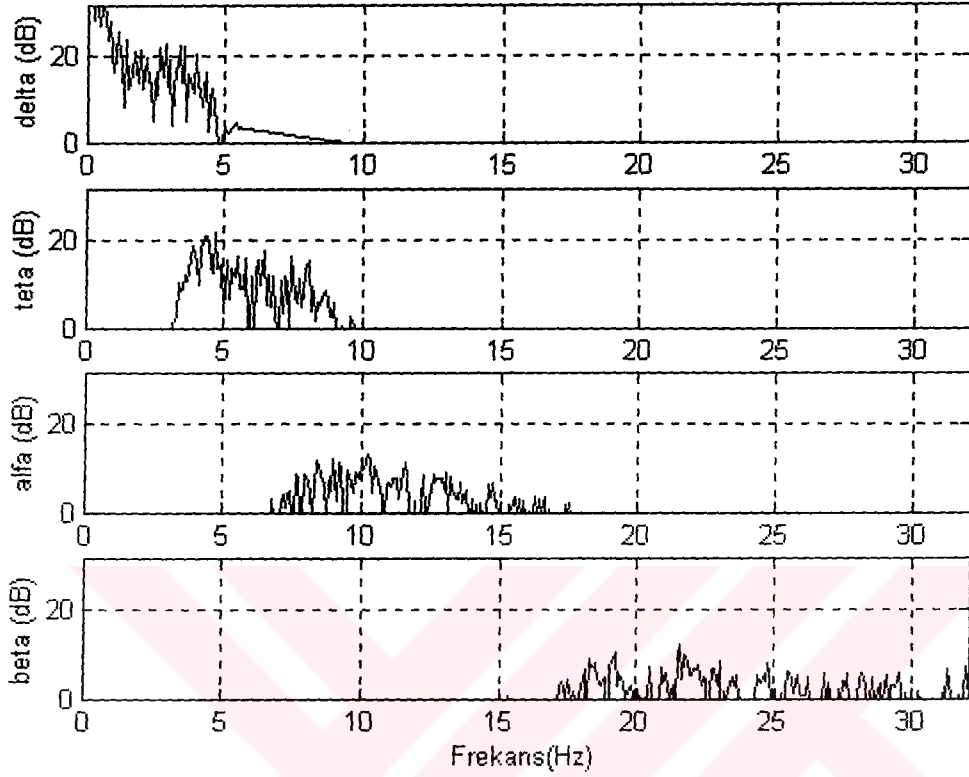
**Şekil 61.** EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu



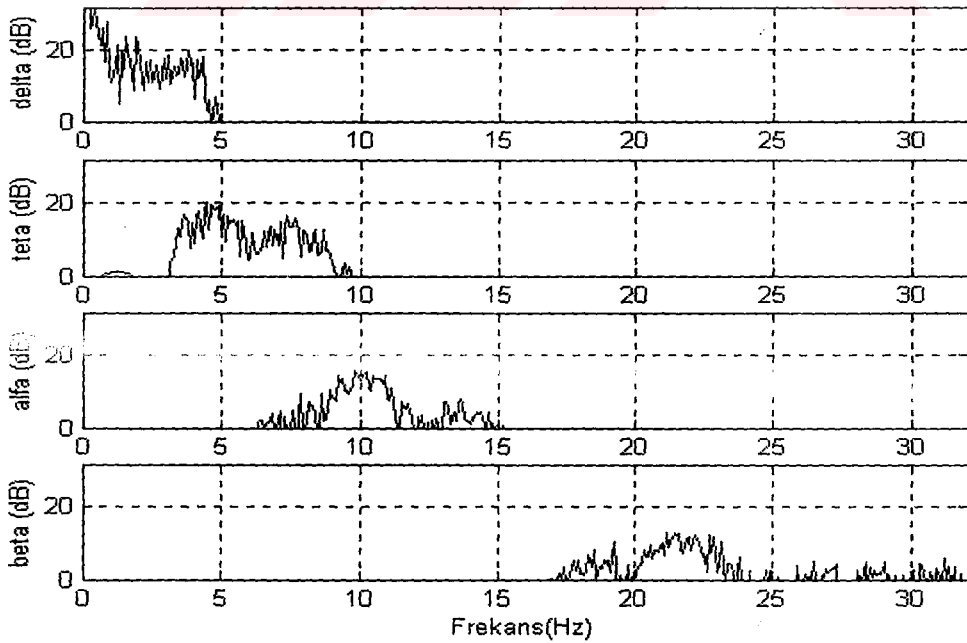
**Şekil 62.** EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyanıklık bölütleri olduğundan her dört alt bandı içermektedirler.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.



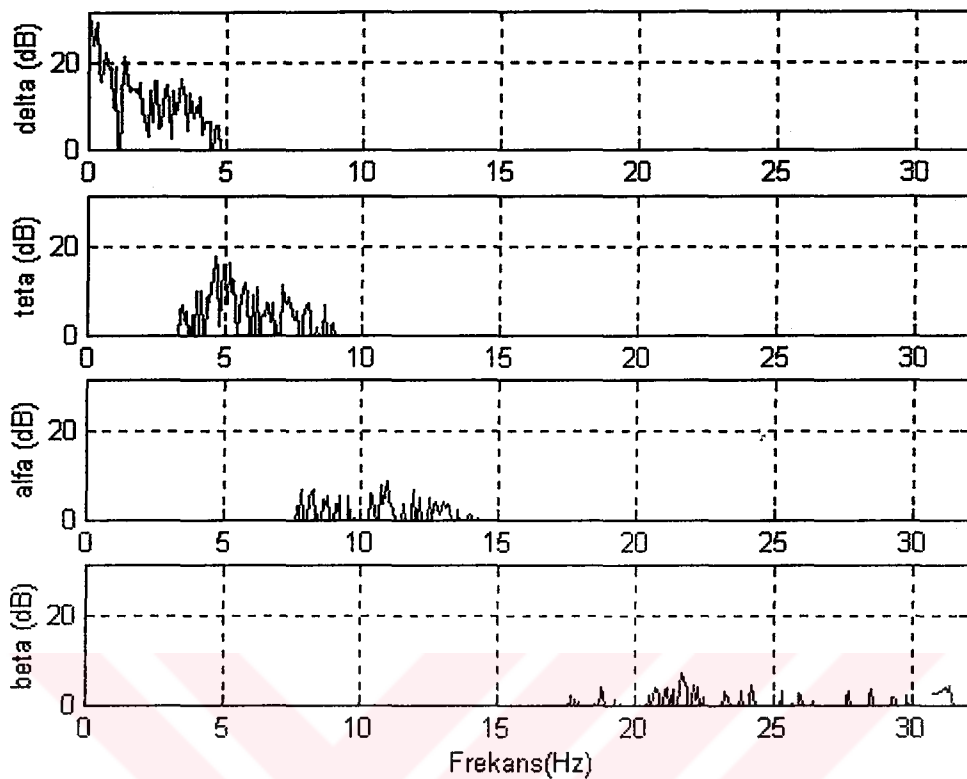
Şekil 63. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu



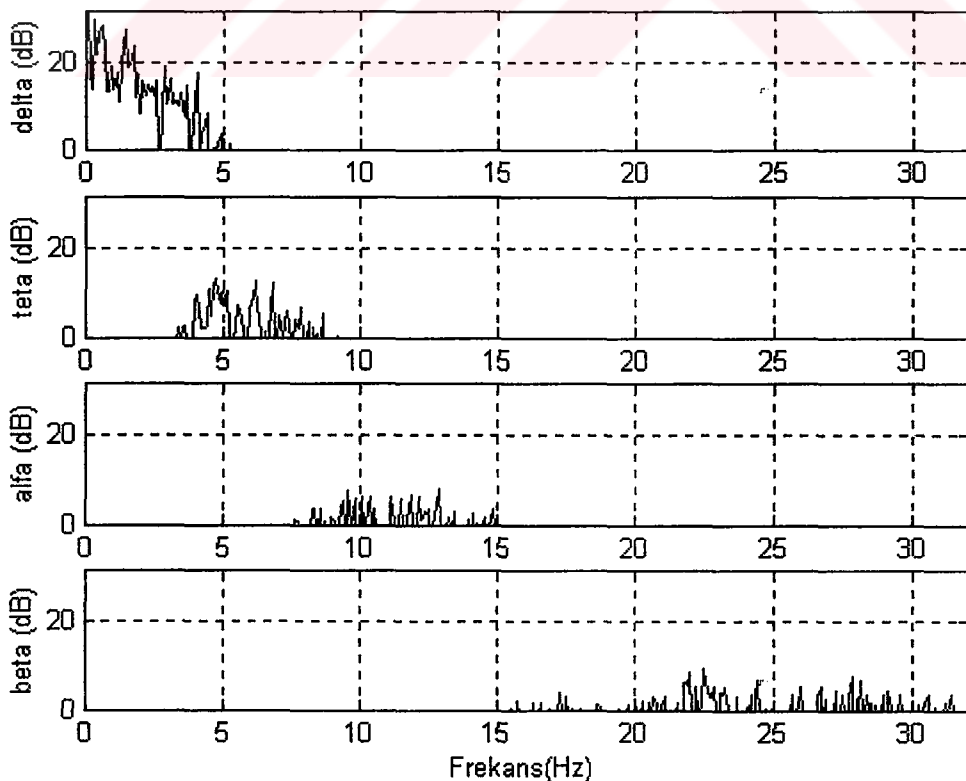
Şekil 64. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyanıklık bölütleri olduğundan her dört alt bantı içermektedirler.

Bu da denek'in uyanıklık durumunu göstermektedir.

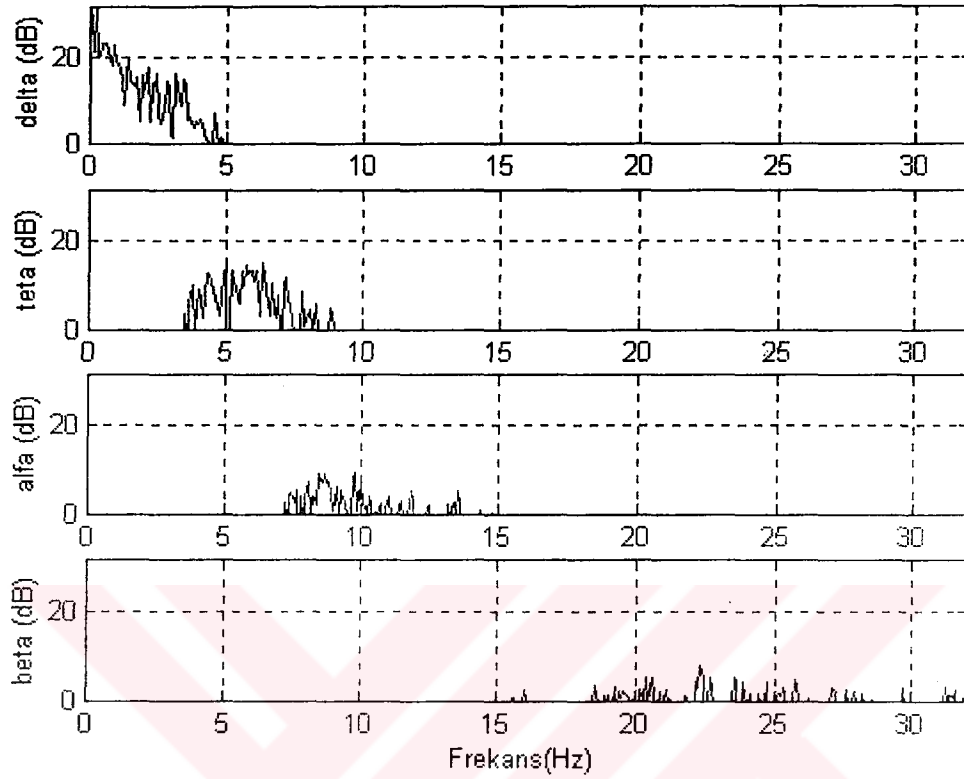


**Şekil 65.** EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

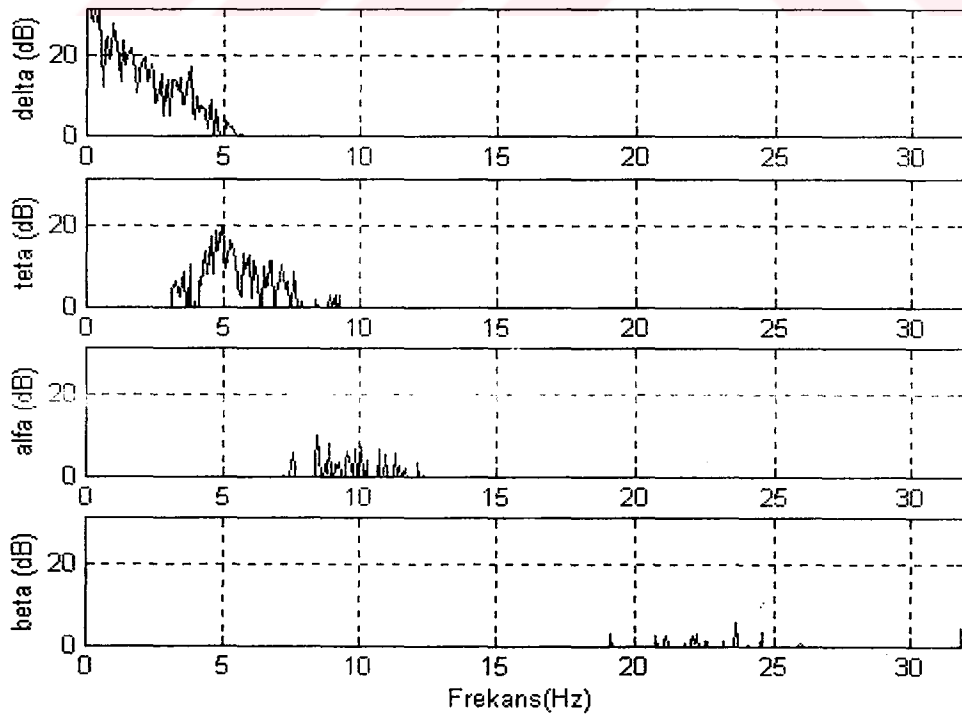


**Şekil 66.** EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyuklama bölütleri olduğundan beta ve alfa azalmaktadır.

