

**T.C.
DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**UYANIKLIK SEVİYESİNİN KESTİRİMİNİN DSP
TABANLI OLARAK GERÇEKLEŞTİRİLMESİ**

Hüseyin ACAR

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**DIYARBAKIR
HAZİRAN 2010**

**T.C.
DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**UYANIKLIK SEVİYESİNİN KESTİRİMİNİN DSP
TABANLI OLARAK GERÇEKLEŞTİRİLMESİ**

Hüseyin ACAR

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN: Prof. Dr. Mehmet AKIN

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**DİYARBAKIR
HAZİRAN 2010**

T.C
DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ
DIYARBAKIR

Hüseyin ACAR tarafından yapılan bu çalışma, jürimiz tarafından Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesinin

Ünvanı Adı Soyadı

Başkan : Prof.Dr. Mehmet AKIN

Üye : Yrd.Doç.Dr. M. Sıraç ÖZERDEM

Üye : Yrd.Doç.Dr. Z. Fuat TOPRAK

Yukarıdaki bilgilerin doğruluğunu onaylarım.

...../...../.....

.....

ENSTİTÜ MÜDÜRÜ

(MÜHÜR)

ÖZET

Günlük aktivitelerin devam ettirilebilmesi için, her gün belirli bir süre uyuması gerekmektedir. İnsan, ömrünün yaklaşık üçte birini uykuda geçirmekte ve uyku bu yönüyle yaşam için vazgeçilmez bir ihtiyaç olmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, insanların uyku-uyanıklık seviyesinin DSP tabanlı olarak beyinden elde edilen elektriksel işaretlerden tespit edilmesidir.

Bu amaç doğrultusunda, sağlıklı 8 kişiden alınan EEG işaretleri 5'er saniyelik bölütler şeklinde uzman hekim yardımıyla uyanık, uyuklama ve uyku işaretleri olarak ayrıştırılmıştır. Elde edilen bu EEG bölütlerine Ayrık Dalgacık Dönüşümü uygulanarak bunlara ait dalgacık katsayıları (öznitelik vektörleri) elde edilmiştir. Daha sonra öznitelik vektörlerinin boyutları istatistiksel işlemler uygulanarak küçültülmüş ve çok katmanlı sinir ağının giriş öznitelik vektörleri olarak kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi, tasarlanan Simulink modelinin TMS320C6713 DSK üzerinde çalıştırılması ile deneysel olarak yapılmıştır.

Önerilen modelin toplam sınıflama doğruluğu, uyanıklık seviyesinin sınıflandırılmasında geliştirilen modelin kullanılabileceğini göstermiştir.

Anahtar kelimeler: EEG, Dalgacık Dönüşümü, Yapay Sinir Ağları, Kestirim, TMS320C6713 DSK.

ABSTRACT

To keep on the daily activities, human being need to sleep a certain time everyday. Human spend about one third of his life in sleep and so that sleep is indispensable necessary for life.

The aim of this study is estimating the sleep-alertness level from electrical signals taken from brain as DSP based.

For this aim, EEG signals taken from 8 healthy subjects were separated as alert, drowsy, and sleep signals in the form of 5 s epochs with the aid of expert doctor. The wavelet coefficients (feature vector) of each EEG signals were obtained by using Discrete Wavelet Transform. Statistical operations were applied to reduce size of feature vectors and obtained vectors were used as input feature vectors of multilayer neural network. The designed Simulink model for classification process was run on TMS320C6713 DSK.

The total classification accuracy of proposed model showed that the developed model can be used in the classification of alertness level.

Keywords: EEG, Wavelet Transform, Artificial Neural Networks, Estimation, TMS320C6713 DSK.

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması boyunca yardımlarını esirgemeyen değerli danışmanım Prof. Dr. Mehmet AKIN'a, teze kattığı değerli fikirlerinden dolayı Uzman Abdulnasır YILDIZ'a ve tezin hazırlanmasındaki yardımlarından dolayı Arş. Gör. Cem KUTLU'ya teşekkür ederim.

Tezin hazırlanması sırasında her konuda fedakarlık gösteren, maddi manevi yardımlarını esirgemeyen eşime, anneme ve babama teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÇİZELGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR	x
1. GİRİŞ	1
1.1. EEG İŞARETİ	2
1.1.1. Elektroansefalogram İşaretlerinin Ölçüm Yöntemi	5
1.1.2. EEG'nin Kullanım Alanları	6
1.2. UYKU	7
1.2.1.Uykunun Evreleri	7
1.2.1.1.NREM uykusu.....	8
1.2.1.2.REM uykusu	9
3. MATERYAL ve METOT.....	12
3.1. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ.....	12
3.1.1.Sürekli Dalgacık Dönüşümü	13
3.1.2.Ayrık Dalgacık Dönüşümü	16
3.1.3.Çok kullanılan ana dalgacık çeşitleri	20
3.2. YAPAY SİNİR AĞLARI	23
3.2.1.Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri.....	28
3.2.2.Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	28
3.2.2.1.YSA' ların yapılarına göre sınıflandırılmaları	29

3.2.2.2.Bazı ağ mimarileri ve öğrenme algoritmaları	31
3.3. MATLAB.....	36
3.3.1.Simulink	36
3.3.2.Real Time Workshop	37
3.4. TMS320C6713 DSP KİTİ	38
3.4.1.Code Composer Studio	41
3.4.2.DSK6713 Kartına Fonksiyonel Bakış.....	43
4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	45
4.1. EEG verisinin toplanması	45
4.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve İstatistiksel işlemler ile EEG'den özellik çıkarma.	49
4.3. EEG Özellik Vektörlerine YSA Uygulanması	62
4.4. EEG Verisinin YSA ile TMS320C6713 DSK Kullanılarak Test Edilmesi	64
5. SONUÇLAR	69
KAYNAKLAR	70
ÖZGEÇMİŞ.....	75

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1. EEG işaretlerinin kapsadıkları frekans bantları	4
Çizelge 4.1. EEG'nin DD ile elde edilen alt bantlarının frekans aralıkları.....	50
Çizelge 4.2.a. Eğitim kümesi uyanık sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar..	59
Çizelge 4.2.b. Eğitim kümesi uyuklama sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar	60
Çizelge 4.2.c. Eğitim kümesi uyku sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar.....	60
Çizelge 4.3.a. Test kümesi uyanık sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar.....	61
Çizelge 4.3.b. Test kümesi uyuklama sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar.	61
Çizelge 4.3.c. Test kümesi uyku sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar.....	62
Çizelge 4.4. Test sonuçları.....	67
Çizelge 4.5. Test sonuçları.....	68

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. 750 örnekten oluşan bir EEG bölütü.....	3
Şekil 1.2. EEG işareti ve alt bantları	4
Şekil 1.3. Uluslararası 10–20 EEG elektrot yerleştirme sistemi.....	6
Şekil 3.1. Kısa Zaman Fourier Dönüşümü için zaman-frekans değişimi	13
Şekil 3.2. Dalgacık dönüşümü için zaman-ölçek değişimi	13
Şekil 3.3. Mexican Hat dalgacığı $b=0$, $a=0.7(--)$, $a=1(-+)$, $a=1.3(-*)$	15
Şekil 3.4. Mexican Hat dalgacığı $b=1$, $a=0.7(--)$, $a=1(-+)$, $a=1.3(-*)$	15
Şekil 3.5. Mexican Hat dalgacığı $b=-1$, $a=0.7(--)$, $a=1(-+)$, $a=1.3(-*)$	16
Şekil 3.6. Dalgacık ağacı.....	18
Şekil 3.7. Meksika şapkası dalgacığı	20
Şekil 3.8. Meyer dalgacığı	21
Şekil 3.9. Haar dalgacık fonksiyonu	21
Şekil 3.10. Daubechies dalgacıkları	22
Şekil 3.11. Miyelinli bir nöron yapısı	24
Şekil 3.12. Biyolojik Nöron	24
Şekil 3.13. Dentrit gösterimi	25
Şekil 3.14. İşaret akış gösterimi	25
Şekil 3.15. Yapay nöron: blok diyagram	26
Şekil 3.16. Yapay nöron: ayrıntılı gösterim	26
Şekil 3.17. YSA'lar için kullanılan eşik fonksiyonları	27
Şekil 3.18. Çok katmanlı ve ileri beslemeli ağ.....	29
Şekil 3.19. Geri beslemeli ağ için blok diyagram	30
Şekil 3.20. Tek Katmanlı YSA	33
Şekil 3.21. Matlab Simulink Real Time Workshop ilişkisi	38
Şekil 3.22. TMS320C6713 DSK kartının üstten görünüşü.....	40
Şekil 3.23. TMS320C6713 DSK kartının haritası	41
Şekil 3.24. CCS Kod Geliştirme Evreleri	43
Şekil 3.25. Simulink ve diğer araçlar yardımıyla C6713 DSK'ya üretilen kodların gömülmesi.....	44
Şekil 3.26. Derleme işleminden sonra CCS'nin görünümü	44

Şekil 4.1. Sınıflandırma için kullanılan sistemin akış diyagramı.....	46
Şekil 4.2. Uyanık duruma ait EEG bölütü.....	46
Şekil 4.3. Uyanık duruma ait EEG bölütü.....	47
Şekil 4.4. Uyuklama durumuna ait EEG bölütü.....	47
Şekil 4.5. Uyuklama durumuna ait EEG bölütü.....	48
Şekil 4.6. Uyku durumuna ait EEG bölütü	48
Şekil 4.7. Uyku durumuna ait EEG bölütü	49
Şekil 4.8. EEG uyanık bölütünün güç spektrum yoğunluğu	50
Şekil 4.9. EEG uyuklama bölütünün güç spektrum yoğunluğu	51
Şekil 4.10. EEG uyku bölütünün güç spektrum yoğunluğu.....	51
Şekil 4.11. EEG işaretinin ADD ile dalgacık katsayılarının elde edilmesi.....	52
Şekil 4.12. ADD bloğuna ait parametrelerin seçimi	53
Şekil 4.13. Bir işaretin dalgacık dönüşümü ile çok seviyeli ayrıştırılması	53
Şekil 4.14. Uyanık EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları	54
Şekil 4.15. Uyuklama EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları	54
Şekil 4.16. Uyku EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları	55
Şekil 4.17. Her bir alt bant için istatistiksel değerlerin hesaplanması	57
Şekil 4.18. cD1 bandına ait istatistiksel değerlerin hesaplanması: modelin ayrıntılı gösterimi.....	58
Şekil 4.19. Boyutu küçültülen EEG işaretlerinin eğitim ve test kümelerine ayrılması	58
Şekil 4.20. EEG işaretlerinden özellik çıkarma için kullanılan model	59
Şekil 4.21. Çalışmada kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı.....	63
Şekil 4.22. Öğrenme iterasyonlarına göre sistem hatasının değişimi	64
Şekil 4.23. Sinir ağının C6713 DSK üzerinde test edilmesi için hazırlanan model...	65
Şekil 4.24. CCS aracılığı ile C6713 DSK'ya üretilen kodların gömülmesi.....	66
Şekil 4.25. Derleme işleminden sonra CCS'de modele ait proje	66

SİMGELER VE KISALTMALAR

EEG	Elektroansefalogram
MR	Manyetik Rezonans
BT	Beyin Tomografisi
DD	Dalgacık Dönüşümü
YSA	Yapay Sinir Ağları
RAS	Retiküler Aktivasyon Sistemi
NREM	non-Rapid Eye Movement
REM	Rapid Eye Movement
KZFD	Kısa Zaman Fourier Dönüşümü
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
DSK	Digital Signal Processing Kit
RTW	Real-Time Workshop
DSP	Digital Signal Processing
CCS	Code Composer Studio
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
ÇKA	Çok Katmanlı Ağ
LM	Levenberg-Marquardt
δ	Delta
θ	Teta
α	Alfa

β	Beta
$\psi(t)$	Dalgacık Fonksiyonu
a	Ölçekleme faktörü
b	Öteleme parametresi
$h(n)$	Alçak geçiren filtre
$g(n)$	Yüksek geçiren filtre
$c_{j,n}$	Yaklaşıklık katsayıları
$d_{j,n}$	Detay katsayıları
F	Aktivasyon Fonksiyonu
p	Nöron giriş sayısı
n	Çıkış sayısı
w	Ağırlık matrisi
E	Entropi

1. GİRİŞ

1950'lere kadar, uykunun pasif olduğu ve günlük hayatın hareketsiz bölümü olarak düşünülmekteydi. Ancak yapılan çalışmalar sonucunda beynin uyku esnasında çok aktif olduğu bilinmektedir. Ayrıca, uyku insanın günlük işlevini ve fiziksel-zihinsel sağlığını birçok yoldan etkilemektedir¹. “Uyku süreci çeşitli evreler içermekte ve bu evrelerin karakterize edilmesinde sinir hücrelerinin oluşturduğu elektriksel aktivitelerinin yapısal bileşimi rol oynamaktadır”².

Hastalıkların teşhisi için yapılan araştırmalarda kullanılan Elektroansefalogram (EEG) işaretleri beynin sinirsel aktivitesi sonucu elde edilen biyoelektrik tabanlı işaretlerdir. Bu işaretler beynin fonksiyonları ve çalışması ile ilgili çok miktarda bilgi içerir².

Beynin yapısal ve fonksiyonel rahatsızlıklarını tespit etmek için Manyetik Rezonans (MR), Beyin Tomografisi (BT) ve Elektroansefalografi (EEG) cihazları kullanılmaktadır. Her ne kadar MR ve BT'nin bulunmasından sonra EEG'nin önemi azalmış gibi görünse de beynin fonksiyonel rahatsızlıkları için EEG cihazı nöroloji kliniklerinde rutin olarak kullanılmaktadır³. Özellikle son yıllarda üretilen EEG cihazlarının kayıt sürelerinin artırılmış olması, hatta bir bilgisayar ile bağlantısının yapılarak sabit diskinde kayıt yapılması, hastanın haftaları bulan uzunluktaki EEG'sinin kayıt altına alınmasına imkan vermektedir.

EEG cihazından elde edilen EEG işaretleri durağan olmayan işaretlerdir. Dalgacık Dönüşümü (DD) metodunun durağan olmayan işaretlerin analizinde kullanımı oldukça yaygındır⁴. DD'nin en önemli avantajı, düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için dar olacak şekilde değişen pencere boyutlarının olmasıdır. Böylece, bütün frekans aralıklarında optimum zaman-frekans çözünürlüğü sağlanabilmektedir^{5,6}.

EEG işaretlerinin spektral analizlerine ek olarak, sınıflandırma problemlerindeki başarılı uygulama yöntemlerinden dolayı yapay zekâ

uygulamalarının bir çeşidi olan yapay sinir ağları (YSA) sıklıkla kullanılan bir sınıflayıcı olmuştur. YSA herhangi bir olay hakkında, doğrusal olsun ya da olmasın, girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi eldeki mevcut örneklerden öğrenir ve daha önce hiç karşılaşmamış olayları, önceki örneklerden çağrışımlar yaparak olaya çözümler üretir. İşte bu özellik YSA'daki zeki davranışın da temelini teşkil eder².

EEG işareti, doğrusal olmayan bir sinyaldir. Bu gibi işaretlerin geleneksel şekil sınıflandırma sistemleri ile sınıflandırılması başarılı olmayabilir. YSA ise bu gibi işaretleri sınıflandırmada başarı gösterebilir. Tıbbi alandaki uygulamalar, YSA'ların şekil sınıflama için uygun olduklarını göstermektedir^{7,8}.

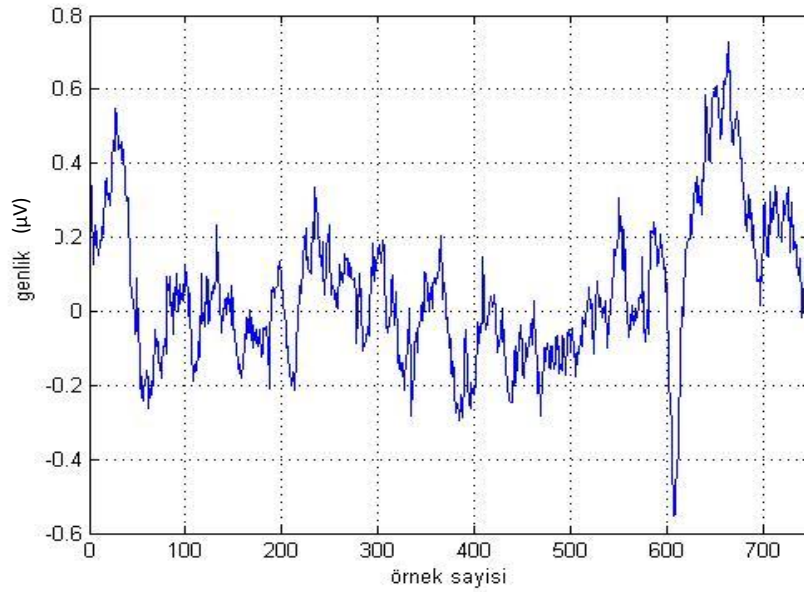
1.1. EEG İŞARETİ

EEG, beyindeki sinir hücreleri tarafından hem uyanıklık, hem de uyku halindeyken üretilen elektriksel faaliyetin kâğıt üzerine beyin dalgaları halinde yazdırılmasıdır. “Beynin elektriksel iletkenliğine bağlı EEG işaretleri, osiloskop tipi bir gözlem aracı ile gözlenebilir veya kayıtçı tipi bir araçla kağıda çizdirilebilir. Kafatası iyi bir iletken olmadığından, EEG aracı olarak kullanılacak bir gözlem aracı yüksek gerilim kazancına sahip olmalıdır”⁹.