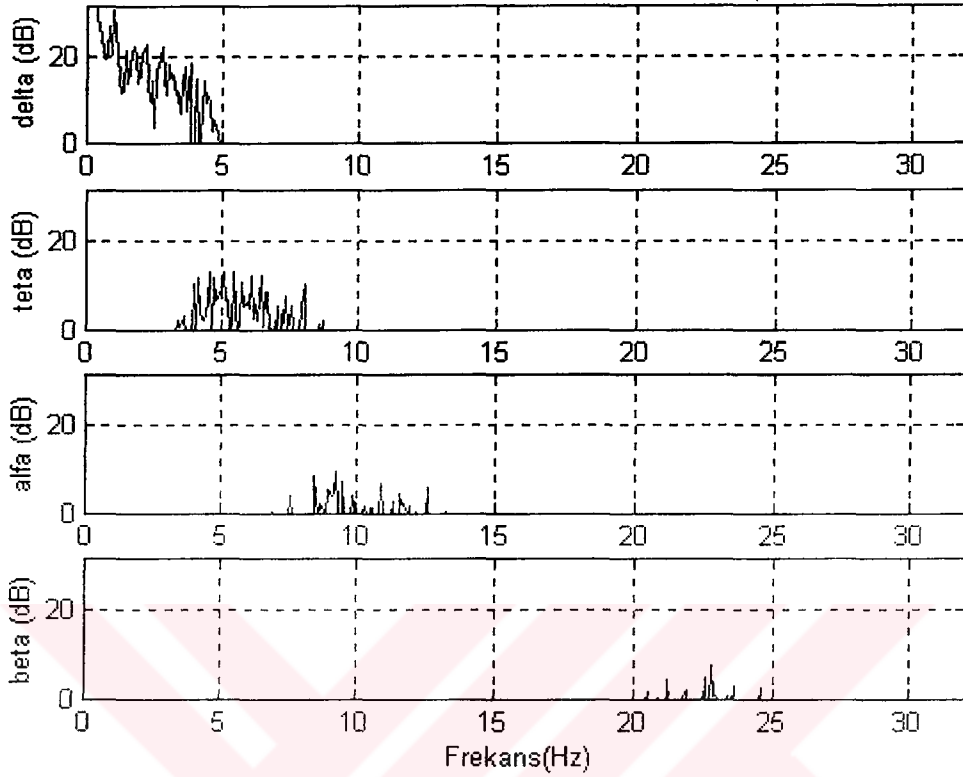


**Şekil 67.** EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

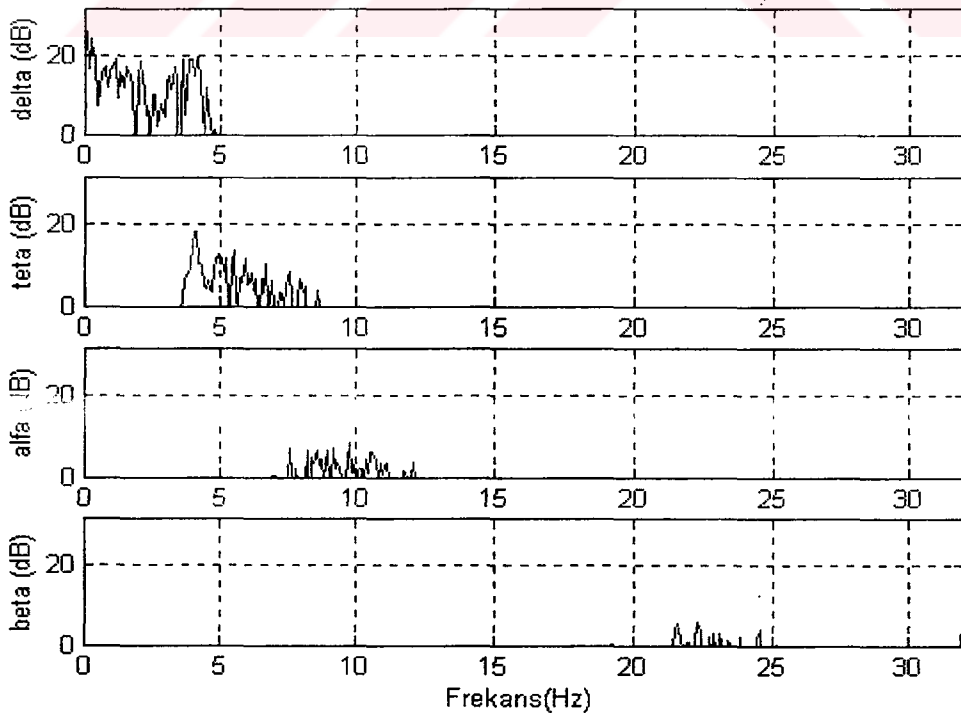


**Şekil 68.** EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyuklama bölütleri olduğundan beta ve alfa azalmaktadır.



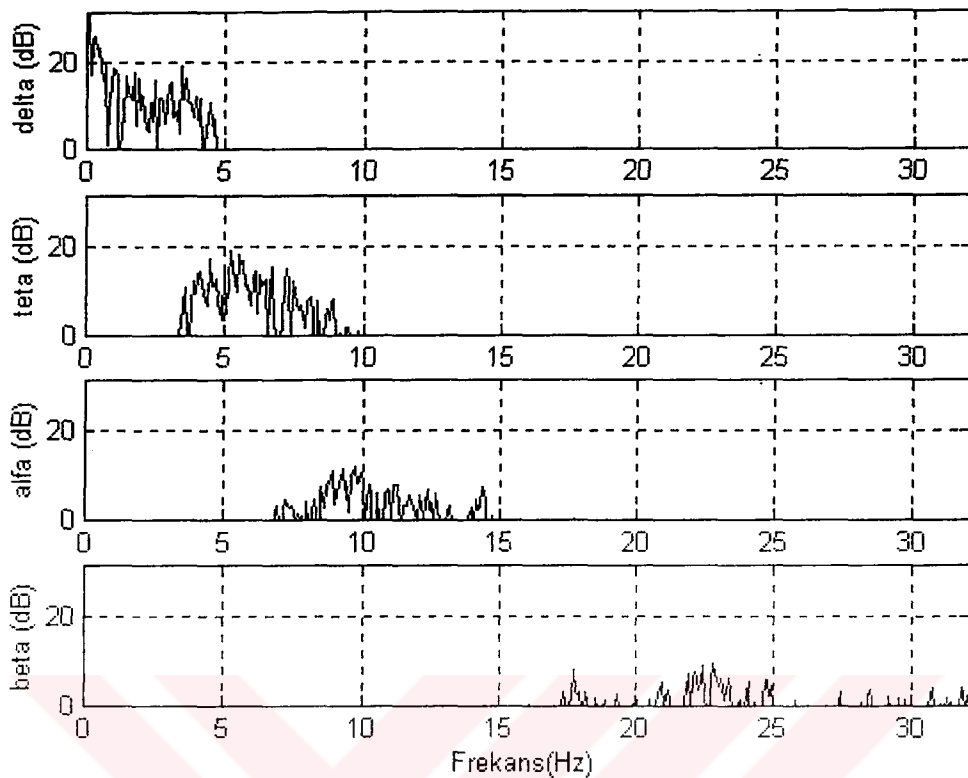
Şekil 69. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu



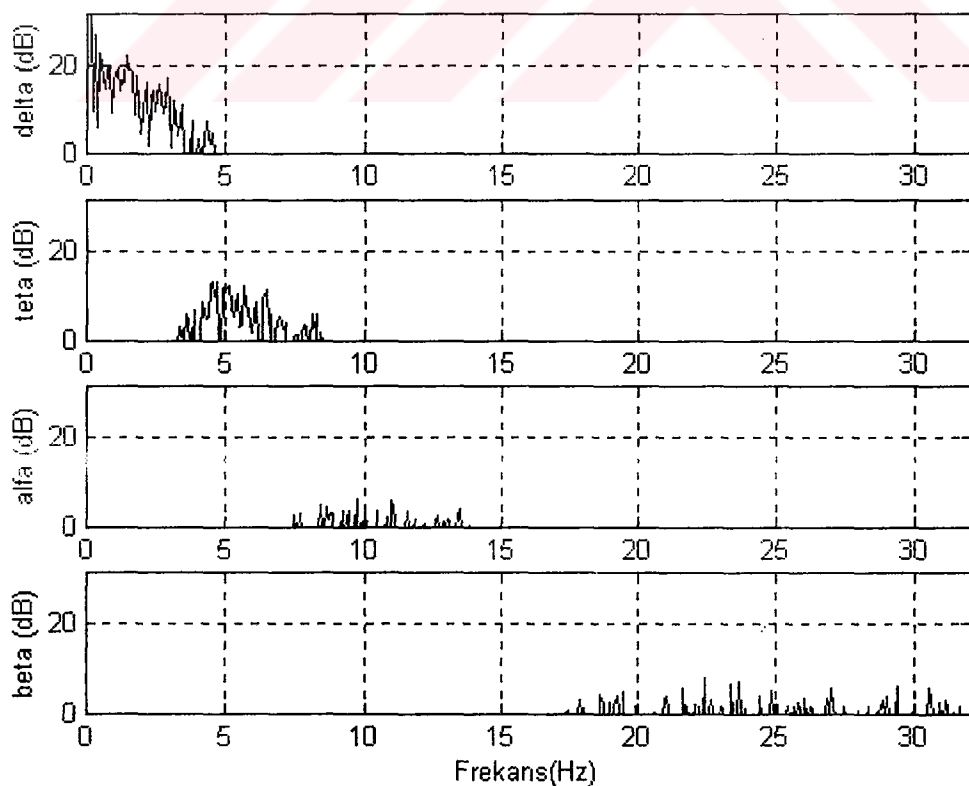
Şekil 70. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyuklama bölütleri olduğundan beta ve alfa azalmaktadır.

Bu da denek'in uyuklama durumu olduğunu göstermektedir.



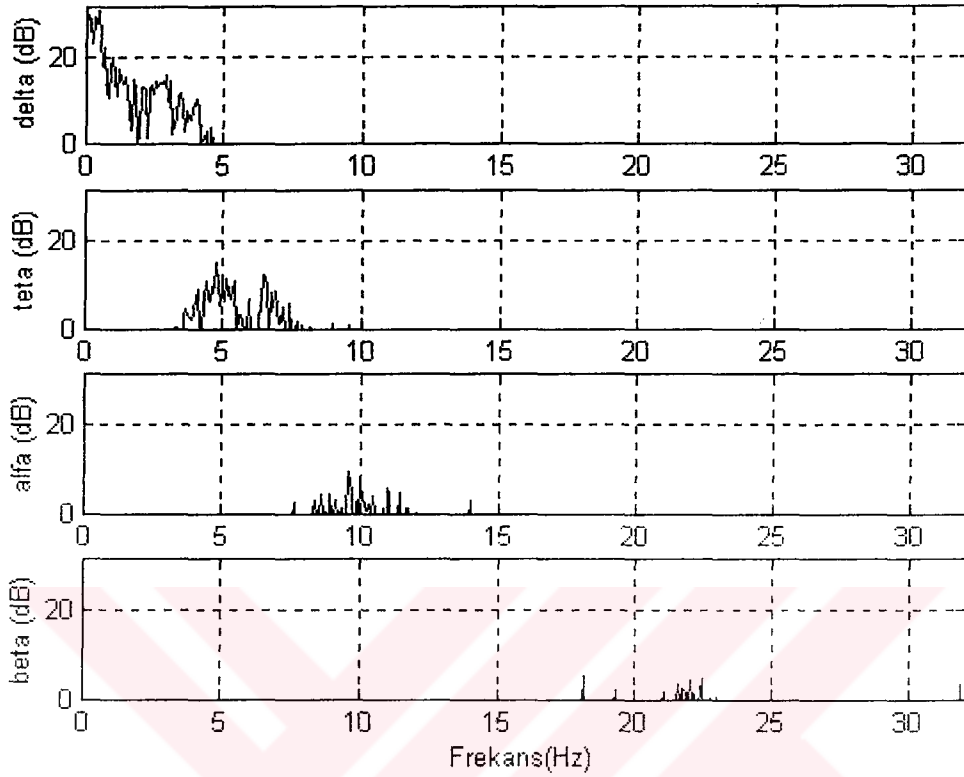
Şekil 71. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu



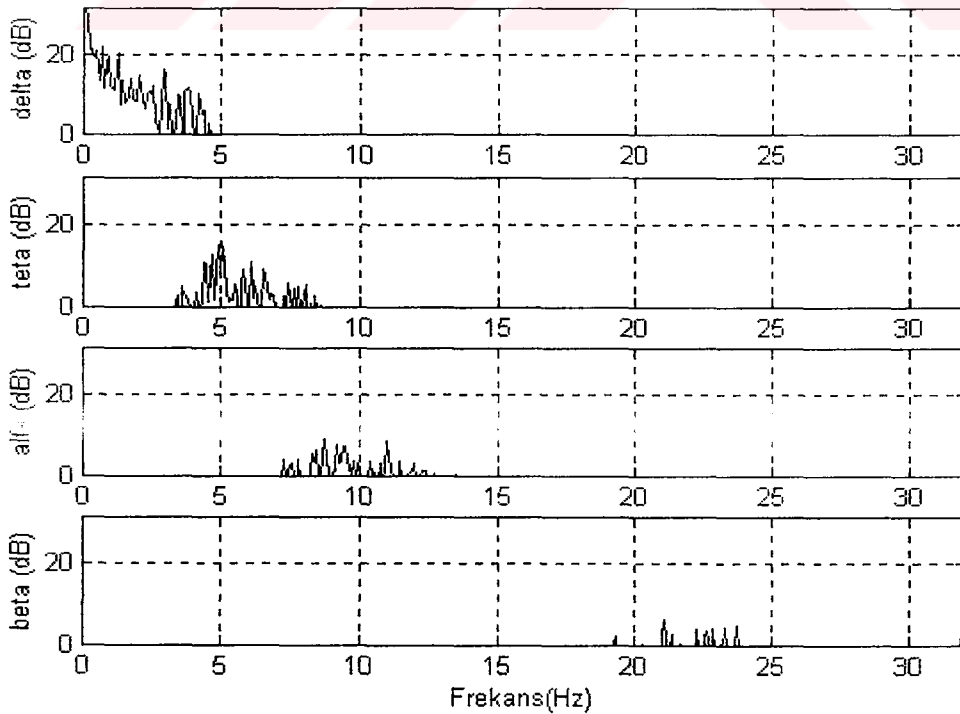
Şekil 72. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyuklama bölütleri olduğundan beta ve alfa azalmaktadır.

Bu da [Şekil 71](#)'in [Görüntü 1](#)'i.



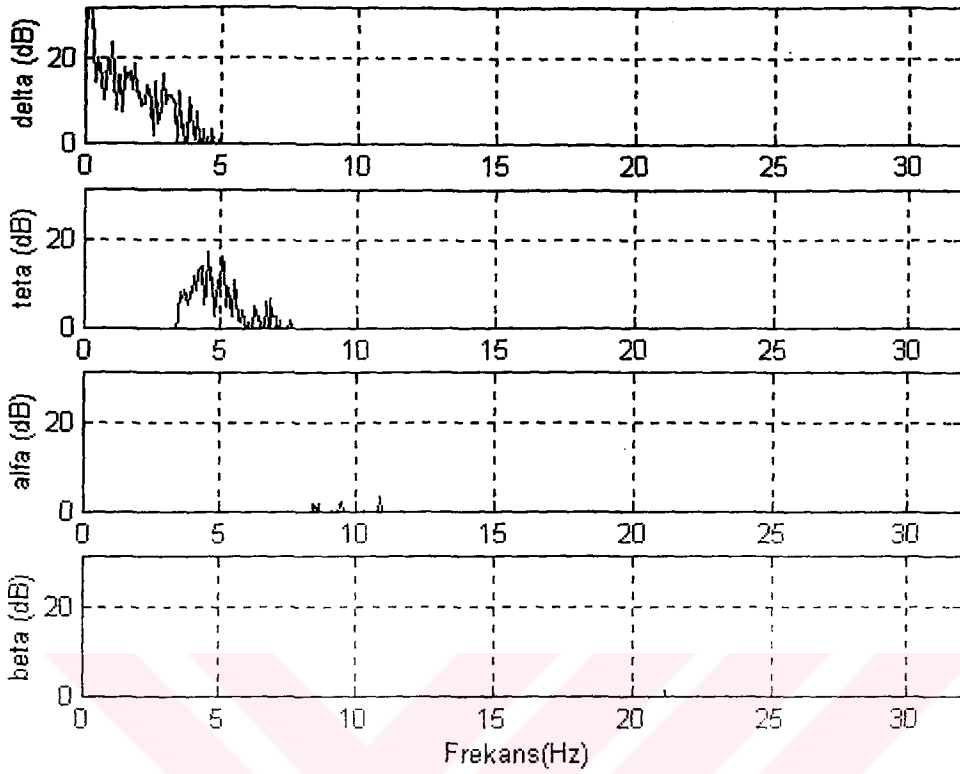
Şekil 73. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu



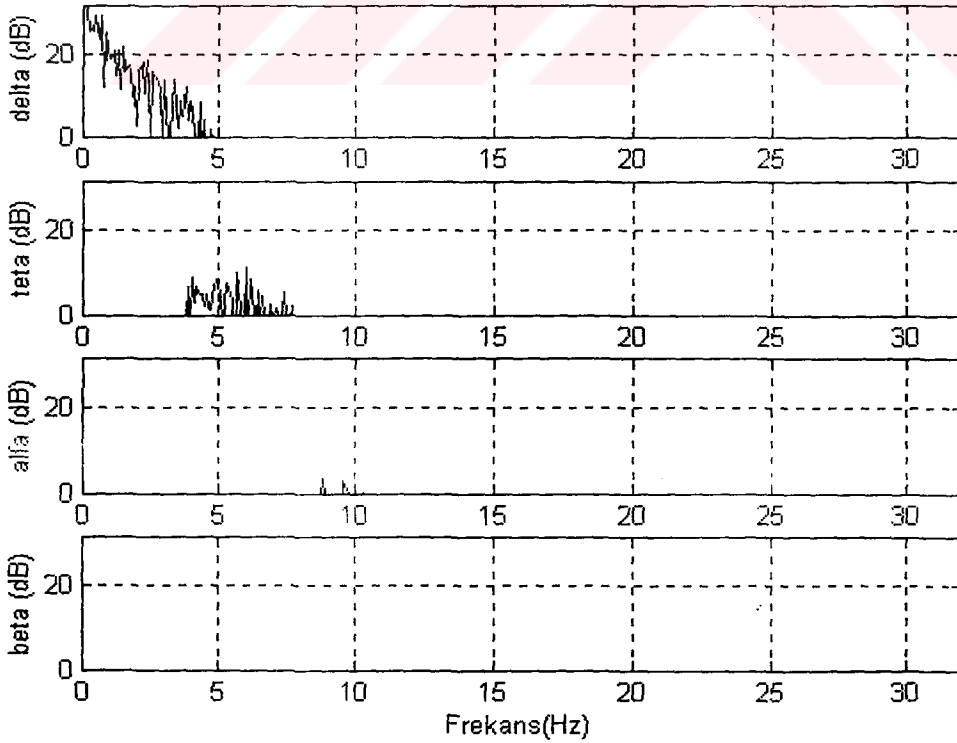
Şekil 74. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyuklama bölütleri olduğundan beta ve alfa azalmaktadır.

Ru da '...'in ...



Şekil 75. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

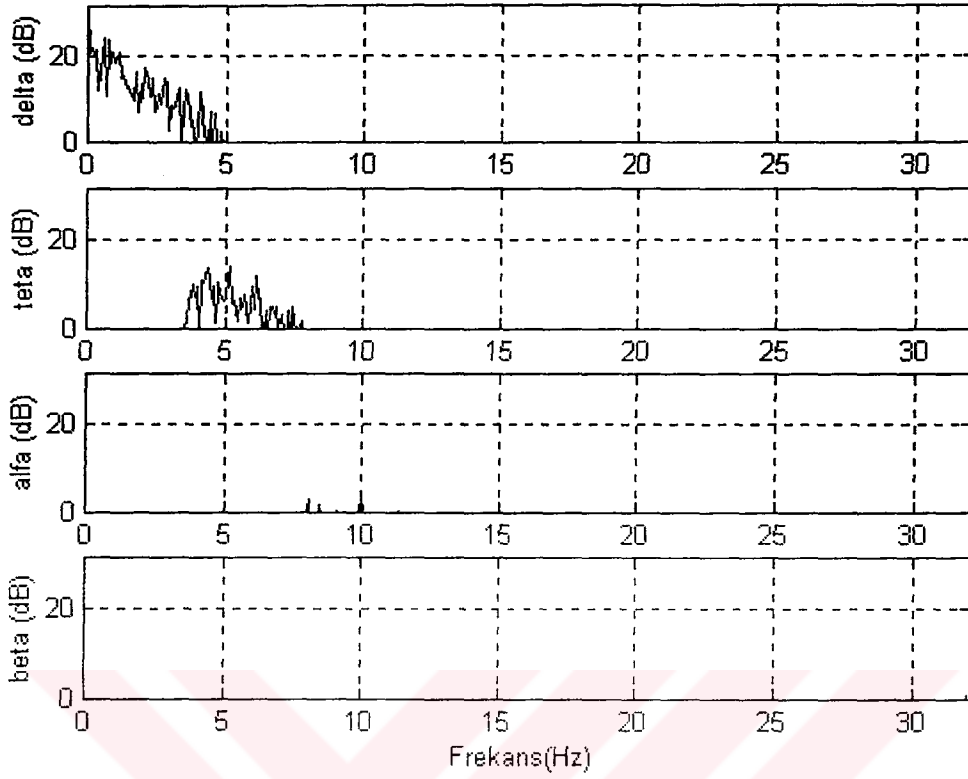


Şekil 76. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

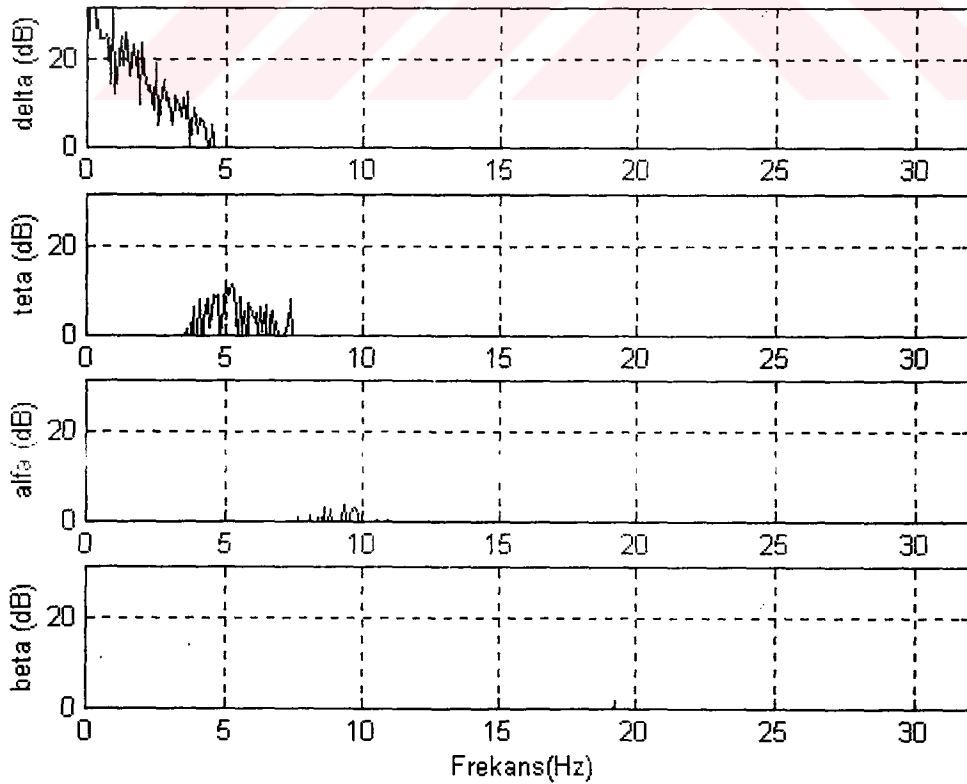
Yukarıdaki şekiller uyku bölütleri olduğundan beta ve alfa yok olmaktadır.