EEG'nin tarihsel gelişimi, Caton' un 1875 yılında hayvanlar üzerinde yaptığı deneyler sonucunda beyinde bir takım elektriksel faaliyetlerin var olduğunu bulmasıyla başlamıştır. İlk defa 1929 yılında insan beynindeki elektriksel aktivitenin varlığı, kafaya yerleştirilen elektrotlar ve bunlara bağlı galvanometre yardımıyla Hans Berger tarafından ortaya konulmuştur. Berger, 1930 yılında EEG adı verilen bu dalgaların gözün açılıp kapanmasıyla değiştiğini göstermiştir. 1934'de Adrian ve Matthews, elektrotlarla alınan EEG işaretlerini kuvvetlendirip kaydedilmesini sağladılar. 1939 yılında P.A. Davis, uyanık bir insanın EEG'sinde, sese karşı uyarılan yanıtların ('Evoked Potentials', EP) olduğunu bulmuştur. H.A. Davis ve arkadaşları, uyuyan insanda da aynı olayın meydana geldiğini aynı yıl içinde göstermişlerdir¹⁰.

“EEG işaretlerinin frekans bileşenleri oldukça önemli olduğu gibi, farklı bölgelerden alınan benzer EEG işaretleri arasındaki faz ilişkileri oldukça ilgi çekicidir. Bu tip bilgiler, EEG’nin kaynağının incelenmesinde çok faydalı olup beyin çalışması ile ilgili ilave bilgiler elde edilmesini sağlar”¹¹.

EEG’nin çok karmaşık bir değişim şekli vardır ve yorumlanması zordur (Şekil 1.1). Kafa üzerinden algılanan EEG işaretlerinin genliği tepeden tepeye 1–100 μ V arasında ve frekans bandı 0,5–100 Hz arasında değişmektedir ⁹.

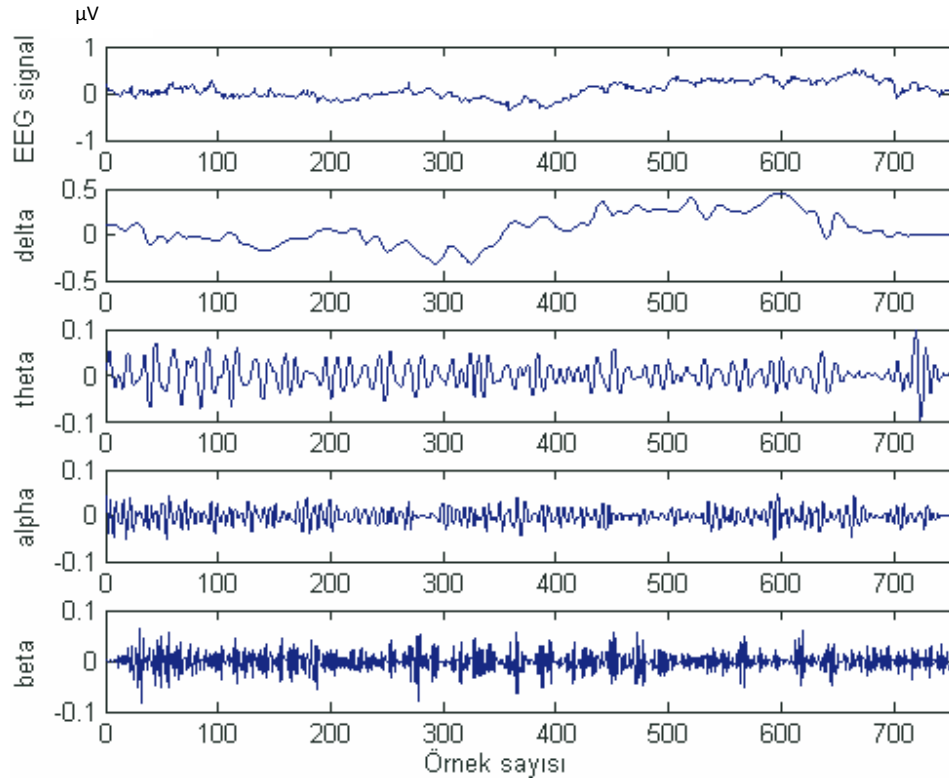


Şekil 1.1. 750 örnekten oluşan bir EEG bölütü

EEG işaretleri periyodik olmadığından genlik, faz ve frekansları sürekli olarak zaman içerisinde değişir. Bu sebeple anlamlı bir veri elde edebilmek için ölçümlerin oldukça uzun bir sürede yapılması gerekir. EEG işaretlerinin ana frekansı ile beyin aktivitesi yakından ilişkilidir. Dolayısıyla aktivite ile frekans birlikte yükselir. EEG işaretlerinin kapsadıkları frekans bantları Çizelge 1.1 ve Şekil 1.2’de verilmiştir.

Çizelge 1.1. EEG işaretlerinin kapsadıkları frekans bantları⁹

Delta (δ)	0,5-3,5 Hz
Teta (θ)	4-7 Hz
Alfa (α)	8-12 Hz
Beta (β)	12-30 Hz



Şekil 1.2. EEG işareti ve alt bantları

EEG işaretleri, beynin fiziksel ve zihinsel aktivitesine göre farklı frekans bandına sahip spektral bileşenler (δ, θ, α ve β) içermektedir.

Delta (δ) Dalgaları: 3,5 Hz' in altındaki beyin dalgalarıdır. Bazı durumlarda 1 Hz'in altına da düşer. Süt çocuklarında ve ağır organik beyin hastalıklarında görülür⁹.

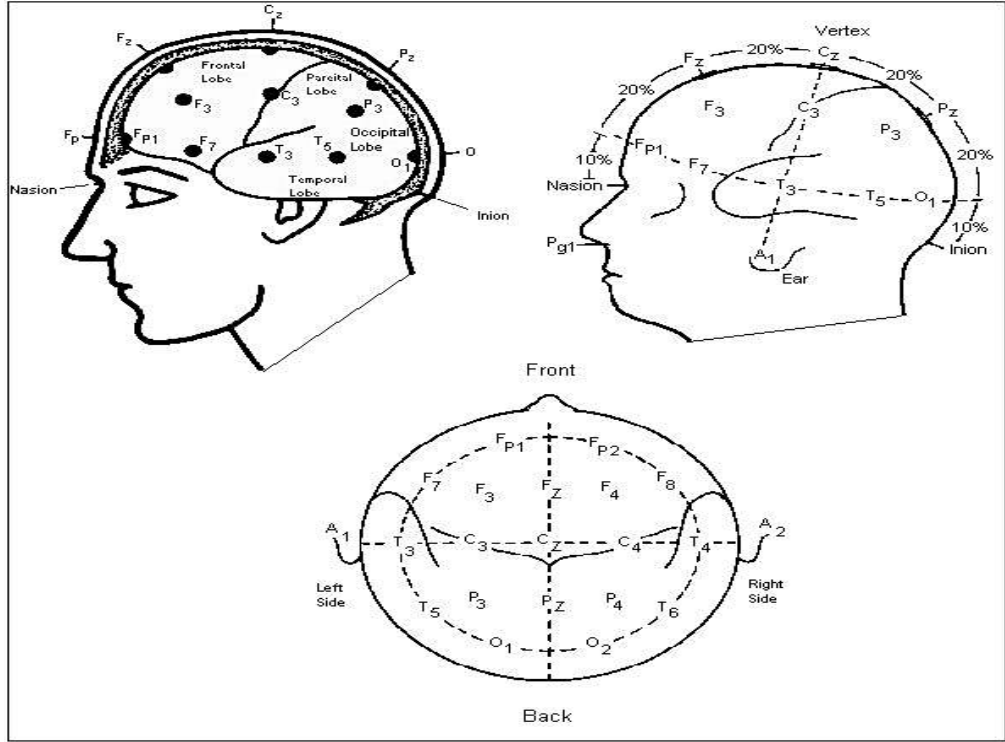
Teta (θ) Dalgaları: 4-7 Hz arasındaki dalgalardır. Özellikle, çocuklarda parietal ve temporal bölgelerde ortaya çıkarlar⁹.

Alfa (α) Dalgaları: 8-12 Hz arasındaki beyin dalgalarıdır. Uyanık, normal ve sakin kimselerde görülür. Yoğun şekilde oksipital bölgede ortaya çıkar, genlikleri 5 μ V kadardır. Uyku durumunda yok olurlar⁹.

Beta (β) Dalgaları: Frekansları 12 Hz' in üzerindeki beyin dalgalarıdır. 25 Hz'e ya da nadir hallerde 50 Hz'e kadar uzanırlar. Saçlı derinin parietal ve frontal bölgelerinde belirgin olarak kaydedilebilir⁹.

1.1.1. Elektroansefalogram İşaretlerinin Ölçüm Yöntemi

EEG işaretlerinin ölçülmesinde günümüzde yaygın olarak beyin-bilgisayar arabirimi kullanılmaktadır. Bu arabirimin ilk kısmı beynin elektriksel aktivitesini kafa yüzeyinden ölçmeye yarayan metal elektrotlardır. Ölçüm elektrotlarının sayısı yapılan çalışmanın içeriğine veya amacına göre değişse de genellikle ölçümler uluslararası 10–20 sistemi denilen bir elektrot yerleştirme düzenine göre yapılır. Bu sisteme göre baş dört standart nokta ile işaretlenmiştir. Bunlar burun (nasion), başın arka kısmı (inion), sol ve sağ kulak arkalarıdır (preauriculars). Elektrotlar burun ve başın arka kısmı arasına 10–20–20–20–10 olacak şekilde bölünerek yerleştirilir. Sistemin 10–20 sistemi olarak adlandırılmasının sebebi de buradan gelmektedir. Şekil 1.3'te uluslararası 10–20 elektrot yerleşim sistemi görülmektedir. Uluslararası 10–20 sisteminde yaygın olarak kulağa bağlanan elektrot referans elektrot olarak kullanılır. Bu hem oluşacak ölçüm hatalarının minimize edilmesinde hem de EEG işaretlerinin dalga şekillerinin çizdirilmesinde büyük önem taşımaktadır⁹.



Şekil 1.3. Uluslararası 10–20 EEG elektrot yerleştirme sistemi

1.1.2. EEG'nin Kullanım Alanları

EEG işaretlerinin başlıca kullanım alanları aşağıda verilmektedir.

Nöroloji: EMG, EKG ve nörolojik kontroller ile birlikte hastanın beyin patolojisinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Beyin Cerrahisi: Beyinden ameliyatla çıkartılacak tümör gibi anormal patolojik dokuların yerlerinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Anestezi: Anestezi altındaki hastanın anestezi seviyesinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Pediyatri: Ortalaması alınmış uyarılmış potansiyeller gibi diğer test yöntemleriyle birlikte, yeni doğmuş çocukların duyma ve görme problemlerinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Psikiyatri: Zihinsel bir bozukluğun daha kesin bir şekilde belirlenmesi amacıyla organik bir beyin hastalığının olup olmadığının belirlenmesinde kullanılmaktadır⁹.

1.2. UYKU

Uyku, beyin sinir hücrelerinin oluşturduğu elektriksel salınımların yapısal bileşimi (EEG) ile karakterize edilebilen ve uyanıklık dönemine göre beyin aktivitesinin daha durağan olduğu bir durum olarak tanımlanmaktadır ¹².

Uyuklama ise uykuya geçişin habercisidir. Uyuklama, uyanıklık ile uyku arasındaki geçiş dönemi olduğundan, bu ara dönemde insanın metabolizması daha durağan hale gelir ve uykuya zemin hazırlanır.

Uyku, günlük işlevleri ve fiziksel-zihinsel sağlığı birçok yoldan etkilemektedir. Birçok araştırma uyku yetersizliğinin açık bir şekilde tehlikeli olduğunu göstermiştir. Uyku yetersizliği olan insanlar, sürüş simülatörü veya göz-el performans koordinasyon görevi ile test edilmiş ve alkollü olanlardan daha kötü performans sergiledikleri görülmüştür. Uyku, sinir sisteminin düzenli çalışabilmesi için gereklidir. Az uyku diğer güne uyuşuk ve yoğunlaşma bozukluğuyla baş başa bırakır, ayrıca hafıza ve fiziksel performans bozukluğu ve matematiksel işlemlerde başarısız yapar. Eğer uyku eksikliği devam ederse, halüsinasyonlar oluşur ¹.

1.2.1. Uykunun Evreleri

Uyku gece boyunca tekrar eden çeşitli evrelerden oluşmaktadır. Uyku temel olarak, non-REM (NREM) ve REM (Rapid Eye Movement) evrelerinden oluşmaktadır. Uykunun NREM evresi de kendi içerisinde Evre 1, Evre 2, Evre 3 ve Evre 4 diye 4 alt evreden oluşmaktadır. Bu evreler, Evre 1'den REM uykusuna bir döngüde gelişir, sonra döngü Evre 1 ile tekrar baştan başlar. Yetişkinler uyku zamanının hemen hemen % 50'sini Evre 2'de, % 20'sini REM'de ve geri kalan %30'unu da diğer evrelerde harcamaktadır. Bunun yanı sıra bebekler, yaklaşık olarak uyku zamanının yarısını REM uykusunda harcamaktadır ¹.

1.2.1.1. NREM uykusu

Yüzeyel uyku olarak adlandırılan ilk iki evre uykuyla uyanıklık arasındaki geçiş dönemini oluşturmaktadır. Bu evrelerde uyuyan kişi kolayca uyandırılabilir. NREM uykusunun 3 ve 4. evresiyse, derin uyku ya da yavaş dalga uykusu olarak adlandırılmaktadır. Derin ve dinlendirici olan bu uykuda, kaslar gevşer, sinir sisteminin işlevi yavaşlar, solunum hızı ve kas basıncı düşer¹³.

Her evre değişiminde EEG dalgaları farklılık gösterir. NREM uykusunun dört evresi peş peşe sıralanır ve bu devre ortalama 90 – 120 dakika gibi bir sürede tamamlanır.

Evre 1: Bu evre uykunun başladığı evredir. EEG'nin Alfa aktivitesinin yok veya yok denecek kadar az olduğu ve EEG'nin Teta aktivitesi ile karakterize edilen uyku evresidir. Uyku evreleri içerisinde en kısa süreli evredir. Ayrıca bu evre hafif uyku olarak tanımlanır ¹⁴.

Evre 2: Bu evre en az yarım saniye süren uyku içciklerinin varlığı, K kompleksleri veya hepsinin bulunması ile ayırt edilir. Evre 1'de ortaya çıkan 2-7 Hz'lik yavaş dalgalar bu evrede de görülmeye devam eder. 2 Hz'in altındaki yavaş dalgalar ya yoktur ya da belirgin değildir. Ani kas ve vücut hareketleri, kasılmalar, sıçramalar olabilir ¹⁴.

Evre 3: Yüksek genlikli orta derecede yavaş dalgalarla ayırt edilir. Beyin dalgalarındaki ani yükseliş ve düşüşler azalır. Genliği 75 μV 'un üzerinde, frekansı 2 Hz veya düşük olan uzun delta dalgaları gözlenir ¹⁴.

Evre 4: Evre 3'te görülenden daha yavaş dalga aktivitesi ile ayırt edilir. 75 μV üzerinde 2 Hz daha düşük yavaş dalgalar bulunur ¹⁴.

1.2.1.2. REM uykusu

REM uykusu adını, Rapid Eye Movement (Hızlı Göz Hareketleri) sözcüklerinin baş harflerinden alır. 5-30 dakika kadar süren REM uykusunda, fizyolojik etkinlik, beyne giden kan ve oksijen miktarı artar. Hem önbeyindeki, hem de beyin sapındaki birçok hücre oldukça etkindir ve diğer sinir hücrelerine uyanırken olduğundan daha fazla işaret gönderilir. REM uykusu sırasında beynin harcadığı toplam enerji, uyanırken harcadığından daha az değildir¹³.

Beyin sapında bulunan ve REM uyku hücreleri olarak adlandırılan özelleşmiş hücrelerin bu evreyi başlattığı düşünülmektedir. REM uykusunda olan kişinin gözleri göz çukuru içinde geriye doğru kayar ve hızlı hızlı hareket eder. EEG dalgaları bu evrede, kişi uyanırken olduğundaki gibidir. Ancak, kaslar etkin değildir. REM uykusunda düşük dalga boyunda, yüksek frekansta beyin dalgaları oluşmaktadır¹³.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Anderson ve ark. 1995 yılında EEG işaretleri yardımıyla zihinsel durumun tanımlanması amacıyla YSA kullanmışlardır¹⁵.

Hazarika ve ark. 1997 yılında DD ve YSA kullanarak şizofreniyi sınıflandırmıştır¹⁶.

Grözinger ve ark. 1997 yılında REM uykusu esnasındaki EEG işaretlerini YSA ile incelemişlerdir¹⁷.

Doghramji ve ark. 1997 yılında EEG kayıtlarının spektral analiz temelli sınıflandırılmasını amaçlayarak elektrot sayısının ve uygulanan spektral analiz yöntemi özelliklerinin bir sınıflandırıcı gibi kullanılması konusunu incelemişlerdir¹⁸.

Jung ve ark., 1997 yılında uyku ve uyanıklık durumlarının YSA ile sınıflandırılmasında, Fourier dönüşümü alınmış EEG işaretlerinin daha uygun sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir¹⁹.

Mckeown ve ark. 1998 yılında EEG işaretlerinin analizi ve uyarı değişikliklerinin bulunması amacıyla istatistiksel yöntemler kullanarak bir çalışma yapmışlardır²⁰.

Güneş ve ark. 1999 yılında EEG işaretlerine DD teknikleri uygulayarak, sürekli ve ayrık dalgacık dönüşümlerinin üstünlüklerini göstermeyi amaçlayan bir çalışma yapmışlardır²¹.

Shimada ve ark. 2000 yılında uyku EEG'sinin karakteristik özelliklerini YSA kullanarak incelemişlerdir²².

Guilleminault ve ark. 2000 yılında uyanıklık ve uykudaki EEG işaretinin değişimini incelemişlerdir²³.

Akın ve ark. 2001 yılında çalışmalarında epilepsi krizini teşhis etmek ve EEG işaretlerini sınıflamak için DD'yi ve YSA'yı kullanmışlardır²⁴.

Kıymık ve ark. 2005 yılında gerçek zamanlı uygulamalar için EEG işaretlerindeki epileptik sürecin belirlenmesinde KZFD (Kısa Zaman Fourier

Transformu) ve dalgacık analiz yöntemlerini kapsayan bir çalışma yapmışlar ve bu çalışmada DD'nin diğer spektral analiz yöntemi olan KZFD'ye oranla daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermişlerdir²⁵.

Batar 2005 yılında yaptığı tez çalışmasında EEG işaretlerinin uyanıklık, uyuklama ve uyku durumlarında gösterdiği farklılıkları değerlendirip YSA kullanarak otomatik sınıflandırma yapmıştır¹¹.

Subaşı 2005 yılında yaptığı çalışmada, bir deneğin uyanıklık seviyesini ayırt etmek için hata geri yayımlı ağ yapısını kullanmıştır. Ağ, uyanık, uyuklama ve uyku olmak üzere 3 çıkışa sahiptir. YSA'nın girişleri EEG kayıtlarına DD uygulanarak elde edilmiştir. YSA'nın doğruluk oranı % 95 uyanık, % 93 uyuklama ve % 92 uyku olarak bulunmuştur²⁶.

Toprak, 2007 yılında EEG kayıtlarının otomatik olarak değerlendirilip epilepsi teşhisinin yapılabilmesi için Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve YSA kullanmıştır¹⁰.

Dursun, 2009 yılında yaptığı tez çalışmasında EEG işaretlerinde uyku iğciklerinin zaman ve frekans domeni özellikleri kullanılarak otomatik tespitini gerçekleştirmiştir².

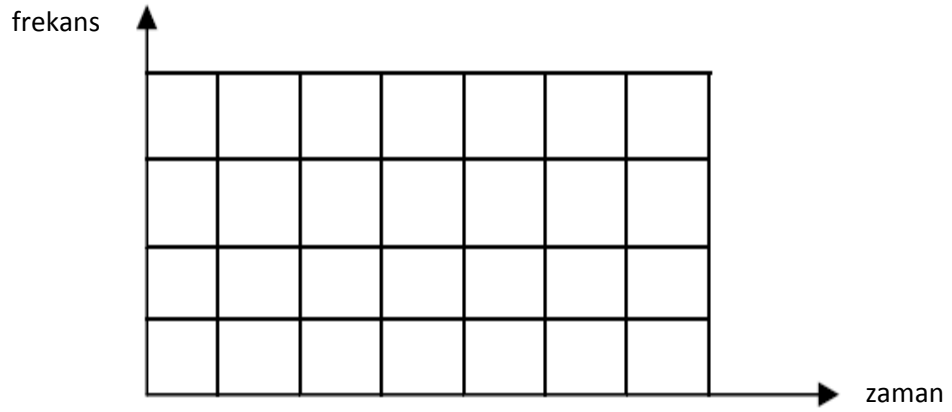
Bu çalışmada ise EEG işaretlerinden Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) kullanılarak özellik çıkarımı yapılmış ve elde edilen bu öznitelik vektörlerinin boyutlarının azaltılması için istatistiksel işlemler uygulanmıştır. Elde edilen öznitelik vektörü YSA'nın girişine uygulanarak uyanıklık seviyesi tespit edilmiştir. Uyanıklık seviyesinin tespiti DSP tabanlı olarak gerçekleştirilmiş olup, bu amaçla Texas Instruments ve Spectrum Digital firmalarının işbirliği ile üretilen TMS320C6713 DSK (Digital Signal Processing Kit) kullanılmıştır.

3. MATERYAL ve METOT

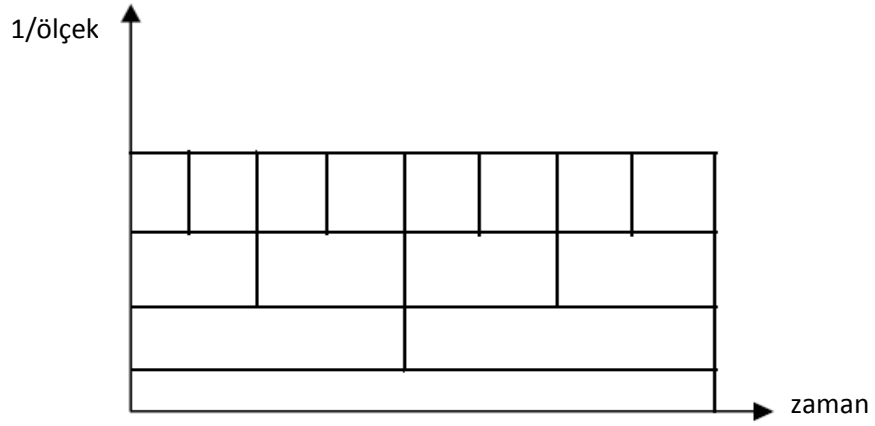
3.1. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ

“Dalgacıklar, veriyi farklı frekans bileşenlerine ayıran ve sonra kendi ölçekleriyle eşleştirilmiş bir çözünürlüğe sahip bileşenler üzerinde çalışan matematiksel fonksiyonlardır. İşaretin süreksizliklere ve keskin, sivri uçlara sahip olduğu fiziksel durumları incelemeye, geleneksel Fourier metotlarına göre bazı avantajlara sahiptir”²⁷. Fourier dönüşümü bir işaretin içerdiği frekansları gösterir fakat hangi zaman değerlerinde hangi frekansların mevcut olduğunu bildirmez. Yani Fourier dönüşümü bütün zaman birimine ait bilgileri verir. Fourier dönüşümü, frekansı, zamana göre değişmeyen işaretlerin analizinde oldukça iyi bir yaklaşımdır. Fakat geçici durum analizlerinde istenilen neticeleri vermemektedir. Bu nedenle Kısa Zaman Fourier Dönüşümü (KZFD) kullanılmaktadır. Yani Fourier dönüşümü sabit bir zaman penceresi içerisinde uygulanmaktadır (Şekil 3.1). Bu ise frekans değerleri için bir sorun teşkil etmektedir. Bu metotla da belirli bir frekansın hangi zaman noktasında mevcut olduğu tespit edilemez. Sadece mevcut olduğu zaman aralığındaki frekans bileşenleri hesaplanır^{28,29}.

EEG gibi durağan olmayan işaretlerin spektral analizi için uygun olmasından dolayı DD’nin diğer spektral analiz metotlarına göre üstünlükleri vardır. DD’nin en önemli avantajı, düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için dar olacak şekilde değişen pencere boyutlarının olmasıdır (Şekil 3.2). Böylece, bütün frekans aralıklarında optimum zaman-frekans çözünürlüğü sağlanabilmektedir^{5,6}.



Şekil 3.1. Kısa Zaman Fourier Dönüşümü için zaman-frekans değişimi³⁰



Şekil 3.2. Dalgacık dönüşümü için zaman-ölçek değişimi³⁰

DD, sürekli ve ayrık dalgacık dönüşümü olmak üzere temel olarak 2 kısımda tanımlanır.

3.1.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Bir $f(t)$ fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümü,

$$W_{\psi}f(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi_{b,a}(t)dt \quad (3.1)$$

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.2)$$

şeklinde tanımlanır. Bir fonksiyonun Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) 3.1 eşitliği ile ifade edilir. Burada $\psi(t)$ dalgacık olarak adlandırılan bir pencere fonksiyonu, a , ölçekleme faktörü olarak bilinen genişleme parametresi ve b dönüşüm parametresidir. Dalgacığın frekansı $1/a$ ile bulunmaktadır. Buna ilaveten b parametresi de x eksenı boyunca dalgacık penceresinin yerini göstermektedir. Yani (b,a) 'nın değişimiyle $W_{\psi}f$ tüm zaman-frekans düzleminde hesaplanır. Dalgacıklar ölçekleme faktörü kullanılarak sıkıştırılır ya da genişletilirler. Düşük ölçeklerde yüksek frekans davranışları, yüksek ölçeklerde düşük frekans davranışları daha iyi çözömlenir. İşaretin farklı frekans özelliklerine ait karakteristikler içermesi mükemmel bir fayda sağlar ³¹. Sonsuz uzunluktaki sinüs ve kosinüslerin birleşiminden oluşan Fourier dönüşümünden farklı olarak temel dalgacık fonksiyonları farklı şekillerde ve sonlu uzunluktadırlar. Dalgacık dönüşümünün bir diğer avantajı da çözümleyici dalgacığın, uygulamalara bağılı olarak seçilebilmesidir. Dalgacıklar, genellikle onları bulan ve geliştirenlerin isimlerini almışlardır. Yaygın olarak kullanılan Daubechies, Meyer, Haar, Coiflet, Mexican Hat ve Symlet dalgacık tipleri bunlardan birkaçıdır ³².

Dalgacık fonksiyonu $\psi(t)$ için en önemli özellik

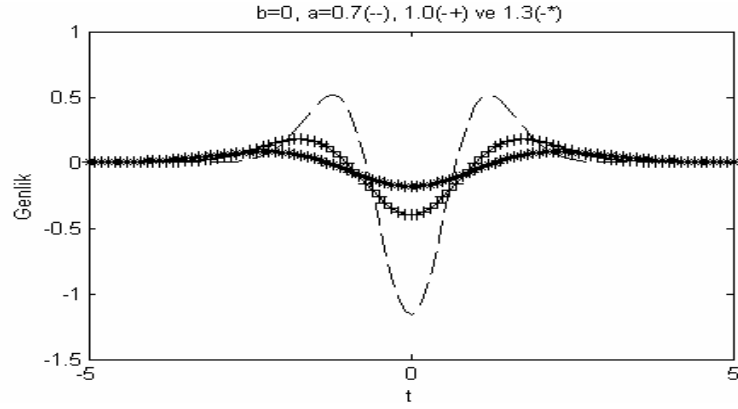
$$\hat{\psi}(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.3)$$

olmasıdır. Yani dalgacığın ortalama değeri sıfırdır.

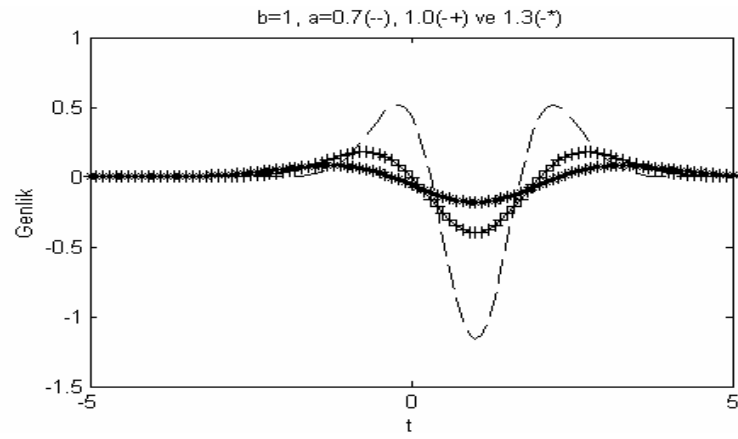
Dalgacık fonksiyonları ana dalgacığın çeşitli parametrelerinin değiştirilmesi ile türetilmektedir. Örneğin Mexican-Hat dalgacığı

$$\psi(t, b, a) = \frac{[(\frac{t-b}{a})^2 - 1] e^{-0.5(\frac{t-b}{a})^2}}{\sqrt{2\pi}a^3} \quad (3.4)$$

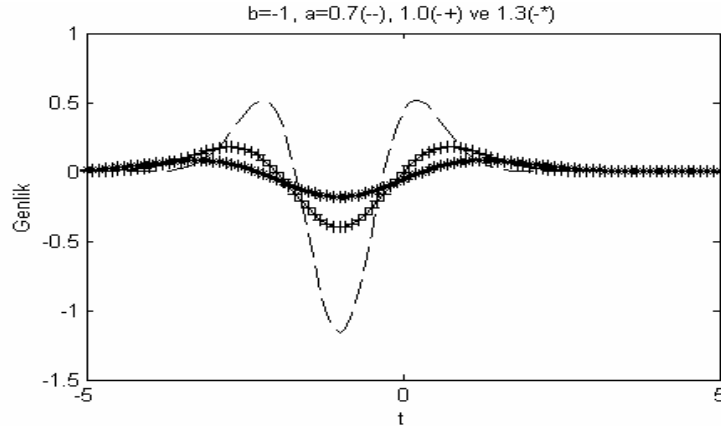
şeklinde ifade edilir. Bu ifadede, a ve b 'de meydana gelecek değişimlerin fonksiyonda meydana getireceği değişiklikler Şekil 3.3, Şekil 3.4 ve Şekil 3.5'de gösterilmiştir³².



Şekil 3.3. Mexican Hat dalgacığı $b=0$, $a=0.7$ (--), $a=1$ (-+), $a=1.3$ (-*)³²



Şekil 3.4. Mexican Hat dalgacığı $b=1$, $a=0.7$ (--), $a=1$ (-+), $a=1.3$ (-*)³²



Şekil 3.5. Mexican Hat dalgacığı $b=-1$, $a=0.7(-)$, $a=1(+)$, $a=1.3(*)$ ³²

“SDD’de, mümkün olan tüm ölçeklerde dalgacık katsayılarının hesabı gereksiz birçok veri üretilmesine neden olur. Bunun için elde edilen sayısal veriler göz önünde bulundurularak ayırık dalgacık dönüşümü kullanılır”³².

3.1.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Sürekli Dalgacık Dönüşümüne (SDD) benzer şekilde, hesaplanabilen Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD), Dyadic (ikinci) ölçekler ve pozisyonlar olarak adlandırılan ikinin kuvveti şeklinde ölçekleme ve kaydırma parametreleri seçilerek analiz edilmektedir ³⁰.