Bu da denek'in uyku durumunu göstermektedir.





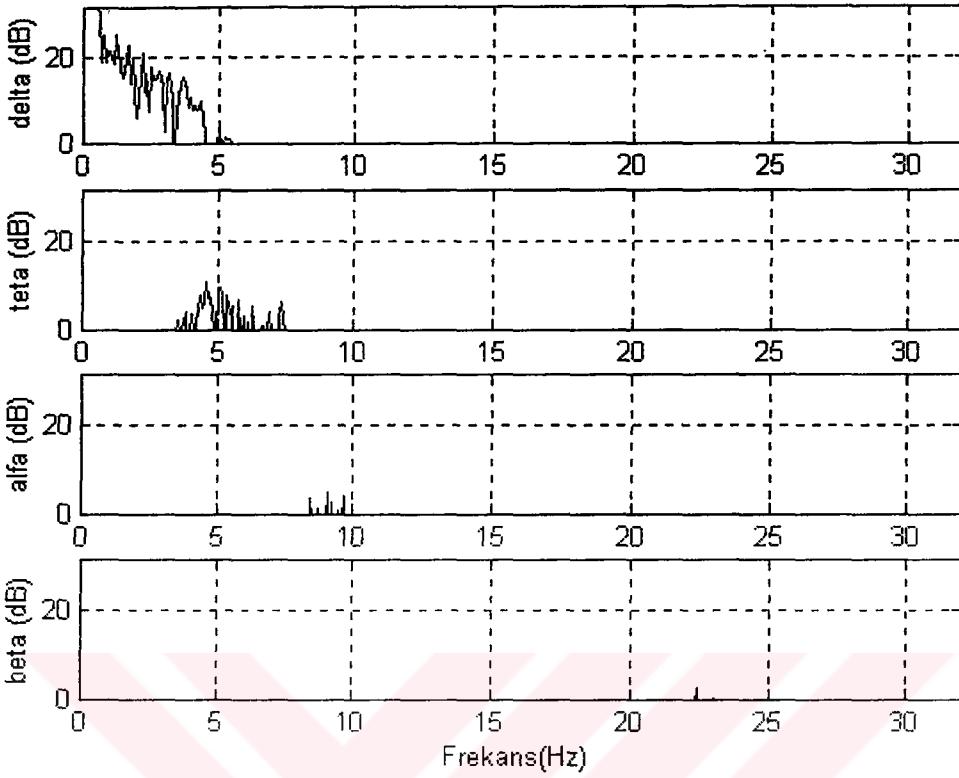
Şekil 77. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu



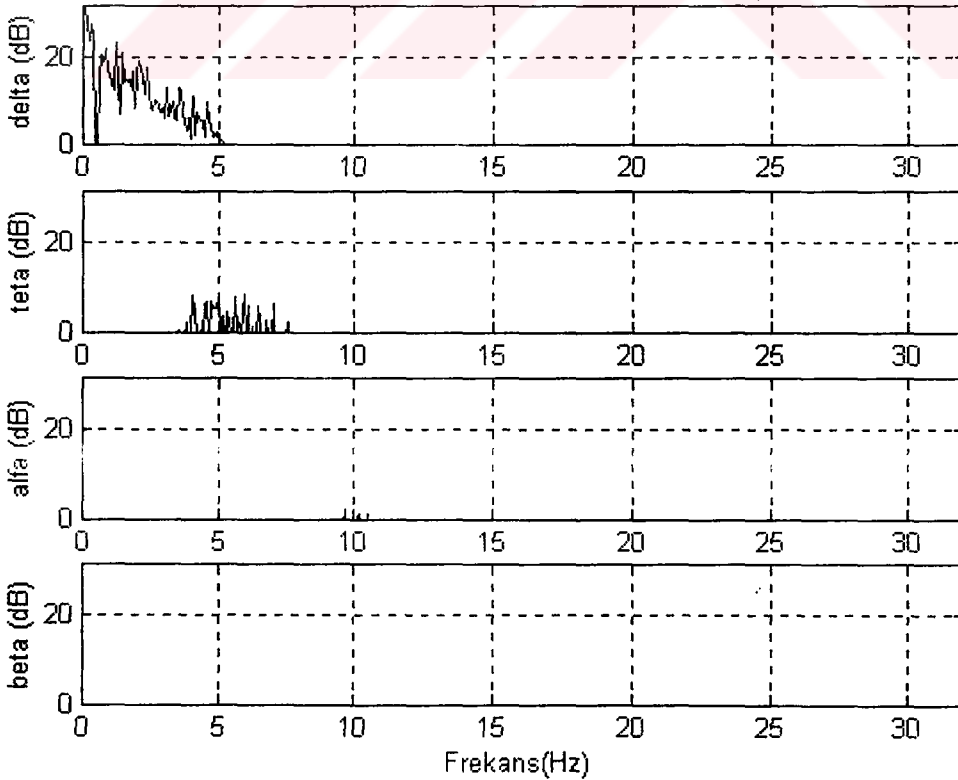
Şekil 78. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyku bölütleri olduğundan beta ve alfa yok olmaktadır.

Bu da denek'in uyku

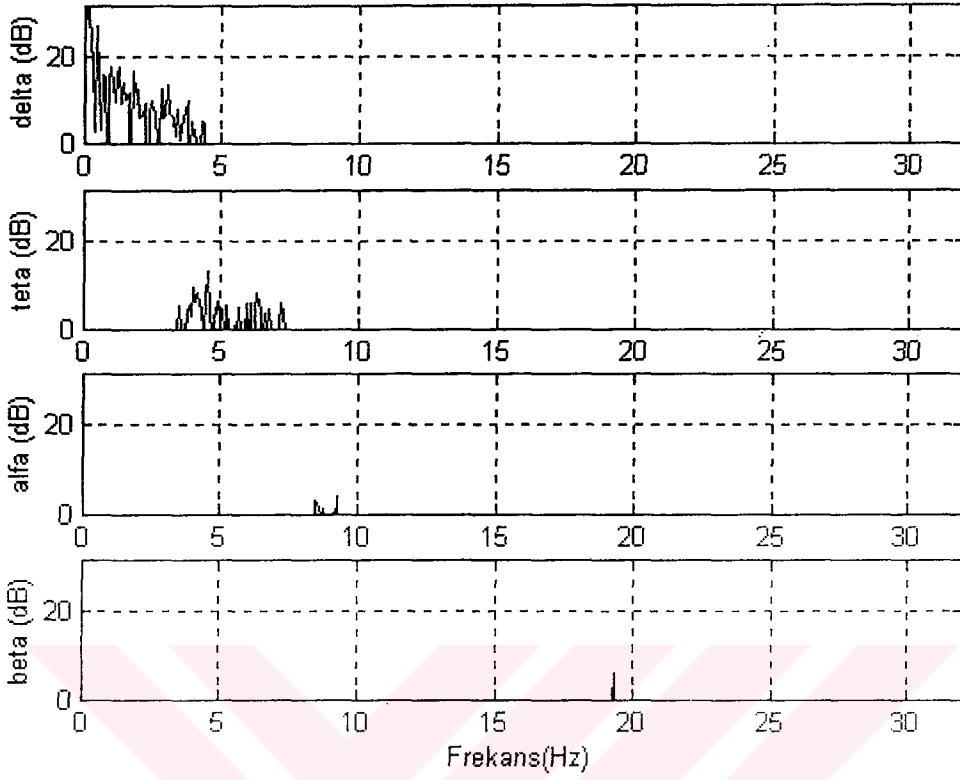


Şekil 79. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

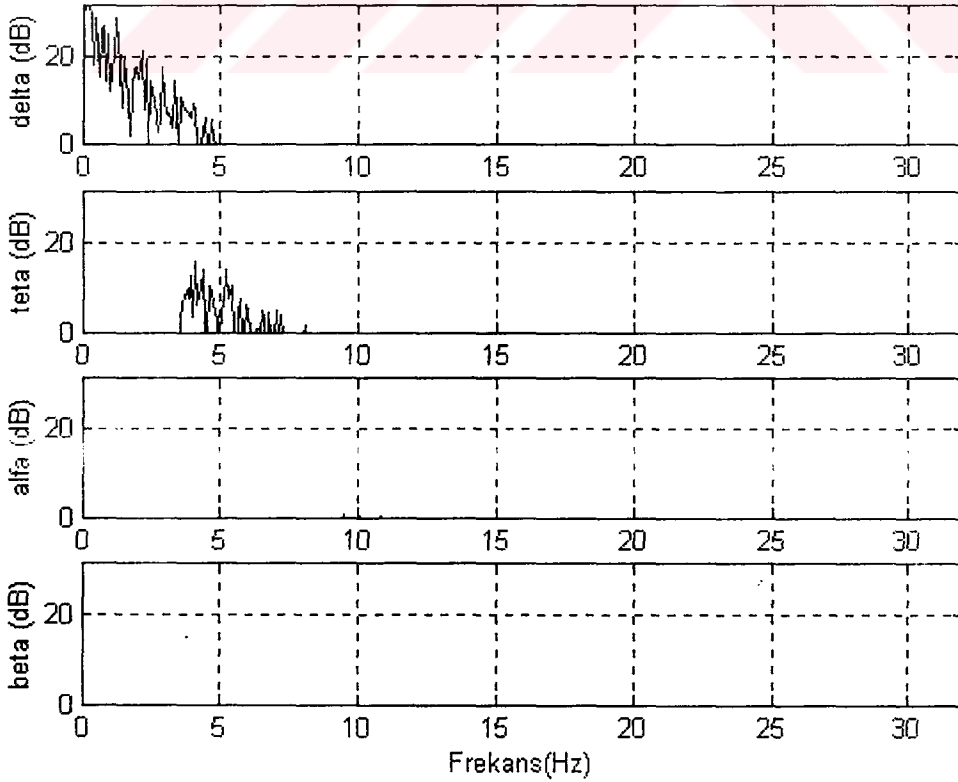


Şekil 80. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyku bölütleri olduğundan beta ve alfa yok olmaktadır.

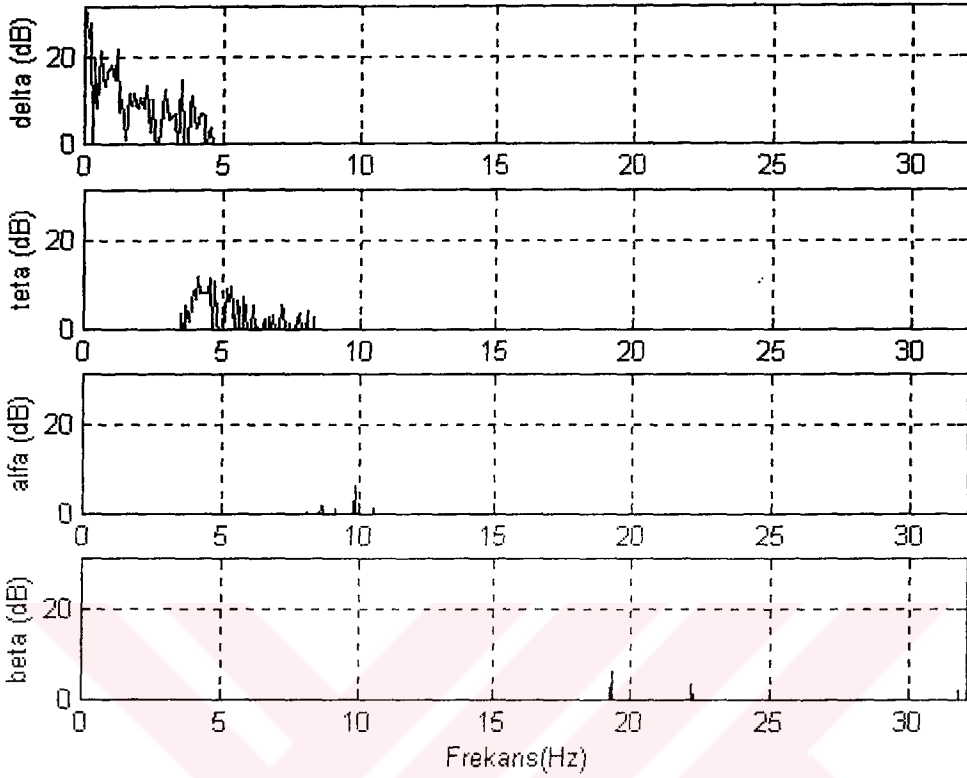


Şekil 81. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

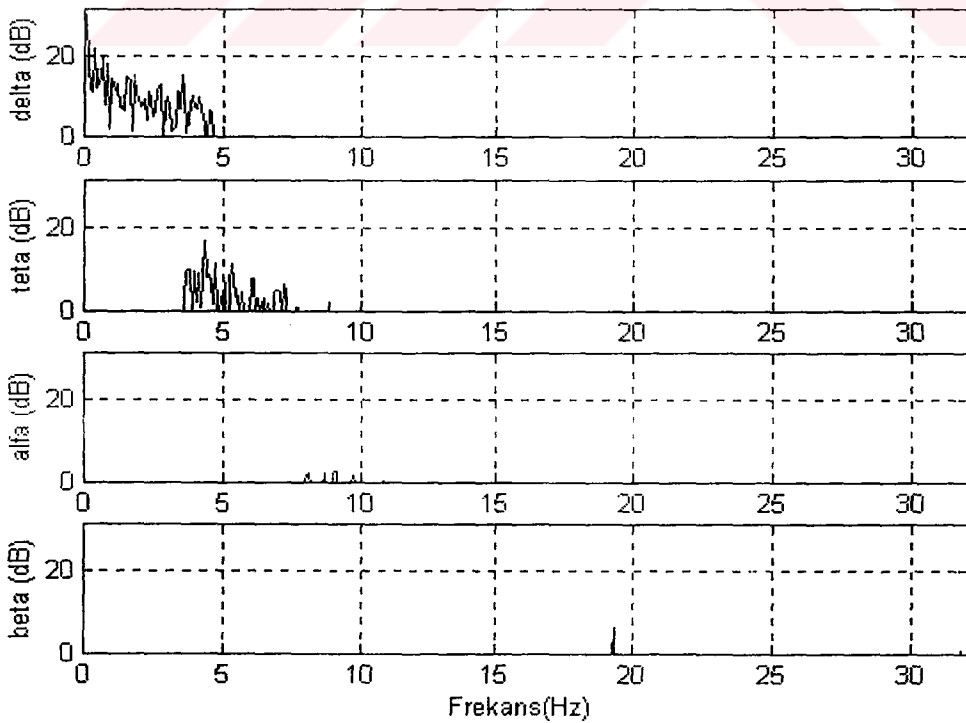


Şekil 82. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyku bölütleri olduğundan beta ve alfa yok olmaktadır.