Ayrık dönüşüm, SDD’ye bağlı olarak, ölçekleme parametresi a ’nın, $a = a_0^m$ şeklinde ayrıştırılması ve zamanda ötelemenin bu ölçeklendirme parametresi ile orantılı olarak gerçekleşmesi ($b = nb_0 a_0^m$) ile elde edilir. Bu ölçek ve öteleme parametrelerine göre eşitlik 3.2’de verilen ifade tekrar yazılırsa eşitlik 3.5’de verilen

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (3.5)$$

ayırık dalgacık fonksiyonlarının ifadesi elde edilir.

Bu yolla, alçak frekansları analiz eden geniş pencereler, büyük adımlarla ($b = nb_0a_0^m$) ve yüksek frekansları analiz eden dar pencereler, işaretteki hızlı değişimleri yakalamak amacıyla, küçük adımlarla ötelenmiş olur.

Ayrık dalgacık fonksiyonları sürekli olarak ölçeklendirilemez ve ötelenemezler, sadece ayrık adımlarla ölçeklendirilebilir ve ötelenebilirler. Ayrık dalgacık olarak adlandırılmalarına rağmen aslında parçalı sürekli fonksiyonlardır. Burada m ve n tamsayı olup, a_0 ise $a_0 > 1$ aralığından olmak şartıyla sabit genişleme adımıdır. Ayrıklaştırmanın nedeni, zaman-ölçek uzayının ayrık aralıkla örneklenmesini sağlamaktır. Genelde $a_0 = 2$ olarak alınır. Bu sayede frekans ekseninin örneklenmesi, örnekleme aralığının ikinin katları olarak arttığı ikici örneklemeye karşılık düşer. Aynı şekilde $b_0 = 1$ alınarak; zaman eksenin ikici örnekleme, yani öteleme parametresinin ($b = nb_0a_0^m$) ikinin katları olarak değişmesi sağlanır ve bu seçim bilgisayarlı hesaplamalar için en doğal ve en verimli olanıdır. t burada yine zaman ifadesidir.

Bu ayrık değerler ele alındığında ADD formülü,

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{a_0^{m/2}} \psi\left(\frac{t-nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) dt \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (3.6)$$

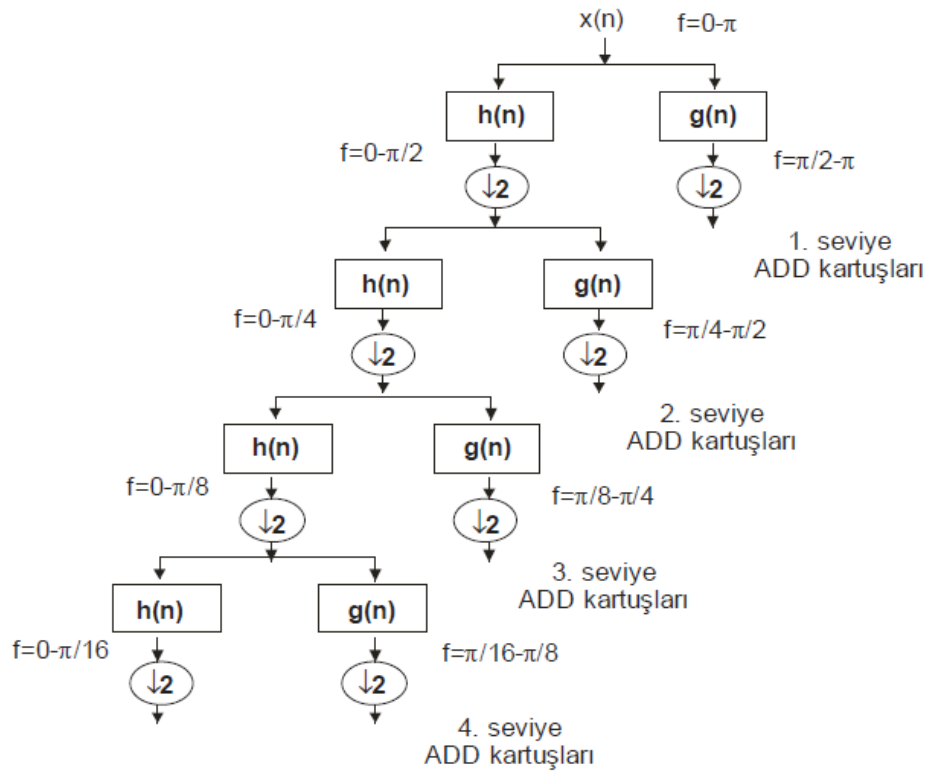
olur. Eğer eşitlik (3.6), ikici zaman-ölçek uzayına göre yazılırsa ($a_0 = 2$ ve $b_0 = 1$),

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{2^{m/2}} \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) dt \quad (3.7)$$

eşitliği elde edilir. Burada “ m ” ölçek parametresini belirtirken, “ n ” ise öteleme parametresini ifade etmektedir. Her ne kadar dalgacık dönüşümlerinde, eşitlik (3.1) ve eşitlik (3.6)’daki formüller kullanılsa da ψ dalgacık fonksiyonları ile çözüm

gerçekten zordur. Bu yüzden, çoğu uygulamalarda filtreleme metodu kullanılmaktadır. Örneğin, Mallat'ın 2 kanallı alt-bant kodlayıcı eşlenik dörtlü filtre veya dörtlü ayna filtreleri olarak bilinen algoritması ile hızlı dalgacık dönüşümü yapılabilir³³.

Ayrık dalgacık dönüşümünde işaretteki yüksek frekans değişimlerini analiz ederken yüksek geçiren filtreler, alçak frekans değişimlerini analiz ederken alçak geçiren filtreler seçilir. Çözünürlük filtreleme ile değiştirilir. Alçak geçiren filtre çıkışındaki işaretin alt-örneklenmesiyle elde edilen işaret yaklaşıklık katsayıları olarak adlandırılır. Yüksek geçiren filtre çıkışındaki işaretin alt-örneklenmesiyle elde edilen işaret ise detay (ayrıntı) katsayıları olarak adlandırılır. Alçak Geçiren Filtre $h(n)$ ve Yüksek Geçiren Filtre $g(n)$ olmak üzere dalgacık ağacı Şekil 3.6'da verilmiştir.



Şekil 3.6. Dalgacık ağacı

ADD matematiksel olarak iki aşamada tanımlanabilir. Birinci aşamada fark denklemini sağlayan ölçekleme fonksiyonu

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2x - k) \quad (3.8)$$

tanımlanır.

İkinci aşamada ana dalgacık eşitlik 3.8'deki ölçekleme fonksiyonu

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2x - k) \quad (3.9)$$

ile ilişkilendirilir. Daha sonra $h(k)$ ve $g(k)$ fonksiyonları kullanılarak dönüşüm katsayıları bulunabilir. Bununla birlikte J seviyesinde bir çözümleme şöyle ifade edilebilir.

$$f(x) = \sum_k C_{o,k} \cdot \phi_{o,k}(x)$$

$$f(x) = \sum_k C_{j+1,k} \cdot \phi_{j+1,k}(k) + \sum_{j=0}^j d_{j+1,k} \psi_{j+1,k}(x) \quad (3.10)$$

Burada, $C_{o,k}$ katsayıları bellidir. $j+1$ seviyesindeki $C_{j+1,n}$, ve $d_{j+1,n}$, katsayıları ile j seviyesindeki $C_{j,n}$, katsayıları arasında

$$c_{j+1,n} = \sum_k c_{j,k} \cdot h(k - 2n) \quad (3.11)$$

$$d_{j+1,n} = \sum_k d_{j,k} \cdot g(k - 2n) \quad (3.12)$$

şeklinde bir bağıntı vardır. Bu eşitliklerin anlamı şudur: $j+1$ çözünürlüğündeki $c_{j+1,n}$ ve $d_{j+1,n}$ katsayılarının elde edilmesi için, j çözünürlüğündeki $c_{j,n}$ ve $d_{j,n}$ katsayılarının ve $\tilde{h}(n)$ ve $\tilde{g}(n)$ fonksiyonları ile evriştirilip örnek sayısının iki ile

seyreltilmesi gerekmektedir. Burada $\tilde{h}(n)$ ve $\tilde{g}(n)$ fonksiyonları sırasıyla h alçak geçirgen ve g yüksek geçirgen süzgeçleridir ve

$$\tilde{h}(n) = h(-n) \quad (3.13)$$

$$\tilde{g}(n) = g(-n) \quad (3.14)$$

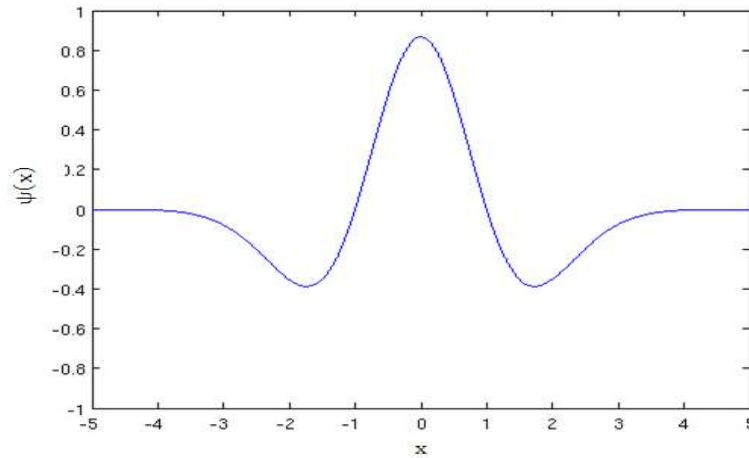
şeklinde tanımlanmışlardır. Bu işlemin sonucunda her j seviyesindeki çözünürlük için alçak çözünürlüğe sahip yaklaşıklık ($c_{j,n}$) katsayıları ve yüksek çözünürlüğe sahip detay ($d_{j,n}$) katsayıları elde edilir.

3.1.3. Çok kullanılan ana dalgacık çeşitleri

Yaygın olarak kullanılan dalgacık çeşitlerinden birkaçı aşağıda verilmiştir.

1. **Meksika şapkası dalgacığı:** Formülü eşitlik 3.15'te verilmiştir ve dalga şekli ise Şekil 3.7'de gösterilmiştir.

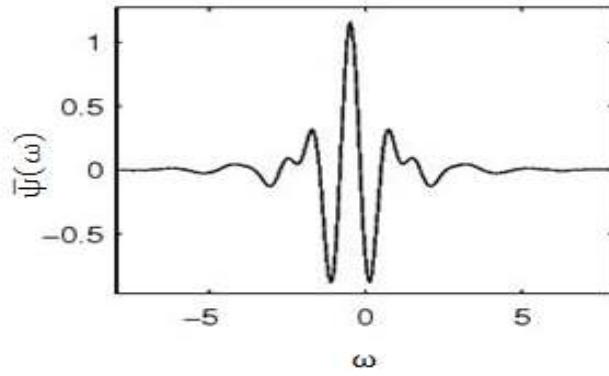
$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}\right)(1-x^2)e^{-x^2/2} \quad (3.15)$$



Şekil 3.7. Meksika şapkası dalgacığı³⁴

2. **Meyer dalgacığı:** Formülü eşitlik 3.16’da verilmiştir ve dalga şekli ise Şekil 3.8’de gösterilmiştir.

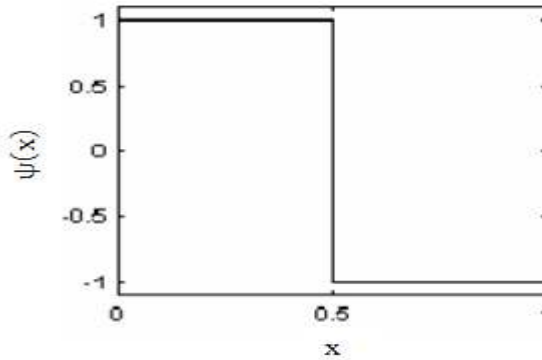
$$\bar{\Psi}(\omega) = (2\pi)^{-1/2} e^{i\omega/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi} |\omega| - 1\right)\right) \quad (3.16)$$



Şekil 3.8. Meyer dalgacığı³⁴

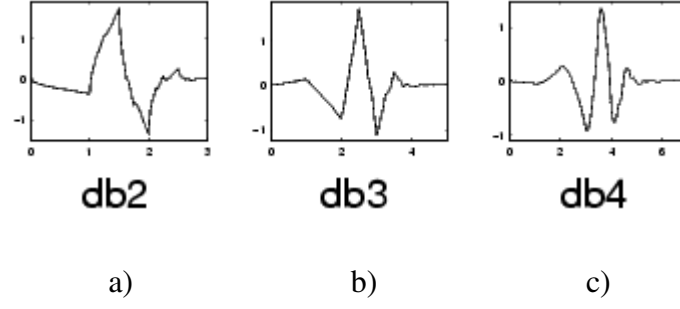
3. **Haar dalgacığı:** Formülü eşitlik 3.17’de verilmiştir ve dalga şekli ise Şekil 3.9’da verilmiştir.

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ -1, & \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.17)$$



Şekil 3.9. Haar dalgacık fonksiyonu³⁴

4. Daubechies dalgacıđı: Daubechies dalgacık ailesi, N derece olmak üzere dbN olarak gösterilmektedir. $db1$ dalgacıđı, Haar dalgacıđı ile aynıdır. Daubechies dalgacık ailesinin sonraki üç üyesi Şekil 3.10'da verilmiştir. N arttıkça dalgacıktaki düzenlilik artmaktadır.



Şekil 3.10. Daubechies dalgacıkları³⁵

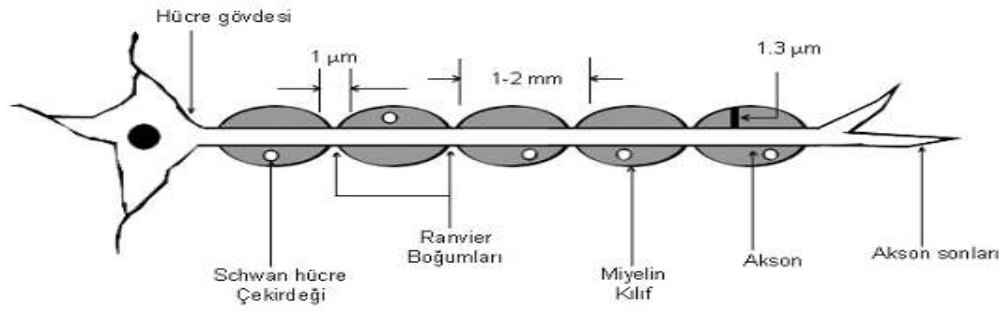
3.2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağı (YSA) günümüzde bilgi sınıflama ve bilgi yorumlamanın içinde bulunduğu değişik problemlerin çözümünde kullanılmaktadır²⁷. “YSA, herhangi bir nesnenin öznitelik vektörünü giriş olarak alan ve çıkış ünitelerinin birinde her bir giriş için bir cevap üreten, doğrusal olmayan pek çok hesaplama elemanlarının paralel işleyişinden meydana gelmiş tümleşik bir yapıdır. YSA’ların paralel yapıları, özellikle ses ve örüntü tanıma gibi alanlarda kullanımını üstün kılmıştır”³⁶.

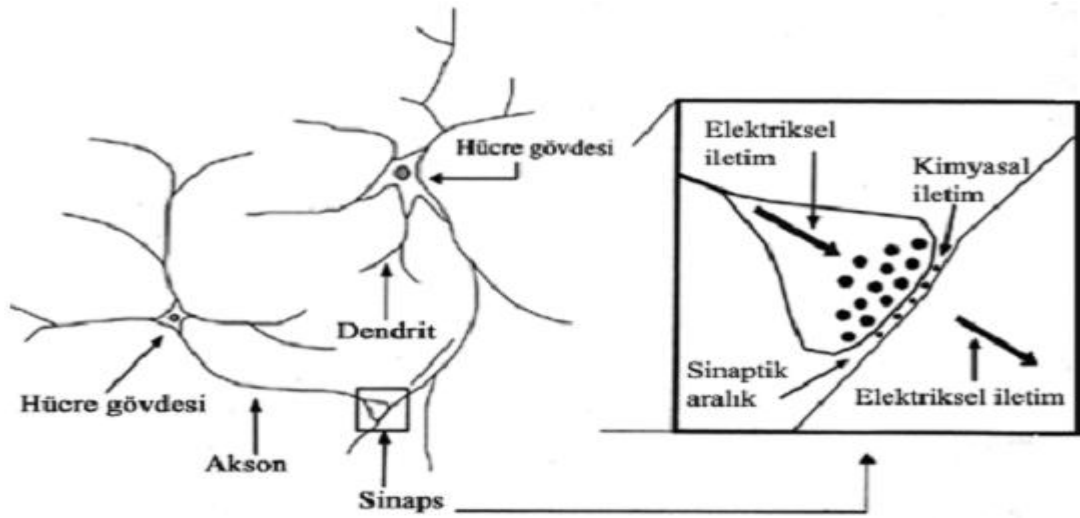
“YSA, insan beyninin çalışma prensibinden esinlenerek oluşturulmuş bir bilgi işleme yöntemidir. Bu yapılar, birbirine paralel olarak bağlanmış işlem elemanlarından (yapay sinir ağı hücresi, nöron, ünite, birim, düğüm) ve onların hiyerarşik bir organizasyonundan oluşurlar. YSA’nın çalışma prensibi ile insan beyninin çalışması arasında benzerlikler vardır. YSA, her ne kadar temel yapı itibariyle bir kısım özellikleri insan beyninin fiziki özelliklerinden esinlenerek ortaya atılmış ise de, kesinlikle şu andaki halleri ile insan beyninin ne tam ne de yaklaşık bir modeli olarak değerlendirilemezler”³⁶.