Şekil 83. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu



Şekil 84. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu

Yukarıdaki şekiller uyku bölütleri olduğundan beta ve alfa yok olmaktadır.

Bu da denek'in uyku durumunu göstermektedir.

Şekil 55-64'te görüldüğü gibi uyanıklık bölütleri karışık frekanslı, alfa ve beta belirgindir. Şekil 65-74'te uyuklamaya geçişte alfa devam etmekle beraber yavaşlama göstermektedir. Şekil 75-84'te ise uykuda, alfa ve beta dalgaları kaybolmakta delta ve teta dalgaları belirginleşmektedir.

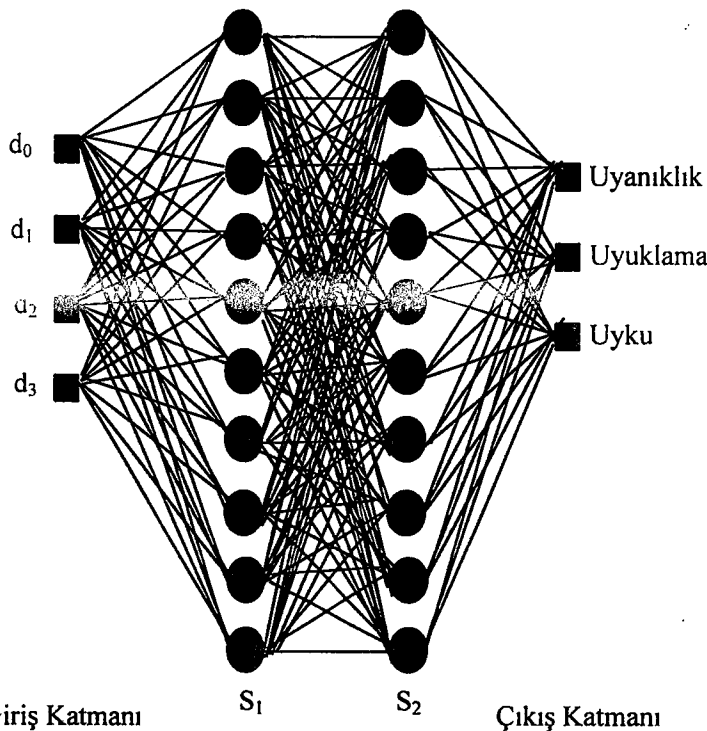
Yapay sinir ağları, önceden tahmin, örnek değerlendirme ve gruplama işlemlerinde etkilidir. Aynı işlemleri klasik bir bilgisayar programı ile yapmak mümkündür. İşte bu özelliğinden hareketle yüzlerce bölüt arasından seçilen EEG işaretleri dalgacık dönüşümüyle üç ana gruba ayrıldıktan sonra, yapay sinir ağları yöntemiyle eğitilecektir. Hazırlanan yapay sinir ağları programına, rasgele EEG işaretleri uygulanarak test edilecek, bu işaretlerin hangi evreye ait olduğu bilgisayar ortamında daha az hatayla kestirilecektir.

### 4.3. Dalgacık Dönüşümü Uygulanmış EEG Verilerine YSA Uygulanması

#### 4.3.1. Çalışmada Kullanılan Çok Katmanlı YSA Modeli

Dalgacık dönüşümü sonrası elde edilen  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  ve  $\beta$  dalgalarına ilişkin sonuçlar yapay sinir ağı programını eğitmek üzere giriş verileri olarak kullanılmıştır.

Bu çalışmada kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağı yapısı, şekil 85'te gösterilmiştir.



Dalgacık dönüşüm yöntemiyle frekans bantlarına ayrılan uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütleri, yapay sinir ağları yöntemi ile eğitilmiş ve büyük bir başarı oranıyla işaretleri tanıdığı görülmüştür.

Eğitim sürecinde, herhangi bir pürüzle karşılaşılmamıştır. Bu da seçilen eğitim parametrelerinin güvenilirliğini göstermektedir.

#### 4.3.2. Çalışmada Kullanılan YSA Programı

YSA programı.

P: Giriş vektörü, T :Hedef vektörü

```
load m1;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u1=P; %uyanıklık
```

```
load m5;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u2=P; %uyanıklık
```

```
load m8;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u3=P; %uyanıklık
```

```
load m10;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u4=P; %uyanıklık
```

```
load m14;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u5=P; %uyanıklık
```

```
load m16;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u6=P; %uyanıklık
```

```
load m17;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u7=P; %uyanıklık
```

```
load m18;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u8=P; %uyanıklık
```

```
load m19;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u9=P; %uyanıklık
```

```
load m20;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
```

```
P=[d0;d1;d2;d3]; u10=P; %uyanıklık
```

```

load m21;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr1=P; %Uyuklama
load m23;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr2=P; %Uyuklama
load m28;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr3=P; %Uyuklama
load m29;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr4=P; %Uyuklama
load m32;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr5=P; %Uyuklama
load m34;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr6=P; %Uyuklama
load m37;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr7=P; %Uyuklama
load m38;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr8=P; %Uyuklama
load m39;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr9=P; %Uyuklama
load m40;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; nr10=P; %Uyuklama

```

```

load m42;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r1=P; %Uyku
load m43;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r2=P; %Uyku
load m46;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r3=P; %Uyku
load m48;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r4=P; %Uyku
load m50;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r5=P; %Uyku
load m53;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r6=P; %Uyku

```

```

= d1 ^ = d2 = d3

```

```

P=[d0;d1;d2;d3]; r7=P; %Uyku
load m57;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r8=P; %Uyku
load m58;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r9=P; %Uyku
load m59;delta=d0;teta=d1;alfa=d2;beta=d3;
P=[d0;d1;d2;d3]; r10=P; %Uyku

P=[u1 u2 u3 u4 u5 u6 u7 u8 u9 u10 nr1 nr2 nr3 nr4 nr5 nr6 nr7 nr8 nr9 nr10
    r1 r2 r3 r4 r5 r6 r7 r8 r9 r10];

T=[1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;1 0 0;
    0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;0 1 0;
    0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1;0 0 1];

T=T';

% BP Ağının Kurulması:

[R,Q]=size(P); % R : giriş sayısı, Q : giriş örnek sayısı
S1=10; % S1= 1. ara katmandaki nöron sayısı
S2=10; % S2= 2. ara katmandaki nöron sayısı
[S3,Q]=size(T); % S3=çıkış katmandaki nöron sayısı

[w1,b1]=nwtan(S1,R);
[w2,b2]=nwtan(S2,S1);
[w3,b3]=nwtan(S3,S2);

% Eğitim Parametreleri

df=100; % tekrar sayısı
sse=0.0005; % minimum hata
mitr=20000; % maksimum iterasyon
lr=0.0005; % öğrenme oranı (0.01,.....,1)

```



```

lr_inc=1.05; % öğrenme oranının artırımı
lr_dec=0.7; % öğrenme oranının azaltımı
mr=0.95; % momentum katsayısı (0...1)
er=1.04; % hata oranı -adaptif lr için gerekli-

```

```
tp=[df, mitr, sse, lr, lr_inc, lr_dec, mr, er];
```

```
%Eğitim Yapılıyor
```

```
[w1, b1, w2, b2, w3, b3, epochs errors]=trainbpx(w1, b1, 'tansig', w2,b2, 'tansig', w3,
b3, 'tansig', P, T, tp);
```

```
save gog.mat w1 b1 w2 b2 w3 b3
```

```
% Test etme
```

```
%load gog.mat;
```

```
%Pt=e;out=simuff(P,w1,b1,'tansig'.w2.b2,'tansig'.w3.b3,'tansig');
```

```
TRAINBPX: 0/20000 epochs. lr = 0.0005, SSE = 49.1433.
```

```
TRAINBPX: 100/20000 epochs, lr = 0.0657506, SSE = 1.18045.
```

```
TRAINBPX: 200/20000 epochs, lr = 0.0721237, SSE = 0.0183014.
```

```
TRAINBPX: 300/20000 epochs, lr = 0.0174923, SSE = 0.00802977.
```

```
TRAINBPX: 400/20000 epochs, lr = 0.00658139, SSE = 0.00529282.
```

```
TRAINBPX: 500/20000 epochs, lr = 0.291411, SSE = 0.00394188.
```

```
TRAINBPX: 600/20000 epochs, lr = 0.0650838, SSE = 0.00356418.
```

```
TRAINBPX: 700/20000 epochs. lr = 0.0129863, SSE = 0.00297267.
```

```
TRAINBPX: 800/20000 epochs, lr = 0.00538685, SSE = 0.0025345.
```

```
TRAINBPX: 900/20000 epochs, lr = 0.242159, SSE = 0.00225278.
```

```
TRAINBPX: 1000/20000 epochs, lr = 0.0343389, SSE = 0.00207848.
```

```
TRAINBPX: 1100/20000 epochs, lr = 0.009641, SSE = 0.00184765.
```

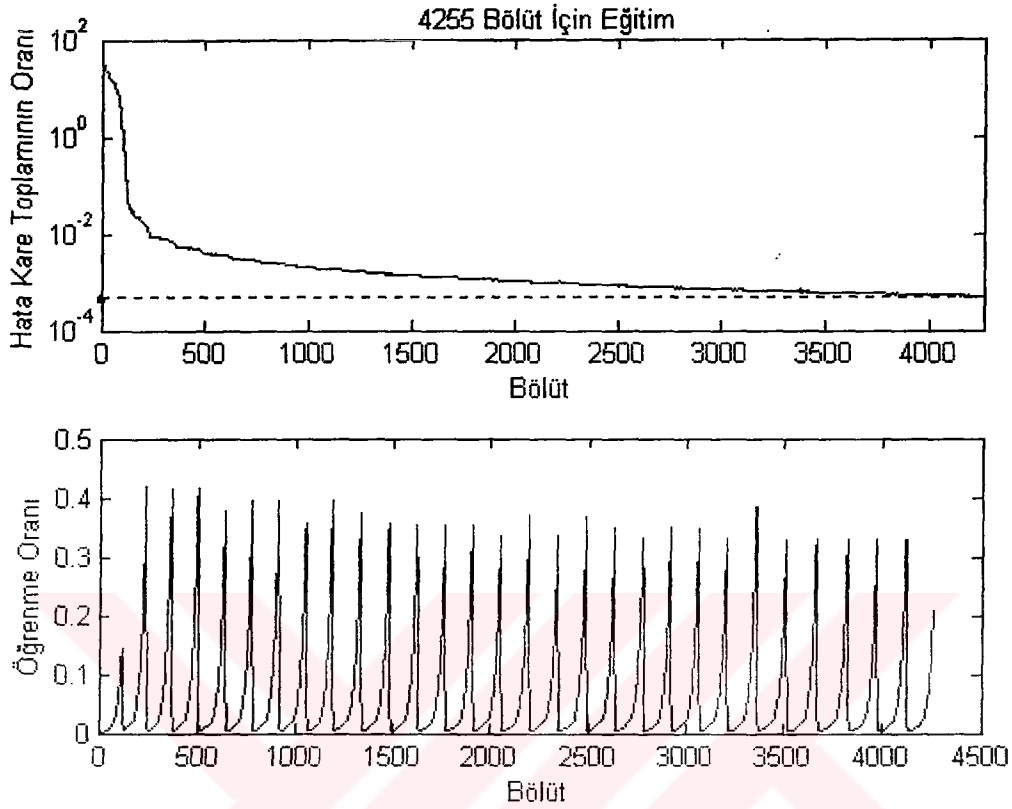
```
TRAINBPX: 1200/20000 epochs, lr = 0.00599879, SSE = 0.00165997.
```

```
TRAINBPX: 1300/20000 epochs, lr = 0.0864766, SSE = 0.0015943.
```

```
TRAINBPX: 1400/20000 epochs, lr = 0.0150000, SSE = 0.00140000.
```

TRAINBPX: 1500/20000 epochs, lr = 0.00461377, SSE = 0.00137335.  
 TRAINBPX: 1600/20000 epochs, lr = 0.162508, SSE = 0.0012836.  
 TRAINBPX: 1700/20000 epochs, lr = 0.0230442, SSE = 0.00122006.  
 TRAINBPX: 1800/20000 epochs, lr = 0.00748971, SSE = 0.00113831.  
 TRAINBPX: 1900/20000 epochs, lr = 0.353525, SSE = 0.00106661.  
 TRAINBPX: 2000/20000 epochs, lr = 0.0356271, SSE = 0.00104621.  
 TRAINBPX: 2100/20000 epochs, lr = 0.00952637, SSE = 0.000986559.  
 TRAINBPX: 2200/20000 epochs, lr = 0.0435224, SSE = 0.000955572.  
 TRAINBPX: 2300/20000 epochs, lr = 0.0499599, SSE = 0.000911325.  
 TRAINBPX: 2400/20000 epochs, lr = 0.0109903, SSE = 0.000867512.  
 TRAINBPX: 2500/20000 epochs, lr = 0.00393817, SSE = 0.000824333.  
 TRAINBPX: 2600/20000 epochs, lr = 0.0851569, SSE = 0.000808099.  
 TRAINBPX: 2700/20000 epochs, lr = 0.0154118, SSE = 0.000778238.  
 TRAINBPX: 2800/20000 epochs, lr = 0.00373784, SSE = 0.000760551.  
 TRAINBPX: 2900/20000 epochs, lr = 0.152408, SSE = 0.000724391.  
 TRAINBPX: 3000/20000 epochs, lr = 0.0216119, SSE = 0.000703596.  
 TRAINBPX: 3100/20000 epochs, lr = 0.00606777, SSE = 0.000686509.  
 TRAINBPX: 3200/20000 epochs, lr = 0.235628, SSE = 0.000653354.  
 TRAINBPX: 3300/20000 epochs, lr = 0.0226151, SSE = 0.000641253.  
 TRAINBPX: 3400/20000 epochs, lr = 0.00735026, SSE = 0.000615306.  
 TRAINBPX: 3500/20000 epochs, lr = 0.212992, SSE = 0.000599633.  
 TRAINBPX: 3600/20000 epochs, lr = 0.0204426, SSE = 0.000588292.  
 TRAINBPX: 3700/20000 epochs, lr = 0.00546616, SSE = 0.000584251.  
 TRAINBPX: 3800/20000 epochs, lr = 0.14367, SSE = 0.000558332.  
 TRAINBPX: 3900/20000 epochs, lr = 0.0184788, SSE = 0.000545414.  
 TRAINBPX: 4000/20000 epochs, lr = 0.00518811, SSE = 0.000534286.  
 TRAINBPX: 4100/20000 epochs, lr = 0.157856, SSE = 0.000519192.  
 TRAINBPX: 4200/20000 epochs, lr = 0.0184157, SSE = 0.000509059.  
 TRAINBPX: 4255/20000 epochs, lr = 0.21118, SSE = 0.000499698.

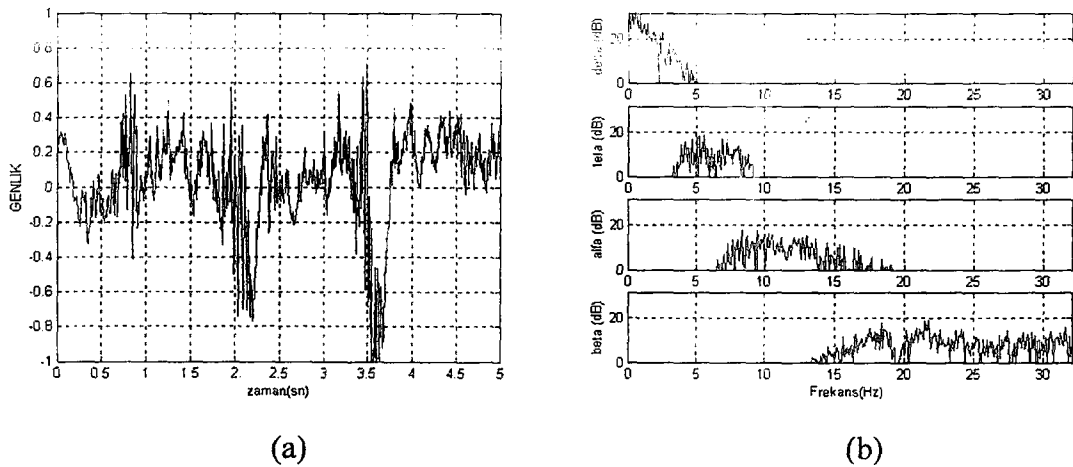
Hata geri yayımlı yapay sinir ağının eğitim sürecindeki öğrenme iterasyonlarına göre sistem hatasının değişimi Şekil 86’te gösterilmiştir. Ağın eğitimi süresince herhangi bir kararsızlık ve pürüz olmamıştır.

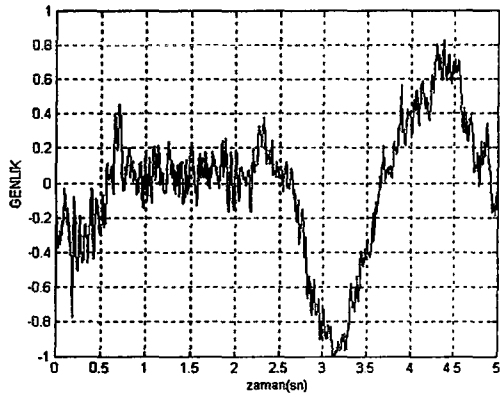


Şekil 86. 4255 bölüt için hata karelerinin ve öğrenme oranının değişim grafiği.

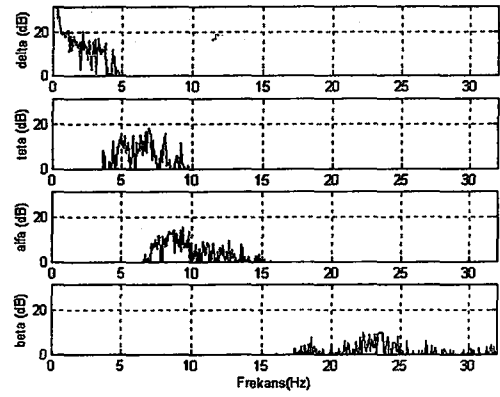
#### 4.3.3. Rasgele Sinyallerin YSA Programıyla Test Edilmesi

YSA programına eğitim yaptırdıktan sonra yüzlerce EEG bölütü teste tabi tutulmuş ve düşük bir hata oranıyla bu bölütleri tespit etmiştir. Aşağıda Şekil 87-96'te test edilen yüzlerce EEG bölütlerinden bazıları örnek olarak frekans spektrumlarıyla birlikte verilmiştir.



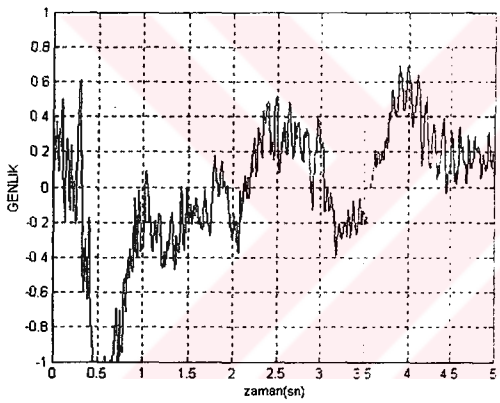


(a)

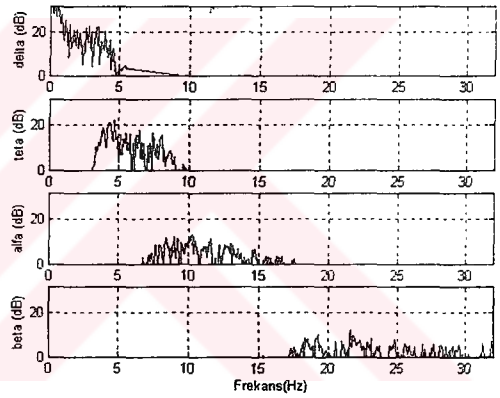


(b)

Şekil 88. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

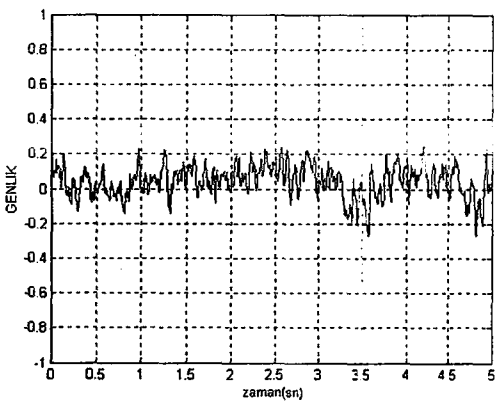


(a)

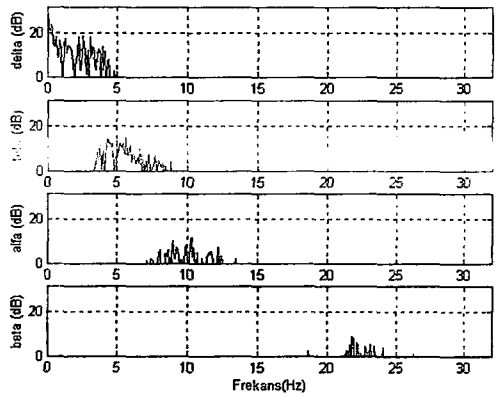


(b)

Şekil 89. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

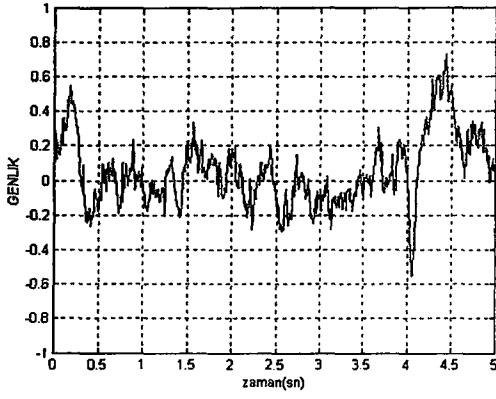


(a)

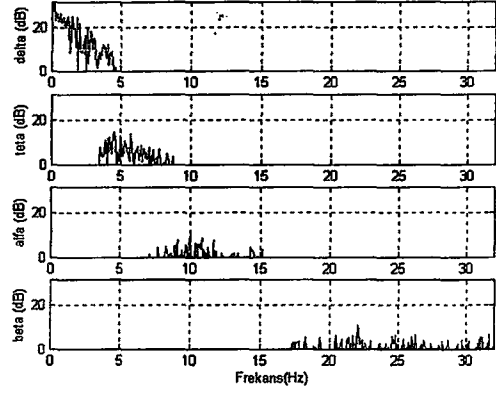


(b)

Şekil 90. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

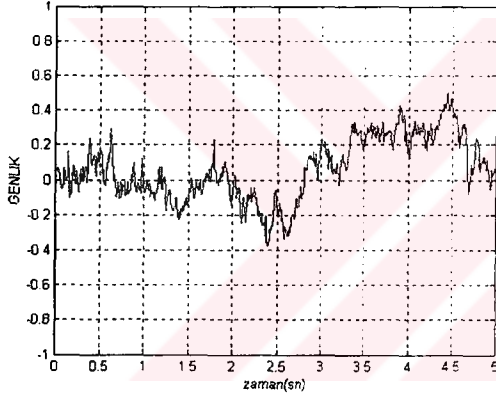


(a)

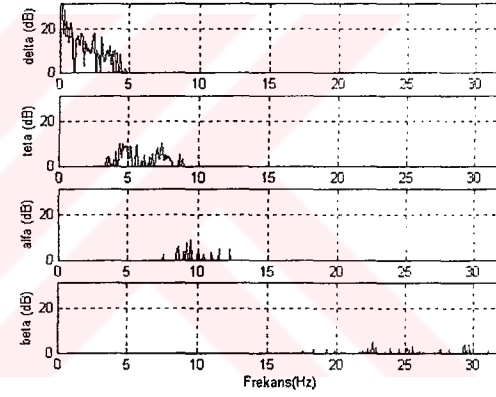


(b)