İnsan beyninin ne olduğu ve nasıl çalıştığı henüz kesinlik derecesinde keşfedilmiş sayılmaz. Günümüzde her ne kadar karmaşık matematiksel hesaplamaları ve hafıza işlemlerini eldeki mevcut bilgisayarlarla hızlı ve doğru yapmak mümkün ise de, aynı bilgisayarlarla beynin birçok basit fonksiyonunu (görmek, duymak, koklamak gibi) yerine getirmek ya mümkün olmamakta ya da çok zor olmaktadır. Aynı şekilde biyolojik beyin, tecrübe ile öğrenme ve bilgiyi kendi kendine yorumlama, hatta eksik bilgilerden sonuçlar çıkartma kabiliyetine sahiptir. Bu, daha çok biyolojik sistemlerin, hücreler üzerinde dağıtılmış bilgiyi paralel olarak işleme özelliklerinden kaynaklanır. Hücreler birbirine bağlı ve paralel çalıştıklarından bazılarının işlevini yitirmesi halinde, diğerleri çalıştığı için sinir sistemi, fonksiyonunu tamamen yitirmez. YSA, bu özellikleri bünyesinde toplayacak şekilde geliştirilmektedir. YSA’ları daha iyi anlamak için, önce biyolojik sinir ağlarına bakmak faydalı olacaktır³⁶.

Biyolojik sinir ağlarında girdi işaretlerini alan, yorumlayan ve uygun çıktıyı ileten temel işlemci nöron olarak adlandırılır. Bir nöron, gövde (cell body), gövdeye giren işaret alıcıları (dendrit) ve gövdeden çıkan işaret iletici (akson) olmak üzere üç kısımdan oluşur²⁷. Dendritler, nörona bilgiyi alan ve sayısal olarak birden fazla olabilen yapılardır ve içyapıları nöronla aynıdır. Aksonlar, dendritten aldığı bilgiyi diğer hücrelere aktaran uzantılardır. Uzunlukları birkaç mikrondan, 1-2 metreye kadar değişebilir. Her nöronun yalnızca bir aksonu vardır. Aksonlar özel bir örtüye sahip olmalarına göre miyelinli yada miyelinsiz olarak sınıflandırılabilirler. Akson üzerini örten miyelin kılıfın, yalıtım ve darbe hızını arttırmak gibi iki önemli görevi vardır. Şekil 3.11’de miyelinli bir nöronun yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.11. Miyelinli bir nöron yapısı

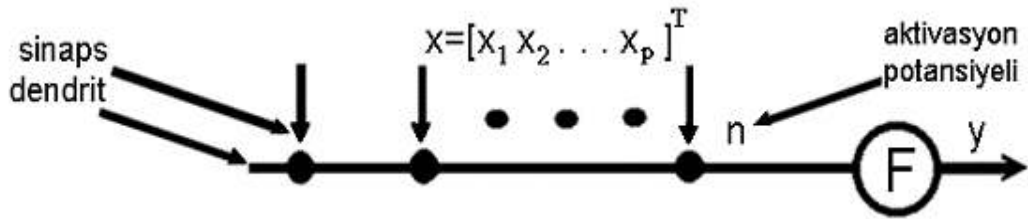


Şekil 3.12. Biyolojik Nöron

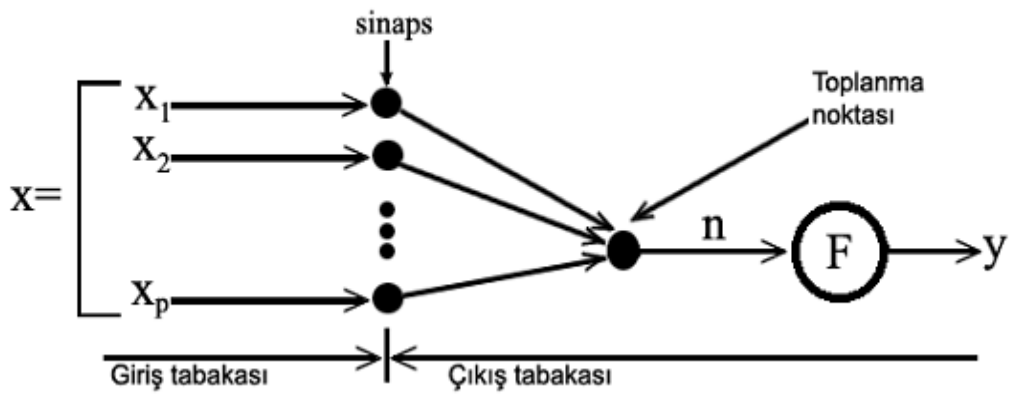
Sinir hücreleri arasında iletişimin gerçekleştiği, yapısal ve fonksiyonel olarak özelleşmiş bölgelere sinaps adı verilir. Şekil 3.12’de bir biyolojik nöronun yapısı gösterilmiştir.

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek, birbirine bağlı doğrusal ve/veya doğrusal olmayan birçok işlemci elemandan oluşur. Bir yapay nöron temel olarak girişler, ağırlıklar, toplam fonksiyonu, aktarım fonksiyonu ve çıkış olmak üzere beş kısımdan oluşur.

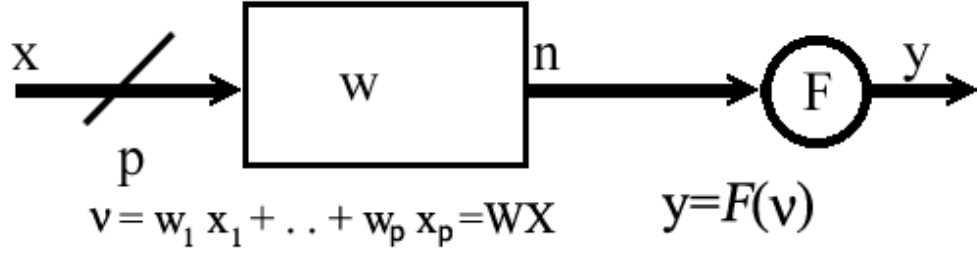
P girişli ve n çıkışlı bir yapay nöronun farklı grafik gösterimleri Şekil 3.13-16’da verilmiştir. Bu gösterimlerde x girişleri, y çıkışı, F aktivasyon fonksiyonunu, p nöron giriş sayısını, n çıkış sayısını, w ise ağırlıkları ifade etmektedir.



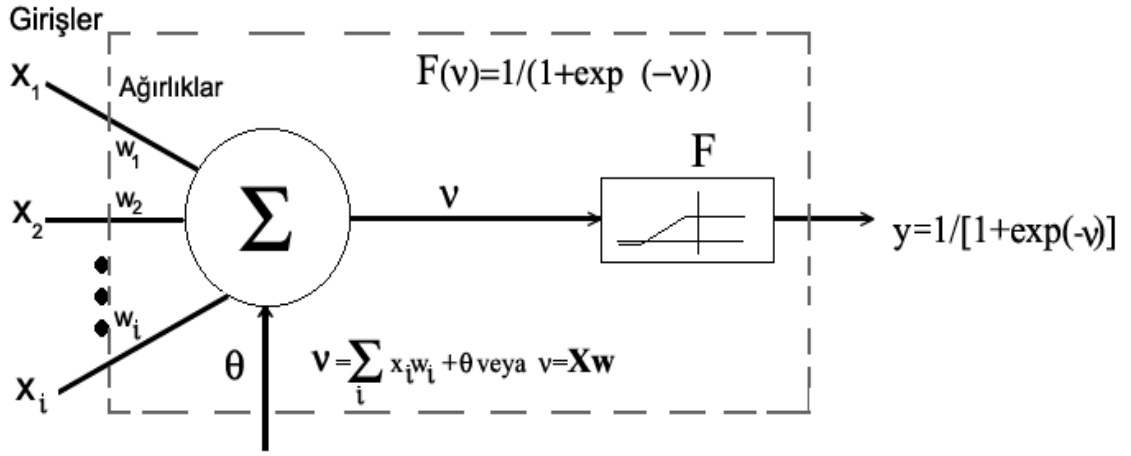
Şekil 3.13. Dendrit gösterimi



Şekil 3.14. İşaret akış gösterimi



Şekil 3.15. Yapay nöron: blok diyagram



Şekil 3.16. Yapay nöron: ayrıntılı gösterim

Dentrit gösteriminde presinaptik aktiviteleri giriş işaretlerinin p elemanlı sütun vektörü olarak gösterilir. $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ giriş desenlerinin uzayı p boyutludur.

Sinapslar ağırlıklar olarak adlandırılan ayarlanabilir parametreler ile karakterize edilirler. Ağırlıklar, p elemanlı satır vektörü,

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_p] \quad (3.18)$$

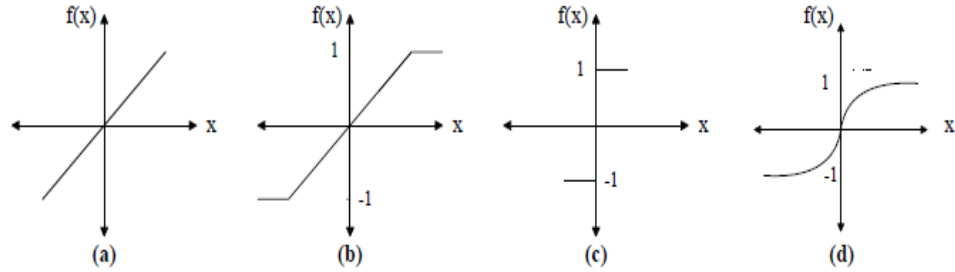
olarak düzenlenir. İşaret akış gösteriminde, p tane ağırlığı olan bir nöron giriş noktalarının bir katmanı şeklinde düzenlenir. Ağırlıklar, giriş ile toplama noktası arasındaki bağlantılara karşılık gelir.

Sinapslardan ve dentritlerden geçen giriş işaretleri, ‘toplam post-sinaptik aktiviteyi tanımlayan’ aktivasyon potansiyeli olarak toplanır.

Aktivasyon potansiyeli giriş işaretlerinin ve ağırlıklarının lineer toplamı olarak şekillenmiştir. Yani ağırlıklar ile geçiş vektörleri çarpımıdır: ²⁷

$$v = \sum_{i=1}^p w_i x_i = [w_1 w_2 \dots w_p] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix} = W X^T \quad (3.19)$$

Eşik fonksiyonları, işlem elemanlarının sınırsız sayıdaki girişini önceden belirlenmiş sınırdaki çıkış olarak düzenler. En çok kullanılan dört tane eşik (aktivasyon) fonksiyonu vardır. Şekil 3.17’de bu fonksiyonlar gösterilmiştir. Bunlar; lineer (a), rampa (b), basamak (c) ve sigmoid (d) fonksiyonudur³⁶.



Şekil 3.17. YSA'lar için kullanılan eşik fonksiyonları³⁶

Toplama fonksiyonu, bir işlem elemanına gelen net girişi hesaplayan bir fonksiyondur. Net giriş genellikle gelen bilgilerin ilgili bağlantıların ağırlıkları ile çarpılıp toplanması ile belirlenir. Bu nedenle toplama fonksiyonu olarak adlandırılır. Eşik fonksiyonu da, toplama fonksiyonu tarafından belirlenen net girişi alarak, işlem elemanının çıkışını belirleyen fonksiyondur. Genel olarak türevi alınabilen bir fonksiyon olması tercih edilir.

Toplama ve çıkış fonksiyonları, ilgili probleme bağlı olarak farklı şekiller alabilirler. İşlem elemanının çıkış ünitesi ise çıkış fonksiyonunun ürettiği dürtüyü diğer işlem elemanlarına veya dış dünyaya aktarma işlevini yapar. İşlem elemanları ağın topolojik yapısına bağlı olarak, tamamen birbirinden bağımsız ve paralel olarak çalışabilirler³⁶.

3.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının sahip olduğu özelliklerden birkaçı aşağıda sıralanmıştır.

- Yapay sinir ağları makine öğrenmesi gerçekleştirirler. Olayları öğrenerek benzer olaylar karşısında benzer kararlar vermeye çalışırlar.
- Ağ kendisine gösterilen örneklerden genellemeler yaparak görmediği örnekler hakkında bilgiler üretebilir.
- Yapay sinir ağlarının en önemli özelliklerinden birisi sınıflandırma yapmasıdır. Verilen örneklerin kümelendirilmesi ve belirli sınıflara ayrıştırılarak daha sonra gelen bir örneğin hangi sınıfa gireceğine karar vermesi hedeflenmektedir.
- Yapay sinir ağları sadece nümerik bilgiler ile çalışırlar. Sembolik ifadeler ile gösterilen bilgiler nümerik gösterime çevrilmeleri gerekmektedir.

3.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

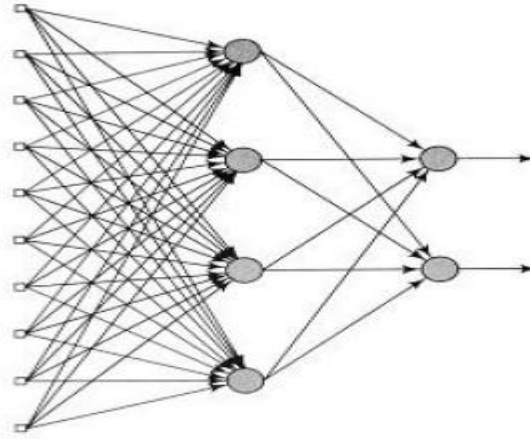
YSA'lar, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerden (sinir hücresi) oluşurlar. Her bir sinir hücresi arasındaki bağlantıların yapısı ağın yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan öğrenme algoritmasına göre, hatayı sıfıra indirecek şekilde, ağın ağırlıkları değiştirilir. YSA'lar yapılarına ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılırlar³⁷.

3.2.2.1.YSA' ların yapılarına göre sınıflandırılmaları

YSA'lar, yapılarına göre, ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılırlar³⁷.

İleri Beslemeli Ağlar:

İleri beslemeli YSA'da, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapı ile ileri beslemeli ağlar, doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. İleri beslemeli 3 katmanlı YSA'nın, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA'ların eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Şekil 3.18'de çok katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı verilmiştir.



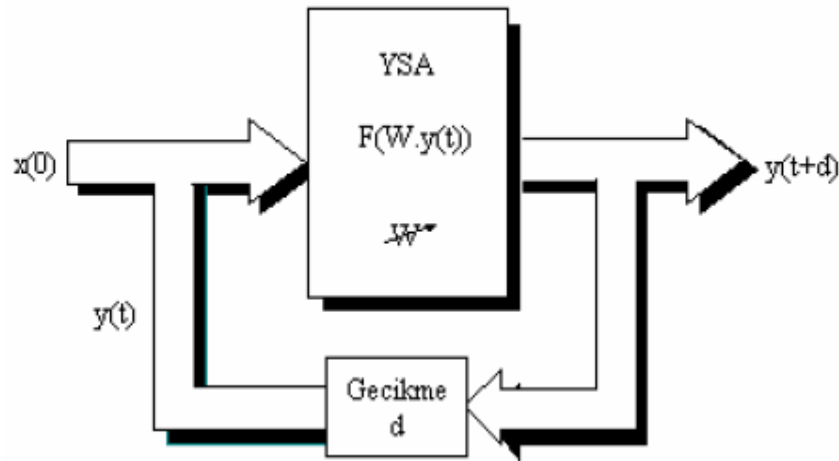
Şekil 3.18. Çok katmanlı ve ileri beslemeli ağ³²

$$NET_j^a = \sum A_{kj} \zeta_k^i \quad (3.20)$$

Akj, k. girdi katmanı elemanını j.ara katman elemanına bağlayan bağlantının ağırlık değeridir. J. ara katman elemanının çıktı değeri ise, net girdinin aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir. Herhangi bir problemi çözmek amacıyla kullanılan YSA'da, katman sayısı ve orta katmandaki hücre sayısı gibi kesin belirlenememiş bilgilere rağmen nesne tanıma ve işaret işleme gibi alanların yanı sıra, ileri beslemeli YSA, sistemlerin tanımlanması ve denetiminde yaygın olarak kullanılmaktadır³⁴. İleri beslemeli ağlara örnek olarak ÇKA (Multi Layer Perseptron-MLP) ve LVQ (Learning Vector Quantization) ağları verilebilir.

Geri Beslemeli Ağlar:

Bir geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara katlardaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ yapısıdır. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Şekil 3.19'da bir geri beslemeli ağ görülmektedir. Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bundan dolayı, özellikle önceden tahmin uygulamaları için uygundur. Geri beslemeli ağlar çeşitli tipteki zaman serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamışlardır. Bu ağlara örnek olarak Hopfield, SOM (Self Organising Map), Elman ve Jordan ağları verilebilir.



Şekil 3.19. Geri beslemeli ağ için blok diyagram³⁷

Geri beslemeli YSA'da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir.

Geriye doğru hesaplamada, ağıın ürettiği çıktı değeri, ağıın beklenen çıktıları ile kıyaslanır. Bunların arasındaki fark, hata olarak kabul edilir. Amaç bu hatanın düşürülmesidir. Çıktı katmanında m. proses için oluşan hata, $E_m = B_m - C_m$ olacaktır. Çıktı katmanında oluşan toplam hatayı bulmak için, bütün hataların toplanması gereklidir. Bazı hata değerleri negatif olacağından, toplamın sıfır olmasını önlemek amacıyla ağırlıkların kareleri hesaplanarak sonucun karekökü alınır. Toplam hata aşağıdaki formül ile bulunur.

$$\text{Toplam Hata} = \frac{1}{2} \sum_m E_m^2 \quad (3.21)$$

Toplam hatayı en aza indirmek için, hatanın kendisine neden olan proses elemanlarına dağıtılması gerekmektedir. Bu da, proses elemanlarının ağırlıklarını değiştirmek demektir³⁸.

3.2.2.2. Bazı ağ mimarileri ve öğrenme algoritmaları

Tek Katmanlı YSA'lar

Nöronlar, yapay sinir ağlarının yapı taşlarıdır. Tek katmanlı ileri beslemeli YSA olarak adlandırılan ağ yapısı en azından yukarıda söz edilen tipte bir nörondan oluşmaktadır. Şekil 3.20'de genel yapısı gösterilmiştir. Burada n tane giriş, giriş vektörünü $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ oluşturmaktadır. YSA'nın tek katmanında k tane nöron bulunmaktadır. Genelde nöron sayısı ile giriş sayısı birbirine eşit değildir ($k \neq n$). Girişler her bir nöronun girişine uygun ağırlıklarla bağlanır. Her bir nöron, kendi

girişleri ve sapmanın ağırlıklarını toplar ve bu toplamı kendi aktivasyon fonksiyonuna uygular. Bunu takiben tek katmanlı olarak tanımlanan YSA'nın k tane çıkışı, çıkış vektörünü $y1 = [y1_1, y1_2, \dots, y1_k]$ oluşturur.

Çıkış vektörünün ifadesi

$$Y1 = F1[W1x + bB1] \quad (3.22)$$

olarak yazılabilir. Bu eşitlikte, $F1$, bu tek katmanın k elemanlı köşegen aktivasyon matrisidir ve bu katmanın net girişlerine bağlıdır.

$$F1(S1) = diag[f1(S_1), f1(S_2), \dots, f1(S_k)] \quad (3.23)$$

Burada k düğümlerinin her birinin aktivasyon fonksiyonları eşit kabul edilmiştir.

$$f1_1 = f1_2 = \dots = f1_k = f1$$

$S1$ net vektörü $S1 = [S_1, S_2, \dots, S_k]^T$ oluşturulur. $S_1, S_2, \dots, S_k$ sırasıyla 1., 2., ..., k . nöronlara karşılık gelir ve

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j(t) + b_i \quad (3.24)$$

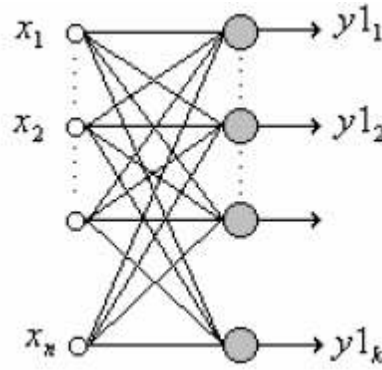
olarak ifade edilir. Ayrıca $W1$ çıkış katmanının ağırlık matrisi, sinir ağının yapısına bağlı olarak, k satır n sütundan oluşturulmaktadır.

$$W1 = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{k1} & w_{k2} & \dots & w_{kn} \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Genelde w_{ij} , j . hedef düğüm ile i . kaynağın ağırlığını temsil etmektedir. $B1$ sapma vektörü tek katmanlı ağlarda $b1_1, b1_2, \dots, b1_k$ sırasıyla çıkış katmanının 1., 2., ..., k . düğümlerinin sapmalarıdır.

$$B1=[b1_1 \ b1_2 \ ... \ b1_k]^T \quad (3.26)$$

“Tek katmanlı YSA sadece sınırlı sayıda sistemlerde kullanılır. Tüm doğrusal olmayan fonksiyonları temsil edemezler. Tek katmanlı YSA’da aktivasyon fonksiyonu olarak keskin-sınırlayıcı fonksiyonu kullanıldığı zaman tek katmanlı perseptron adlı model meydana gelmektedir. Bu model bazı sınıflandırma problemlerinde aktivasyon fonksiyonunun giriş uzayını iki bölgeye bölmesi ve çıkış uzayının giriş vektörüne bağlı olarak 1 ve 0 değerleri alması ile gerçekler. Tek katmanlı ağlarda doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanıldığında doğrusal sınırlara sahip bir ağ oluşur. Bu sinirler, ADALINE sinirlerinden (Adaptive Lineer Neurons) Widrow-Hoff sinirleri olarak adlandırılır. Bu nöronlardan meydana gelen ağda adaptif öğrenme kullanılıyorsa ADALINE ağ veya MADALINE ağ olarak adlandırılır”¹¹.



Şekil 3.20. Tek Katmanlı YSA ¹¹

Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA)

Rumelhart ve arkadaşları tarafından geliştirilen bu modele hata yayma modeli veya geriye yayılım modeli (backpropagation network) de denilmektedir. ÇKA modeli yapay sinir ağlarına olan ilgiyi çok hızlı bir şekilde arttırmış ve YSA tarihinde yeni bir dönem başlatmıştır. Bu ağ modeli özellikle mühendislik uygulamalarında en çok kullanılan sinir ağı modeli olmuştur. Birçok öğretme algoritmasının bu ağı eğitmede kullanılabilir olması, bu modelin yaygın kullanılmasının sebebidir.

Bir ÇKA modeli, bir giriş, bir veya daha fazla ara ve bir de çıkış katmanından oluşur. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemlerin giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı ise, deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir. Bu ağ modeli, özellikle sınıflandırma, tanıma ve genelleme yapmayı gerektiren problemler için çok önemli bir çözüm aracıdır.

“ÇKA modelinin temel amacı, ağın beklenen çıktısı ile ürettiği çıktı arasındaki hatayı en aza indirmektir. Bu ağlara eğitim sırasında hem girdiler hem de o girdilere karşılık üretilmesi gereken (beklenen) çıktılar gösterilir. Ağın görevi her girdi için o girdiye karşılık gelen çıktıyı üretmektir. Örnekler giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından da çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitime algoritmasına göre, ağın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılarak hata minimuma düşünceye kadar ağın ağırlıkları değiştirilir. Şekil 3.18’de ÇKA modeli gösterilmiştir”³⁸.

Levenberg-Marquardt algoritması

“YSA’da yaygın olarak kullanılan geri yayılım algoritmalarında, geri yayılımın ağı öğretilmesi esnasında, çıkış nöronlarında sonuç üretmek üzere, girişten uygulanan veri gizli katmanlardan geçerek çıkışa aktarılmaktadır. Bu şekilde oluşturulan çıkış değeri, istenen değerle karşılaştırılır. Elde edilen çıkış hatalarının türevi tekrar çıkış katmanından, gizli katmanlara iletilir. Bu türev değerlerine göre, hataların azalması için, nöronlar kendi hatalarını ayarlarlar. Ağırlık değiştirme denklemleri ise hatayı en az seviyeye çekecek şekilde düzenlenir”³³.

Aynı zamanda, geri yayılım algoritmaları, performans fonksiyonunu en küçük değere çekebilmek için geriye doğru bir gradyen hesaplaması yaparlar. Böylece, algorditmadaki ağırlıklar, performans fonksiyonunun azalması yönünde ayarlanır. Fakat bu yöntem YSA için çok yavaş kalmaktadır. Bu yüzden daha hızlı ve performansı yüksek algoritma çözümlerine ihtiyaç duyulmaktadır.

“İki tür hızlı algoritma vardır: ilk kategorideki algoritmalar deneme yanılma mantığını kullanarak, standart gradyen azalması (steepest descent) yönteminden daha iyi sonuçlar verebilirken, ikinci tür hızlı algoritmalar standart sayısal optimizasyon yöntemlerini kullanmaktadırlar. Bu algoritmalar ise, eşlenik gradyen metodu, Newton öğrenme algoritmaları ve Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritmasıdır”³³.

LM yönteminde, amaç performans fonksiyonunun ağırlıklara göre ikinci türevinin alınması ile oluşturulan Hessian matrisini elde etmektir. Hessian matrisi şu şekilde ifade edilir.

$$H(n) = J^T(n)J(n) + \mu mI \quad (3.27)$$

Bu denklemde, H Hessian matrisi, μ_m Marquardt parametresi, I ise birim matrisi ifade etmektedir. J ise, Jakobian matrisini olarak ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevini belirtir.

$$J(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial w(n-1)} \quad (3.28)$$

Burada ise, e ağ hataları vektörüdür. Ağın gradyeni ise,

$$g(n) = J^T(n)e(n) \quad (3.29)$$

şeklinde hesaplanarak, eşitlik 3.30’a göre değiştirilir.

$$w(n+1) = w(n) - [H(n)]^{-1}g(n) \quad (3.30)$$

Hata değerinin hesaplanmasında, her başarılı adımdan sonra μ_m değeri azaltılır. Buradaki hedef ise, performans fonksiyonunu en küçük yapacak ağırlık değerini bulmaktır³³.

3.3. MATLAB

MATLAB yüksek performanslı teknik bir programlama dilidir. MATLAB; kontrol, görüntü işleme, istatistik, optimizasyon, bulanık mantık, sinir ağları, sayısal işaret işleme, güç sistemleri, filtre dizaynı, genetik algoritma, grafik veritabanı, web sunucusu, finans vb. gibi saymakla bitiremediğimiz birçok alanda güvenli bir şekilde kullanılabilen araç kutuları (toolbox) içerir. Her geçen gün bu kutulara yenileri ilave edildiği için, MATLAB ciltleri sürekli artan bir ansiklopedi özelliği kazanmıştır. MATLAB'ın sürekli olarak geliştirilen sürümleri, kullanıcıya yeni kullanım kolaylıkları sağlamaktadır.

MATLAB'ın önemli üstünlüklerinden birisi, birçok klasik algoritmayı bir kaç komut ile kullanıcının hizmetine sunmasıdır. Böylece hem ana programın sona erme süresi kısaltmakta, hem de bellek gereksinimi azalmaktadır. MATLAB geleneksel programlama dillerinin aksine, programı derleyip çalıştırabilir bir dosya haline getirmeden, yorumlayarak çalıştırır. Böylece programın hatalardan arındırılması sürecinde ciddi bir zaman tasarrufu da sağlanmış olur³⁹.

3.3.1. Simulink

Simulink; dinamik sistem modellerinin kurulması, benzetimi ve çözümlemesinde kullanılan MATLAB'ın eklentisi bir paket programdır. Sürekli zaman, kesikli zaman veya her ikisinin melezi biçiminde modeli kurulmuş doğrusal olmayan sistemleri destekler. Ayrıca bu sistemler, örneklenmiş veya farklı oranlarda güncelleştirilmiş farklı kısımlara sahip olabilirler. Simulink; model kurmak için tıkla-ve-sürükle fare işlemleri kullanan bir grafik kullanıcı arabirimi (GUI) sağlar. Bu ara birim ile birlikte, modelleri sanki bir kâğıt üzerinde kalem ile

iziyormuřcasına kolaylıkla oluřturmak mmkndr. Simulink, kaynaklar, yutucular, doęrusal ve doęrusal olmayan elemanlar ve baęlantılardan ibaret geniř bir blok ktphanesine sahiptir. Ayrıca kullanıcı da kendi bloklarını oluřturabilir.

Modeller sıra dzenli olup, hem yukarıdan-ařaęıya hem de ařaęıdan-yukarıya yaklařımlar kullanılarak modeller kurmak mmkndr. Sistem, yksek seviyeden incelenebilir. Ayrıca bloklar zerine ift tıklamak suretiyle de model ayrıntılarının artan seviyelerini grebilmek mmkndr. Bu yaklařım, bir modelin nasıl dzenlendięini ve blmlerin ne řekilde birbirleri ile etkileřimli olduęunu grme imknı saęlar.

Bir model tanımlandıktan sonra, ya simulink' ten ya da MATLAB komut penceresinden bir integral hesap yntemi semek suretiyle, modelin benzetimi yapılabilir. Menler; zellikle etkileřimli alıřmalarda uygun olurken, komut hattı yaklařımı bir benzetim grubunun alıřtırılmasında da ok kullanıřlı olmaktadır. Osiloskop ve dięer grnt blokları kullanmak suretiyle, benzetim programı alıřırken benzetim sonularını grmek mmkndr. Benzetim sonuları, daha sonraki alıřmalarda kullanılmak zere, MATLAB alıřma ortamına da aktarılabilir.

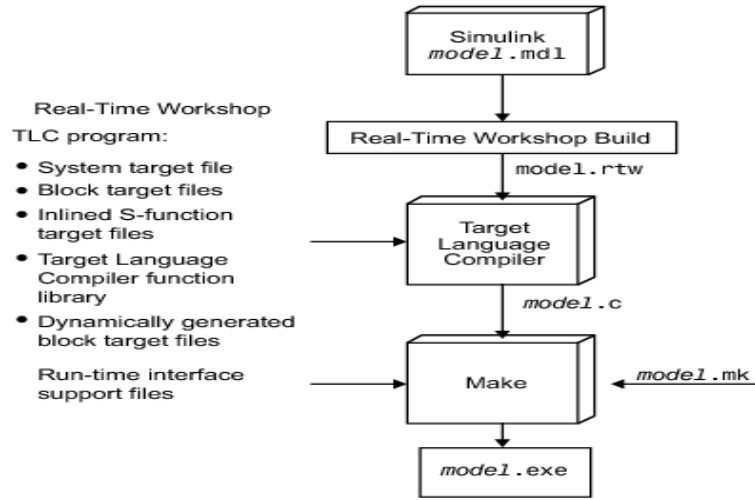
Model zmlleme sonuları, aynı zamanda doęrusallařtırma ve dzeltme aralarını da kapsar. Bu aralara MATLAB komut hattından olduęu kadar uygulama ara kutularından da ulařmak mmkndr. MATLAB ve simulink birbirleriyle tmleřik alıřtıklarından, kurulan modellerin her hangi bir noktada her iki ortamdan benzetimini, zmlmesini ve incelemesini yapmak mmkndr⁴⁰.

3.3.2. Real Time Workshop

Real-Time Workshop (RTW), Simulink ve Matlab'in otomatik retimi, paketlenmesi ve Simulink modellemesinin farklı sistemler zerinde gerek zamanlı yazılım uygulamasıdır. Ayrıca, kaynak kodlarının derlemesi gibi uzantılardan biridir. RTW'nin saęladıkları;

- Birçok hedef platformu için otomatik kod üretimi yapar.
- Sistem tasarımı ve uygulamalarında seri direkt yol sunar.
- Matlab ve Simulink ile mükemmel uyum.
- Kolay grafiksel kullanıcı ara yüzü
- Açık mimari ve genişletilebilir işlem yapabilme özelliği

Bir simulink modelinde kaynak kod üretim işlemi RTW ile Şekil 3.21’de gösterilmektedir.