Şekil 91. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

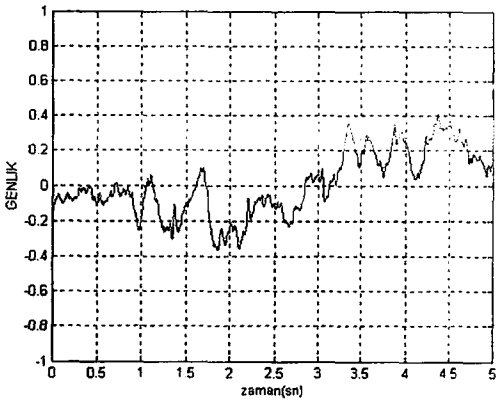


(a)

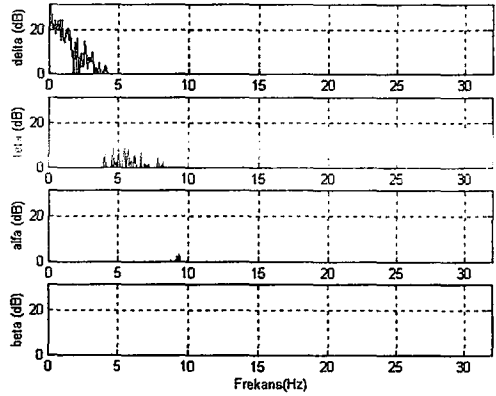


(b)

Şekil 92. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

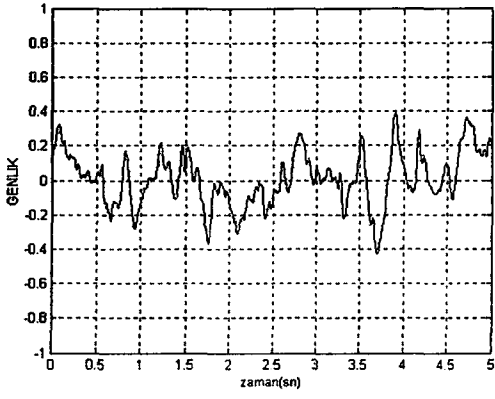


(a)

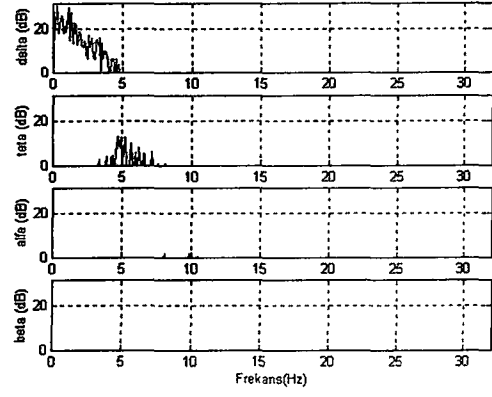


(b)

Şekil 93. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

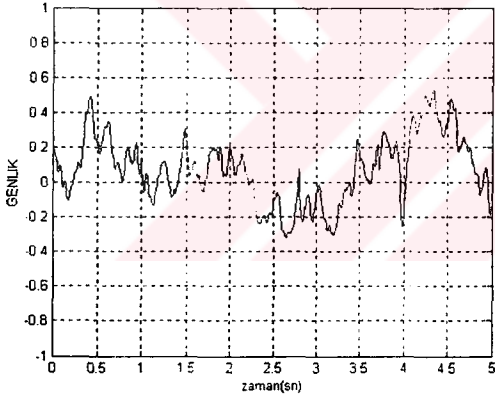


(a)

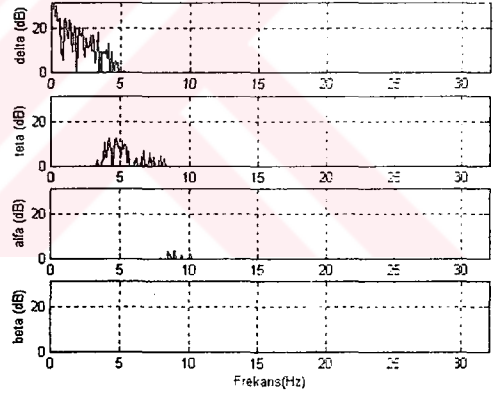


(b)

Şekil 94. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

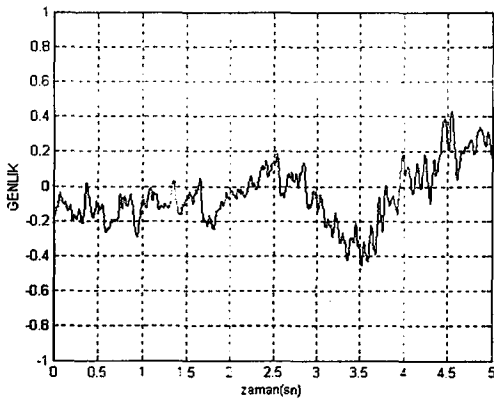


(a)

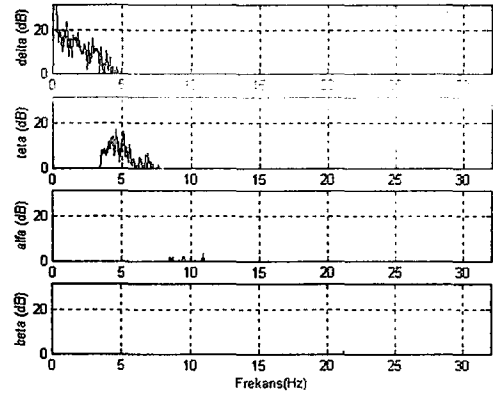


(b)

Şekil 95. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu



(a)



(b)

Şekil 96. (a). EEG bölütü, (b). Spektrumu

Şekil 87-96'te görüldüğü gibi rasgele beyin sinyalleri yapay sinir ağı programıyla test edilmiştir. Şekillerin (a) şıkında uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütleri verilmiştir. Bu bölütlerin güç yoğunluk spektrumları ise (b) şıkında verilmiştir. Sinyallerin hangi evreye ait olduğunu (a) şıkından anlamak oldukça güçtür ve uzmanlık gerektirir. Ancak bu bilgilerin (b) şıkından okunması oldukça basittir. Bilinmesi gereken yalnızca uyanıklık, uyuklama ve uyku bölütlerinin hangi frekans bantlarını içerdiğidir. Bu bilgilerle dalgacık dönüşümü alınmış, EEG işaretlerini yorumlamak oldukça kolaylaşmıştır. YSA programı hazırlanmasının nedeni ise EEG işaretlerinin hangi evreye ait olduğunu bilgisayar yardımıyla kolaylıkla tespit etmektir.

YSA programına uygulanmış ve aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir(Tablo 1).

Test Sinyalleri	Uyanıklık %	Uyuklama %	Uyku %
S1	13	99	-
S2	1	99	56
S3	-	27	99
S4	37	99	-
S5	3	50	98
S6	18	98	62
S7	-	99	3
S8	62	98	3
S9	-	99	-
S10	-	99	30
S11	28	99	-
S12	96	-	6
S13	-	99	7
S14	37	99	-
S15	-	33	99
S16	99	-	-
S17	27	99	-
S18	1	99	7
S19	-	99	-
S20	27	99	-
S21	-	-	99
S22	3	99	-
S23	-	0	99
S24	14	99	-
S25	20	99	-
S26	93	52	18
S27	-	41	99
S28	-	-	99
S29	-	32	99
S30	-	99	29

**Tablo 1:** Rasgele uygulanan EEG bölütlerinin test sonuçları

Yukarıda Tablo 1'de görüldüğü gibi yapay sinir ağına uygulanmış EEG sinyalleri test edilmiş ve uyanıklık, uyuklama ve uyku oranları yüzde olarak hanelere yazılmıştır. Denekten alınan beyin işaretiyle uyanıklık, uyuklama ve uyku zamanları bu metotla büyük bir başarı oranıyla kestirilebilmektedir. S21'de görüldüğü gibi uyanıklık ve uyuklama hanelerine yüzde oranları yansımamıştır. Bunun nedeni alınan test sinyalinin eğitim esnasında kullanılmasıdır.



## 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmadaki amacımız, beyin sinyallerini kullanarak, uyanıklık, uyuklama ve uykunun karakteristiğini çıkarmak ve bu karakteristiklerden yola çıkarak denekten alınan EEG işaretleriyle bu evreleri tespit eden bir program gerçekleştirmektir.

Uyku, yemek yemek, su içmek ve nefes almak gibi organizma için vazgeçilmez bir zorunluluktur. Aç ve susuz yaşamak nasıl mümkün değilse, uyumadan da yaşamak mümkün değildir. Uyuklama ise uykuya geçişin habercisidir. İnsanoğlu ömrünün yaklaşık üçte birini uykuda geçirmekte ve uyku bu yönüyle yaşam için vazgeçilmez bir ihtiyaç olmaktadır. Uyuklama, uyanıklık ile uyku arasındaki geçiş dönemi sayıldığından, bu ara dönemde insanoğlunun metabolizması gevşemekte ve uykuya zemin hazırlanmaktadır. Uyuklamanın uyanıklık ile uyku arasında köprü vazifesi görmesi bu olayın daha hassas incelemesini gerektirir.

Beynimiz yapısı ve fonksiyonları itibarıyla vücudun en karmaşık organlarından birisidir. Bu nedenle, beyinde meydana gelen biyoelektriksel aktiviteler, bunların yapısal özellikleri, düşünmenin beyinde nasıl meydana geldiği ve beyinin haritalanması gibi konular günümüzde bilimsel çalışmaların üzerinde en çok yoğunlaştığı konuların başında gelmektedir. Beynin yapısal ve fonksiyonel olaylarını tespit etmek için çok çeşitli cihazlar kullanılmaktadır. Bu cihazlar; Manyetik Rezonans, Beyin Tomografisi ve Elektroansefalografidir. Bu çalışmada uyanıklık, uyuklama ve uyku esnasında beyin tepkisi, EEG işaretleriyle kestirilmeye çalışılmıştır.

Günümüzde işaret işleme teknikleri, modern bilgisayarların ve yeni tekniklerin kullanılmasıyla birlikte, bir çok bilimsel disiplinde etkin olarak kullanılmaktadır.

Dalgacıklar, eldeki bilgi veya işareti değişik frekans bileşenlerine ayıran ve daha sonra her bir bileşeni, ölçeğine uygun bir çözünürlükle inceleyen matematiksel fonksiyonlardır. Matematikçiler, dalgacık dönüşümünü, Fourier dönüşümünün yetersiz kaldığı durumları inceleyebilmek için geliştirmişlerdir. Fourier analizi daha çok durağan olan işaretlerin incelenmesinde kullanılırken dalgacık dönüşümü, durağan olmayan işaretlerin incelenmesi için çok elverişlidir. Fourier analizi yalnızca frekans domeninde işaret hakkında bilgi



inceleyebilmek mümkündür. Bundan dolayı, dalgacık analizi, mesela, işaretlerin süreksizlik ve keskin sıçramalar içerdiği fiziki durumlarda geleneksel Fourier yöntemlerine göre oldukça avantajlı bir yöntemdir. Bu çalışmada bahsedilen modern metodun kullanılmasının nedeni ise EEG sinyallerinin durağan olmamasıyla birlikte, uyanıklık, uyuklama ve uyku esnasında sivri ve ani değişiklikler göstermesindedir.

Yapay sinir ağları, verilerden hareketle, bilinmeyen ilişkileri akıllıca hemen ortaya çıkarabilmektedir. Bu özellikleri, uygulama açısından son derece önemlidir. Ayrıca veri toplama için bir ön sorgulama ya da açıklama gerekmemektedir ve çözüm olarak genelleştirilebilmektedirler. Bir örnekten hareketle, diğer örneklerdeki benzerlikleri doğru olarak anlayabilirler. Genelleştirme yapılabilmesi, bu bakımdan en önemli özelliklerindedir. Lineer olmayan yapıdadırlar. Bu özellikleri nedeni ile daha karmaşık problemleri lineer tekniklerden daha doğru çözebilmekte ve bağımsız işlemleri aynı anda çok hızlı yürütebilmektedirler. YSA'ların tercih edilmesinin nedeni, bu önemli özelliklerindedir.

Yukarıda değindiğimiz modern işaret işleme tekniklerinden olan dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağı modellemesi son yıllarda avantajları itibariyle ilgi konusu olmuş ve bir çok alanda kullanılan metotların yerini almıştır.

Çalışmamızdaki EEG sinyalleri 7 saatlik kayıtlarla, sayısal işaretler 20 dakikalık bloklar halinde bilgisayara aktarılmış ve 5 saniyelik bölütlere ayrıştırılmıştır. Dalgacık dönüşüm yöntemiyle bu bölütlere, delta, teta, alfa ve beta gibi dört alt frekans bandına ayrıştırılmıştır. Bu sayede uyanıklık, uyuklama ve uyku karakteristiği gösteren bölütlere tespit edilmiş ve yapay sinir ağları yöntemiyle eğitim yapılmıştır. Daha sonra yüzlerce bölüt YSA programıyla test edilmiş ve uyuklama bölütlere bu yöntemle düşük bir hata oranıyla sezilmiştir.