Şekil 3.21. Matlab Simulink Real Time Workshop ilişkisi ³⁵

3.4. TMS320C6713 DSP KİTİ

TMS320C6x ailesi sayısal işaret işlemciler hızlı özel amaçlı Texas Instruments firması tarafından üretilmiş işlemcilerdir. C6x gösterimi Texas Instruments firması tarafından tasarlanan sayısal işaret işlemcileri gösterir. C6x sayısal işaret işlemcisinin yapısı yoğun sayısal hesaplamalar için çok uygundur. C6x uzun komut kelimesi (very long instruction word - VLIW) sahip TI'nin en güçlü işlemcisidir. Sayısal işaret işlemciler haberleşmeden ses ve görüntü uygulamalarına kadar geniş bir alanda uygulama alanına sahiptir. Modemler ve ses tanıma

uygulamaları DSP teknikleri kullanılarak daha ucuza mal edilebilir. DSP ‘nin kullanımı kolay, esnek ve ekonomiktir. Matematiksel işlemleri gerçekleştiren sayısal işaret işlemci, verileri ve program tanımlarını saklamak için hafıza, analog ve sayısal arasında dönüştürme yapabilmek için dönüştürücü modüllerini içerir.

DSP‘de iki farklı mimari vardır, Von Neumann ve Harvard mimarisidir. Von Neumann mimarisi bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler için bir standart olmuştur. Aslında mimari oldukça basittir. Program ve veri hafızada tanımlanmış alanda saklanır. Bu mimari genel amaçlı işlemci ihtiyaçları için taban oluşturur. Bu mimarinin dezavantajı, veri ve hafıza adreslerini paylaşan tek yol olmasıdır. Bu yüzden sadece veri alanı veya program alanına bir çevrimde bir zamanda ulaşılabilir.

Hızlı veri yönetiminin olduğu yerlerde program ve veri hafızasına tek bir çevrimde ulaşılabilmesi avantaj sağlar. Harvard mimarisi program ve hafıza alanlarını birbirinden ayırır. Her adres alanına hizmet veren iki yola sahip olmak, işlem hızını artıracak şekilde veri ve programa paralel olarak ulaşılmasını sağlar. Maalesef, işlemci gücü artışı yanında maliyet getirir. İki hafıza alanı, birçok adres için iki kat alana ve bu yüzden iki katı veri uçlarına ihtiyaç duyar. Fiyat ve performans bakımından en uygun çözüm modifiye edilmiş Harvard mimarisi sadece bir dış yola, program ve veri için ayrı iki üç yola sahiptir. Texas firmasının sunduğu birçok DSP modifiye edilmiş Harvard mimarisini, kullanıcı için hızdan ödün vermeyerek maliyeti düşürecek şekilde destekler.

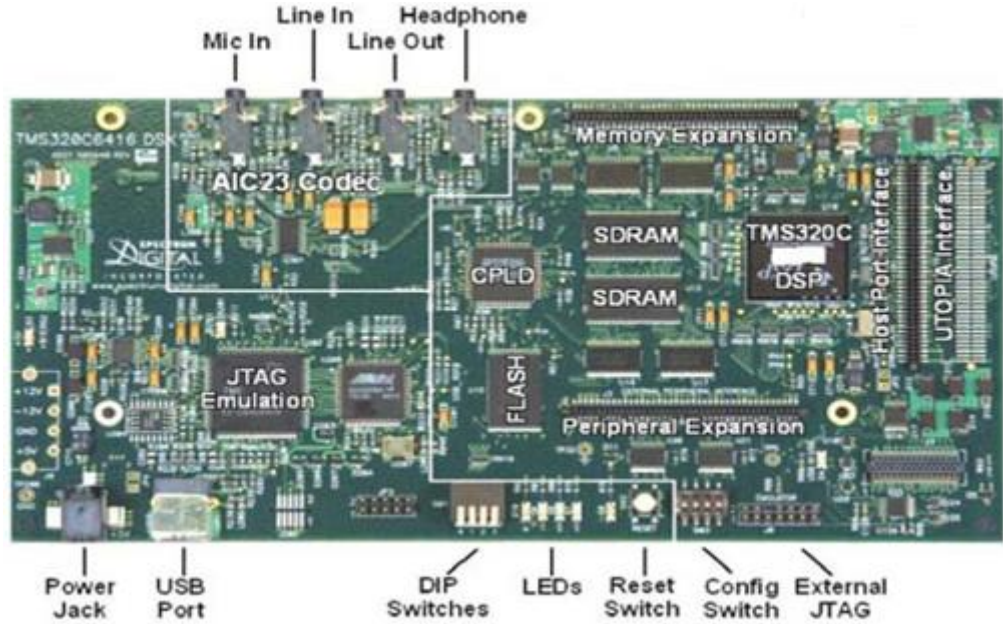
Programlanabilir DSP‘ler matematiksel özelliklerine göre iki farklı gruba ayrılır; kayan ve sabit noktalı. Her biri, bazı uygulamaları daha iyi çalıştıran ve bazılarında verimliliği düşen farklı mimariye sahiptir.

Sabit noktalı DSP’ler kesin ve sınırlı sayıda biti kapsayan bir alanda bir sayı sunar. Örneğin 6 bitlik bir işlemci $\pm 2^{15}$ alanını verir. İlk çıkan DSP’ler bu teknoloji üzerine oturtulmuştur ve bugünkü uygulamaların çoğunluğu için endüstri 6 bitlik sabit noktalı işlemcileri seçmektedir.

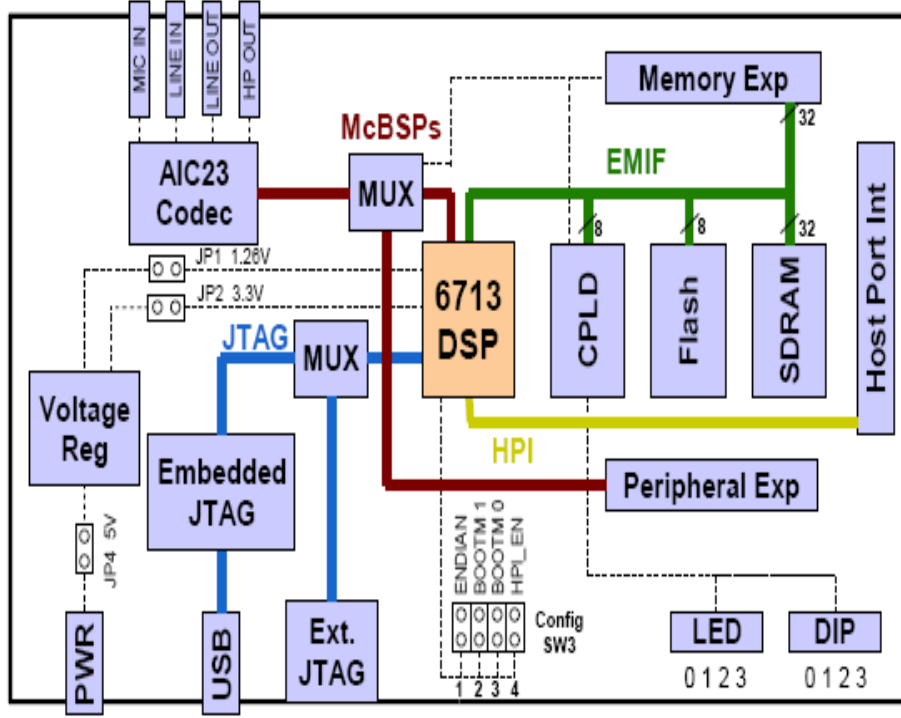
Kayan noktalı DSP'ler mantısa kullanılarak +1.0 ve -1.0 arasında sayılar verir. Ek olarak, sunumu üs olarak tanımlanan skalalı fonksiyonları içerir. Bu sunum metodu daha büyük bir dinamik alan verir ve bu şekilde işlem taşkınlığını azaltır. Değişken noktalı algoritmalar yüksek seviye dil derleyicilerini (MAC) optimize edecek şekilde uyarlar. 32 bitlik değişken noktalı işlemciler içindeki azaltılmış kuantalama hatası ses uygulamaları için idealdir.

TMS320 ailesi gibi sayısal işaret işlemcileri, geniş bir uygulama yelpazesine sahip olup, telekomünikasyon, kontrol ve ses işleme gibi alanlarda kullanılmaktadır. Örnek olarak; cep telefonları, dijital kameralar, yüksek tanımlı televizyonlar (HDTV), radyo, faks cihazları, modemler ve benzer cihazlar örnek verilebilir⁴¹.

C6713 DSK kartı genel olarak gerçek zamanlı işaret işleme uygulamaları için kullanılır. DSK C6713 kartı 16 MB SDRAM, 256 KB flash memory elemanlarını üzerinde bulundurmaktadır. Kart üzerinde Mic In, Line In, Line Out, Headphone giriş ve çıkışları bulunmaktadır. İşlemci frekansı 225 MHz'dir (Şekil 3.22. ve Şekil 3.23.)⁴¹.



Şekil 3.22. TMS320C6713 DSK kartının üstten görünüşü



Şekil 3.23. TMS320C6713 DSK kartının haritası ⁴¹

3.4.1. Code Composer Studio

DSP'lerin gerçek güçlerinden yararlanabilmek için etkin yazılımlara ihtiyaç vardır. Aslında yazılım ürünün en kritik parçasıdır. Endüstriyel tahminlere göre yaklaşık olarak, çabaların %80 'i oturmuş sistemlerde yapılacak olan gelişmelerde ve sistem zorluklarının %80'ide yazılım da ortaya çıkmaktadır. Tasarımcılar karmaşık olaylar yerine, kullanılması kolay ve gelişmiş araçları olan işlemcileri sistemlerinde kullanmak istemektedirler. Bu tür araçlar günden güne pazarlama taleplerinde büyük bir etkiye sahiptir.

Geçmişteki tecrübelerle göre, DSP araçları hem kod üretimini kolaylaştırmak için hem de kodların bölümlerini analiz etmek ve hata bulma işlemleri için uygun bir şekilde sınırlandırılmışlardır. Çoğu örnekte bu araçlar, geliştiricilerden istenen farklı uygulamalar arasındaki değişikliklerden yoksundur. Hata bulma gerçek zamanlı uygulamalar için bir engelleyici faktördür. Gerçek dünya koşulları altındaki uygulamaların davranışını anlamak için, geliştiriciler durmaksızın bir program

akışını takip edebilmeyi isterler. Bununla beraber, tipik hata bulma sadece durma noktaları arasında tek tek, adım adım statik olarak hata bulunmasına izin verir. Bu programlar ardışık şekilde bilgi sağlayamazlar ya da kodun o anki uygulamasıyla, daha önceki olaylar arasında bir etkileşime sebep olabilirler.

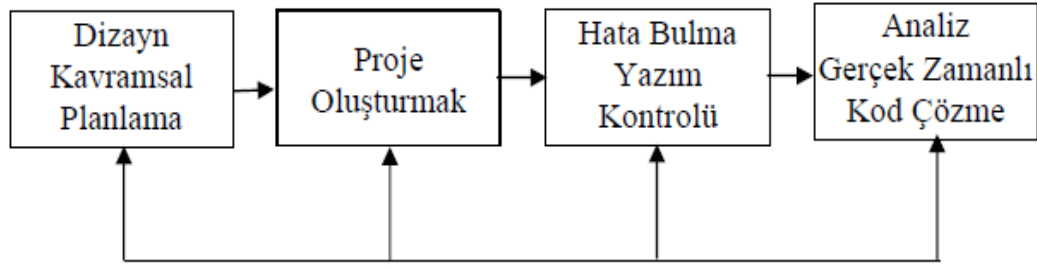
Günümüz DSP araç setleri; kod üretimi, basit hata bulma ve izleme gibi özellikler açısından ileri olmalıdır. DSP geliştirme sistemi için; ön sezgili, işlemciyi durdurmaksızın programın akışını izleme özelliği bulunması; anlaşılması zor zamanlarda problemlerini çözmek için gerçek zamanlı analizlerine sahip olması; bir yol içinde tasarımcıların işaret verilerini incelemelerine izin veren grafiksel pencereler içermesi, bir editör ya da derleyici kadar gereklidir.

Sonuç olarak tasarımcılar, bulundukları konumu muhafaza etmek ya da rakiplerine yetiştirmek için ürünlerine daha fazla özellik katmaya başlarken, DSP uygulamalarının karmaşıklılığı gittikçe artmaktadır.

Bu sonuçlar gösterir ki; eski günlerde DSP geliştiricileri sürekli gelişmiş sistemlere adapte olmaya zorlanmışken, şimdi ise kendi çalışacakları ortamı yaratacak ve gerekli olan araçları ekleme ihtiyacı içindedirler.

Tasarımcıların bu isteklerini karşılayan yazılımlar, pazarda çok büyük paylar almaktadırlar. Texas firmasının ürettiği Code Composer Studio (CCS) bu ihtiyaçlara cevap vermektedir.

CCS, hata bulma ve gerçek zaman analizleri gibi temel kod üretme araçlarına sahiptir. CCS Şekil 3.24'teki yazılım geliştirme döngüsündeki bütün evreleri sağlamaktadır⁴².

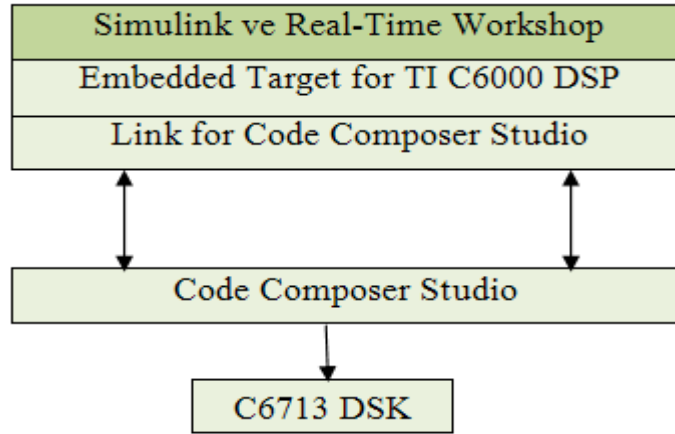


Şekil 3.24. CCS Kod Geliştirme Evreleri ⁴²

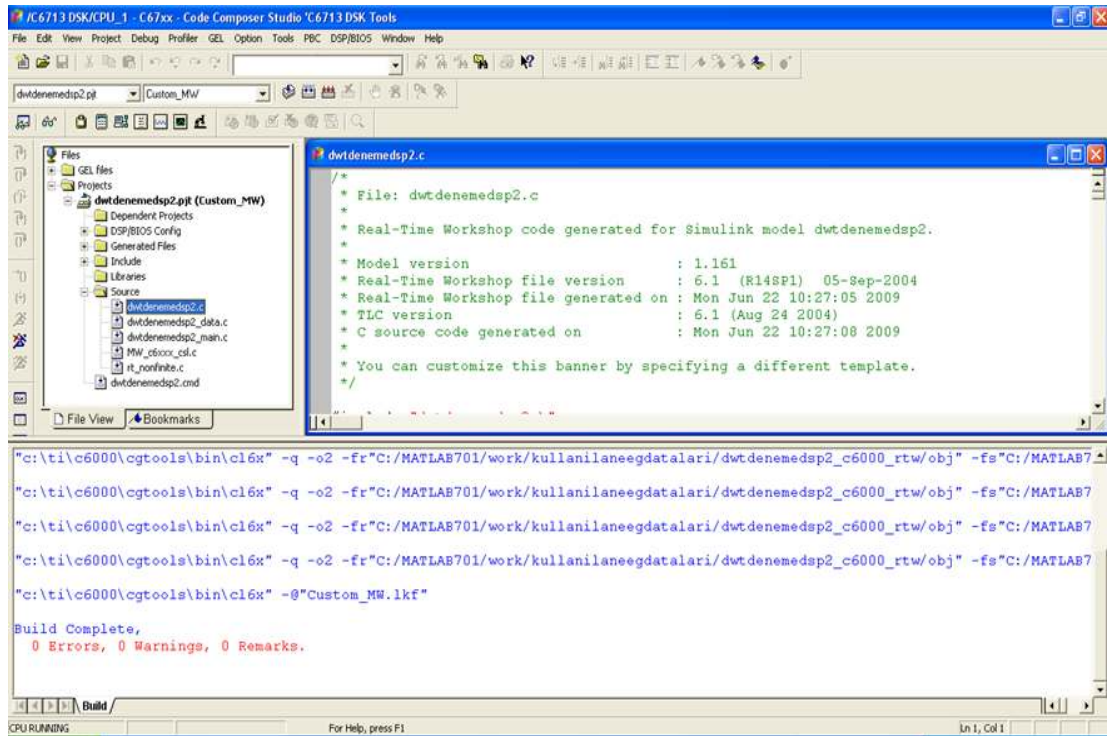
CCS programı farklı programlama dillerinde (Matlab, Simülink, C, C++) oluşturulmuş kodları, Assembler diline çevirerek C6713 DSK kartına yüklenmesini sağlar ⁴¹.