Sonuç olarak bu çalışma, ileride yapılacak olan tıbbi çalışmalara kaynak oluşturacağı gibi uyuklamanın tespitine de farklı bir bakış açısı kazandırdığından önemlidir.

## 6. KAYNAKLAR

- [1] AKIN M., KIYMIK M.K., ARSERİM M.A., TÜRKÖĞLU İ., Separation of Brain Signals Using FFT and Neural Networks, Biyomut 2000, Istanbul, Turkey.
- [2] ZURADA M.J., Introduction to Artificial Neural Systems, New York. West Publishing Company, 1992.
- [3] COOPER R., OSSELTON J.W., EEG Technology, Butterworth and Co., 1969.
- [4] AKIN M.. Uyarılmış Beyin Potansiyellerinin Spektral Analiz Yöntemleri İle İncelenmesi, Doktora tezi, E.Ü., 1995.
- [5] MISITI M.. MISITI Y., OPPENHEIM G.. POGGI J.M.. Wavelet Toolbox Users Guide. COPYRIGHT by The MathWorks. Inc., 1996-1997.
- [6] SHIMADA T.,SHIINA T., Detection of Characteristic Waves of Sleep EEG by Neural Network Analysis, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume: 47 Issue: 3, Page(s): 369-379., March 2000.
- [7] HAZARIKA, N., Classification of EEG signals using the wavelet transform, Signal Processing [H. W. Wilson - AST], Vol.59, ISS: 1, pg: 61., May 1997.
- [8] MEHTA S.V., KOSER R. W., VENZIALE P.J., Wavelet analysis as a potential tool for seizure detection, Time - Frequency and Time – Scale Analysis, Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on, 1994, Page(s): 584-587.. 1994.
- [9] REUTER M., Analysing epileptic events online by neural nets, special preprocessing methods included, Intelligent Control and Automation, 2000. Proceedings of the 3rd World Congress on, Volume: 2, Page(s): 919-924., 2000.
- [10] GEVA A.B., KEREM D.H., Forecasting generalized epileptic seizures from the EEG signals by wavelet analysis and dynamic unsupervised fuzzy clustering, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume: 47, Page(s): 1000-1006, October 2000.

- [11] GRÖZINGER M., WOLF C., UHL T., SCAFFNER C., RÖSCHKE J., Online detection of REM sleep based on teh comprehensive eveluation of short adjacent EEG segments by artificial neural networks, *Neuro-psycopharmacol. and Biol. Psychat.*, Vol. 21, pp: 951-963, 1997
- [12] GUILLEMINAULT C., POYARES D., ABAT F., PALOMBINI L., Sleep and wakefulness in somnambulism, A spectral analysis study, *journal of psychosomatic research*, ELSEVIER, November 2000.
- [13] GENNARO D.L., FERRARA M., BERTINI M., The boundary between wakefulness and sleep: Quantitative electroencephalografic changes during the sleep onset period, *Neuroscience*, Vol. 107, No.1 pp: 1-11, 2001.
- [14] SIAPAS AG., WILSON MA., Coordinated Interaction between Hippocampal Ripples and Cortical Spindles During Slow-Wave Sleep, *Neuran*, Vol.21. 1998.
- [15] SCOTT D., Dynamic Topography of Individual Sleep Spindles, [http://darkwing uerogon edu/~smdoran/research/spindle/spinintro.html](http://darkwing.uerogon.edu/~smdoran/research/spindle/spinintro.html).
- [16] KAYNAK H., (<http://www.tsrs.org.tr/2003bilmek.htm>)
- [17] YAZGAN E., KORÜREK M., *Tıp Elektronikü, İTÜ*, 1996
- [18] GELİR E., ARDIÇ S., *İnsan Uyku Evrelerinin Standart Terminoloji, Yöntem ve Skorlama El Kitabı*, 2000.
- [19] PAGER W., *The Sleep Cycle*, <http://bisleep.medsch.ucla.edu/sleepsyllabus/>
- [ 20 ] İSTEFANOPULAS Y., “Biyomedikal sinyal işleme teknikleri: Spektral analiz, sayısal filtreleme, dalgacık dönüşümü”, *Tübitak Beyin Dinamiği Multidisipliner Çalışma Gurubu Ders Notları, Bölüm I, sayfa 1-16, Temmuz 1999.*

- [21] SHENG Y., "Wavelet Transforms" in the transforms and applications handbook. Ed. by Povlarikas, A.D., pp. 747- 827, Boca Raton, F1(USA) CRC Press, 1996.
- [22] PRESS W.H. et al., "Numerical Recipes in C, ch. 13-10 -Wavelet Transforms", pp. 91-607, Cambridge University Press, 1988.
- [23] MALLAT S.G., "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation", IEEE Trans.on Pattern Analysis on Machine Intelligence, vol. 11, no. 7, pp. 674-693, 1989.
- [24] WAGNER R.L., CHEW W.C., "A study of wavelets for the solution of electromagnetic integral equations", IEEE Trans. on Antennas and Propagation, vol. 43, no. 8, pp. 802-810, 1995.
- [25] GUAN N., YASHIRO K., OHKAWA S., "Wavelet matrix transform approach for electromagnetic scattering from an array of metal strips", IEICE Trans. on Electron, vol. E82-C, no. 7, pp. 1273-1279, July 1999.
- [26] SARKAR T.K., SU C., et al., "A Tutorial on Wavelets from an Electrical Engineering Perspective, Part I: Discrete Wavelet Techniques", IEEE Trans.on Antennas and Propagation Mag., vol. 40, no. 5, pp. 49-69, October 1998.
- [27] WANG C.F., "A hybrid wavelet expansion and boundary element analysis of electromagnetic scattering from conducting objects", IEEE Trans.on Antennas and Propagation, vol . 43, pp. 170-178, February 1995.
- [28] XIANG Z.G. and LU Y.L., "An effective wavelet matrix transform approach for efficient solutions of electromagnetic integral equations", IEEE Trans.on Antennas and Propagation, vol. 45, pp. 1205-1213, August 1997.
- [29] DAUBECHIES I., "Ten Lectures on wavelets", Philadelphia, 1992.
- [30] GUAN N., YASHIRO K., "On a choice of wavelet basis in the wavelet transform approach for efficient solutions of electromagnetic integral equations", IEEE Trans. on Antennas and Propagation, vol. 48, no. 1, pp. 100-108, 2000.

- [31] KURT M.B., Dalgacık dönüşümünün üç boyutlu EM saçılım problemlerinde kullanılması, Doktora tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ekim 2002.
- [32] HALICI U., Yapay sinir ağları, Beyin dinamiği multidisipliner lisans üstü yaz okulu ders notları, Diyarbakır, Temmuz 1999.
- [33] POLIKAR R., Multiresolution analyses: The Discrete Wavelet Transform, <http://www.public.iastate.edu/~rpolikar/WAVELETS/WTPART4.HTML>.



## ŞEKİLLER TABLOSU

Şekil 1. Beyinin aktif bölgeleri. (a). Uykuda, (b). Uyanıkken, (c). Uykusuzken.....	8
Şekil 2. Beyinden uyku skorlaması için alınan EEG kaydı.....	8
Şekil 3. 5 saniyelik EEG bölütü.....	9
Şekil 4. EEG işaretinin delte, teta, alfa ve beta bantları.....	10
Şekil 5. $x[n]$ işaretinin filtrelerle bir düzeylik dönüşüm katsayılarının elde edilmesi.....	17
Şekil 6. $x[n]$ işaretinin filtrelerle çok düzeyli ayrıştırılması.....	18
Şekil 7. Tipik bir nöron.....	23
Şekil 8. Uyarının akson boyunca ilerlemesi.....	25
Şekil 9. Yapay nöron.....	26
Şekil 10. Bazı nöron çıkış fonksiyonları a) eşik fonksiyonu, b) yokuş fonksiyonu, c) sigmoid fonksiyonu, d) Gauss fonksiyonu.....	28
Şekil 11. Genel işlem elemanının yapısı.....	30
Şekil 12. Komşu hücrelerin merkez hücreye etkisi.....	31
Şekil 13. Tetikleyici ve yasaklanan girişlere sahip bir işlem elemanı.....	31
Şekil 14. Çok katmanlı ve ileri beslemeli ağ.....	32
Şekil 15. Katmansız ve geri beslemeli ağ.....	32
Şekil 16. Eşik fonksiyonları. (a) lineer. (b) rampa, (c) basamak (d) sigmoid.....	34
Şekil 17. Perseptron.....	36
Şekil 18. Perseptron tarafından belirlenen hiper giriş uzayı.....	37
Şekil 19. Perseptron yakınsaması.....	39
Şekil 20. (a) üst üste dağılım (b) doğrusal ayrılmaz dağılım.....	39
Şekil 21. Tek veya çok katmanlı perseptron tarafından oluşturulabilen karar bölgeleri.....	40
Şekil 22. Geri yayılım algoritması için nöron çıkış fonksiyonu.....	40
Şekil 23. Çok katmanlı ağ.....	41
Şekil 24. EEG uyanıklık bölütü.....	46
Şekil 25. EEG uyanıklık bölütü.....	46
Şekil 26. EEG uyanıklık bölütü.....	47
Şekil 27. EEG uyanıklık bölütü.....	47
Şekil 28. EEG uyanıklık bölütü.....	48
Şekil 29. EEG uyanıklık bölütü.....	48
Şekil 30.: EEG uyanıklık bölütü.....	49

Şekil 32. EEG uyanıklık bölütü.....	50
Şekil 33. EEG uyanıklık bölütü.....	50
Şekil 34. EEG uyuklama bölütü.....	51
Şekil 35. EEG uyuklama bölütü.....	51
Şekil 36.: EEG uyuklama bölütü.....	52
Şekil 37. EEG uyuklama bölütü.....	52
Şekil 38. EEG uyuklama bölütü.....	53
Şekil 39. EEG uyuklama bölütü.....	53
Şekil 40. EEG uyuklama bölütü.....	54
Şekil 41. EEG uyuklama bölütü.....	54
Şekil 42. EEG uyuklama bölütü.....	55
Şekil 43. EEG uyuklama bölütü.....	55
Şekil 44. EEG uyku bölütü.....	56
Şekil 45. EEG uyku bölütü.....	56
Şekil 46. EEG uyku bölütü.....	57
Şekil 47. EEG uyku bölütü.....	57
Şekil 48. EEG uyku bölütü.....	58
Şekil 49. EEG uyku bölütü.....	58
Şekil 50. EEG uyku bölütü.....	59
Şekil 51. EEG uyku bölütü.....	59
Şekil 52. EEG uyku bölütü.....	60
Şekil 53. EEG uyku bölütü.....	60
Şekil 54. Dalgacık ayrıştırma ağacı.....	62
Şekil 55. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	65
Şekil 56. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	65
Şekil 57. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	66
Şekil 58. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	66
Şekil 59. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	67
Şekil 60. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	67
Şekil 61. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	68
Şekil 62. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	68
Şekil 63. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	69
Şekil 64. EEG uyanıklık bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	69

Şekil 66. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	70
Şekil 67. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	71
Şekil 68. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	71
Şekil 69. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	72
Şekil 70. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	72
Şekil 71. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	73
Şekil 72. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	73
Şekil 73. EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	74
Şekil 74. SG 20: EEG uyuklama bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	74
Şekil 75. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	75
Şekil 76. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	75
Şekil 77. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	76
Şekil 78. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	76
Şekil 79. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	77
Şekil 80. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	77
Şekil 81. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	78
Şekil 82. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	78
Şekil 83. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	79
Şekil 84. EEG uyku bölütünün güç yoğunluk spektrumu.....	79
Şekil 85. Çalışmada kullanılan çok katmanlı YSA modeli.....	81
Şekil 86. 4255 bölüt için hata karelerinin ve öğrenme oranının değişim grafiği.....	85
Şekil 87. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	85
Şekil 88. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	86
Şekil 89. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	86
Şekil 90. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	87
Şekil 91. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	87
Şekil 92. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	88
Şekil 93 (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	88
Şekil 94. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	89
Şekil 95. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	89
Şekil 96. (a).EEG bölütü (b). Spektrumu.....	90



## YAZARIN ÖZGEÇMİŐİ

Muhittin BAYRAM, 1969 yılında Diyarbakır'ın Lice ilçesinin Esenli köyünde doğdu. İlk ve Orta öğrenimini Diyarbakır'da tamamladıktan sonra, Gaziantep Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliđi Bölümü'nü kazandı. 1995 yılında bu bölümden mezun olarak Elektrik Elektronik Mühendisliđi diplomasını aldı.

Mezuniyetten sonra, 1996'da askere gitti. 1998'de ise Dicle Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliđi Bölümü'nde, Araştırma Görevlisi olarak göreve başladı. Halen bu bölümde Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.