3.4.2. DSK6713 Kartına Fonksiyonel Bakış

Sayısal işaret işleme algoritmalarını modellemek için Simulink'te Embedded Target for TI C6000 DSP bloksetinde bulunan bloklar kullanılabilir ve daha sonra Real-Time Workshop (RTW) kullanılarak Code Composer Studio (CCS) aracılığı ile C6713 DSK kitine gömülecek ANSI C kod yığını üretilir. Embedded target for TI C6000 DSP üretilen C kodlarını alır ve C6713 DSK'ya özel makine kodlarını CCS aracılığı ile karta gömer ve sayısal işaret işlemcisi üzerinde çalıştırır (Şekil 3.25). Derleme işleminden sonra CCS 'de Simulink'teki modele ait proje gerekli dosyaları ile oluşur (Şekil 3.26) ⁴³.



Şekil 3.25. Simulink ve diğer araçlar yardımıyla C6713 DSK'ya üretilen kodların gömülmesi⁴³



Şekil 3.26. Derleme işleminden sonra CCS'nin görünümü

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

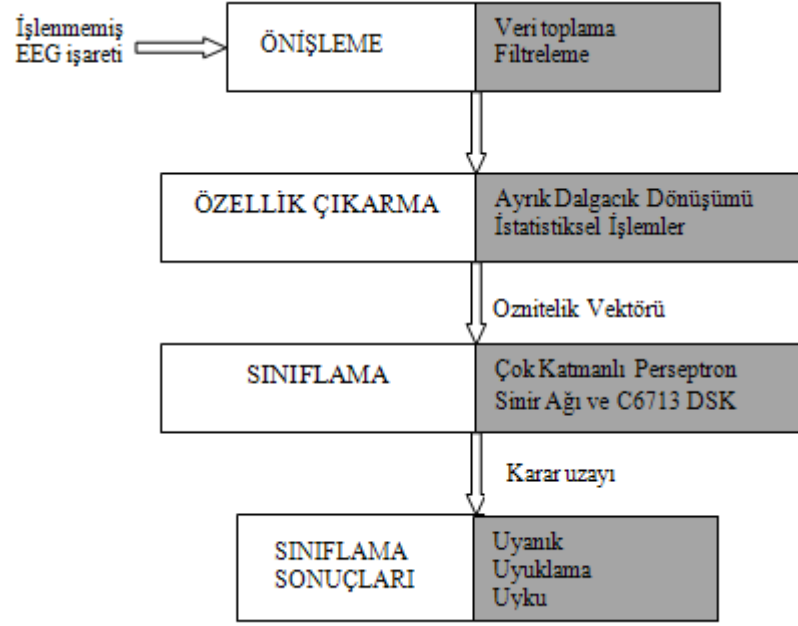
Bu çalışmada EEG işaretleri ile DSP tabanlı olarak uyanıklık seviyesi tespiti için yapılmış amaçlanmıştır. Buna yönelik olarak EEG verileri toplanmıştır. Daha sonra bu verileri YSA girişine hazır hale getirmek için ADD ve istatistiksel işlemler uygulanmıştır. Son olarak, YSA ile uyanıklık seviyesi TMS320C6713 DSK ile DSP tabanlı olarak sınıflandırılmıştır.

4.1. EEG verisinin toplanması

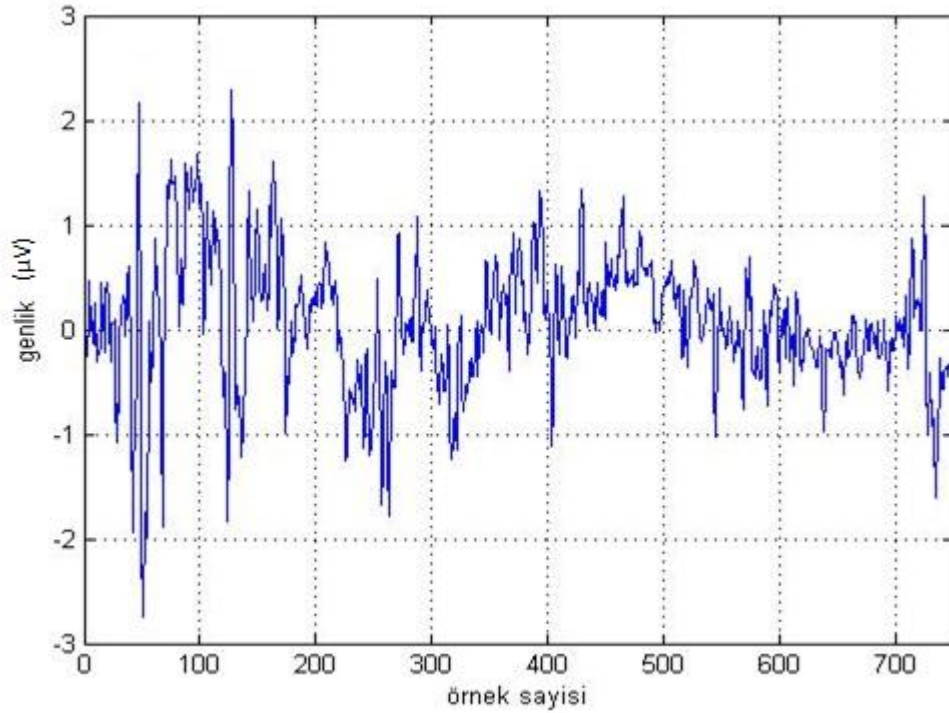
EEG işaretlerinden kişinin uyanıklık seviyesinin kestirimi yapılırken temel olarak 3 seviye belirlenmiştir. Bunlar sırasıyla uyanık, uyuklama ve uyku seviyeleridir. Uyanık seviyesi, EEG'nin uyanık durumu ile tanımlanmıştır. Uyku seviyesi, EEG'nin uykunun başlangıç evresi olan Evre 1'deki durumu ile tanımlanmıştır. Uyuklama seviyesi ise kişinin uyanık durumdan Evre 1'e geçişi sırasında EEG'deki değişim durumu ile tanımlanmıştır.

Çalışmada kullanılan EEG işaretleri, Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi Uyku Laboratuvarında uyku çalışması için sağlıklı kişilerden uygun şartlarda kayıt edilmiştir. Kayıtlar gece boyunca alınmış ve ortalama olarak 7 saatten oluşmaktadır.

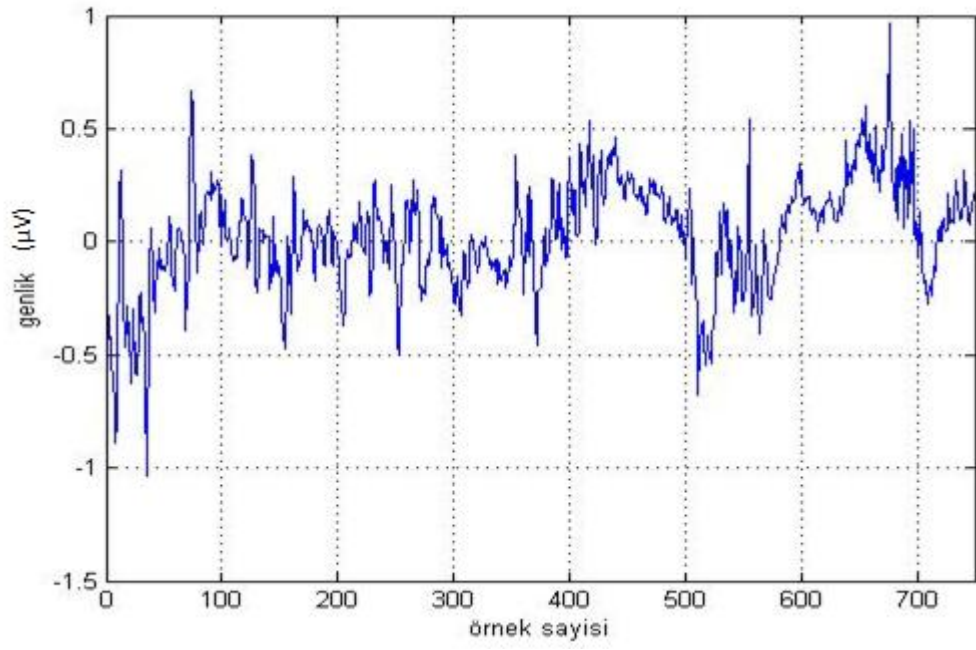
Uyanıklık seviyesi tespiti için kullanılan sistemin akış diyagramı Şekil 4.1'de verilmiştir. EEG işaretleri uzman hekim yardımıyla uyanık, uyuklama ve uyku şeklinde skorlanmıştır. Ön işleme aşamasında kesim frekansı 32 Hz olan alçak geçiren bir filtreden geçirilen EEG işaretleri, dikdörtgen pencere ile pencerelenerek 5'er saniyelik bölütlere ayrılmıştır. EEG işaretleri 1/100 değerinde normalize edilmiştir. Çalışmadaki EEG işaretleri maksimum 32 Hz içerdiğinden örnekleme frekansı olarak 150 Hz yeterli olmaktadır ve filtrelenmiş her 5'er saniyelik bölüm 750 örnekten oluşmaktadır. Ön işleme aşaması sonucu elde edilen, bir kişiye ait uyanık, uyuklama ve uyku EEG işaretleri Şekil 4.2-7'de gösterilmektedir.



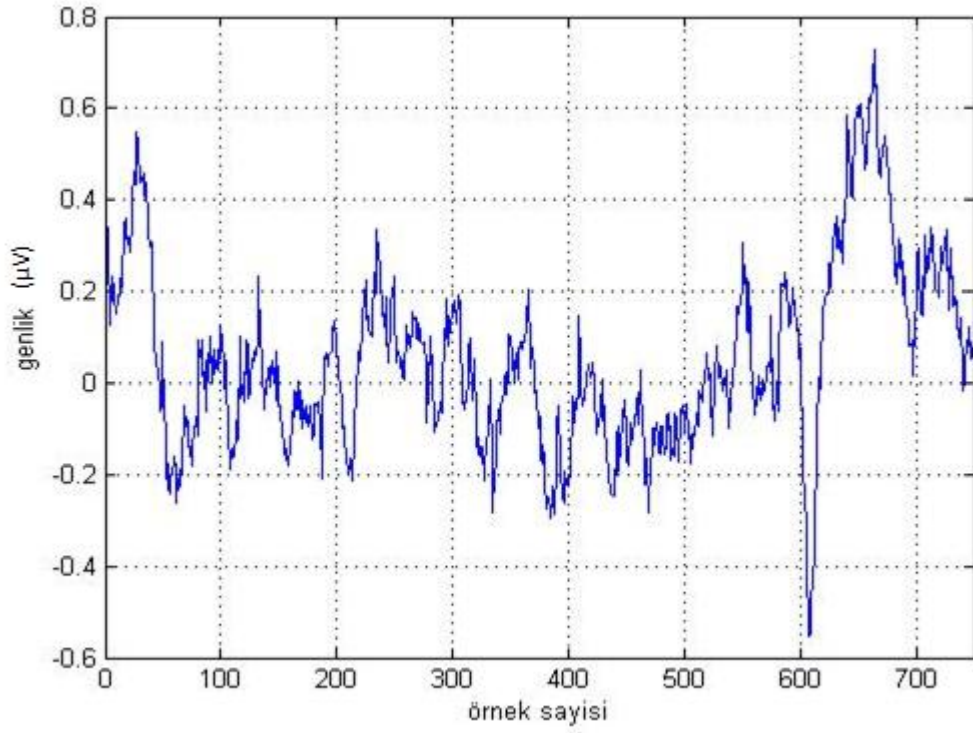
Şekil 4.1. Sınıflandırma için kullanılan sistemin akış diyagramı



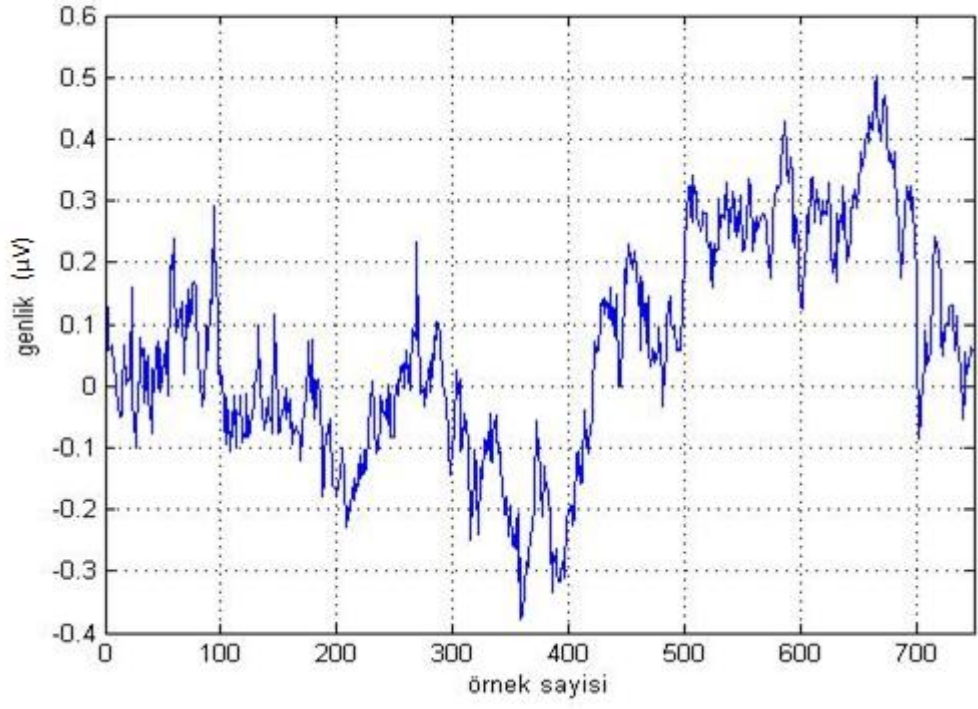
Şekil 4.2. Uyanık duruma ait EEG bölütü



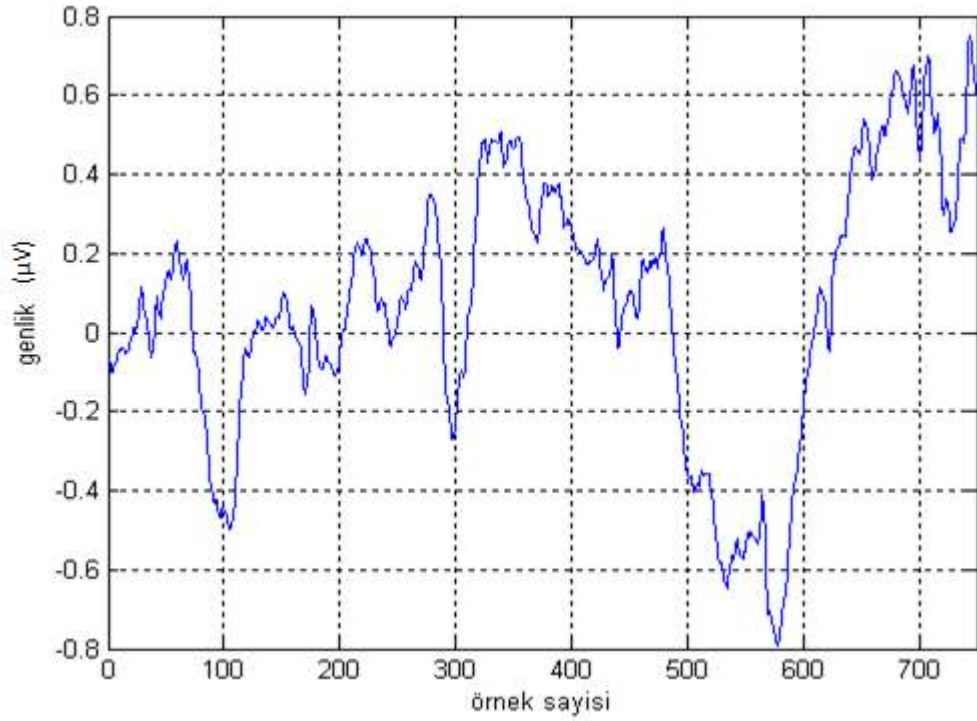
Şekil 4.3. Uyanık duruma ait EEG bölütü



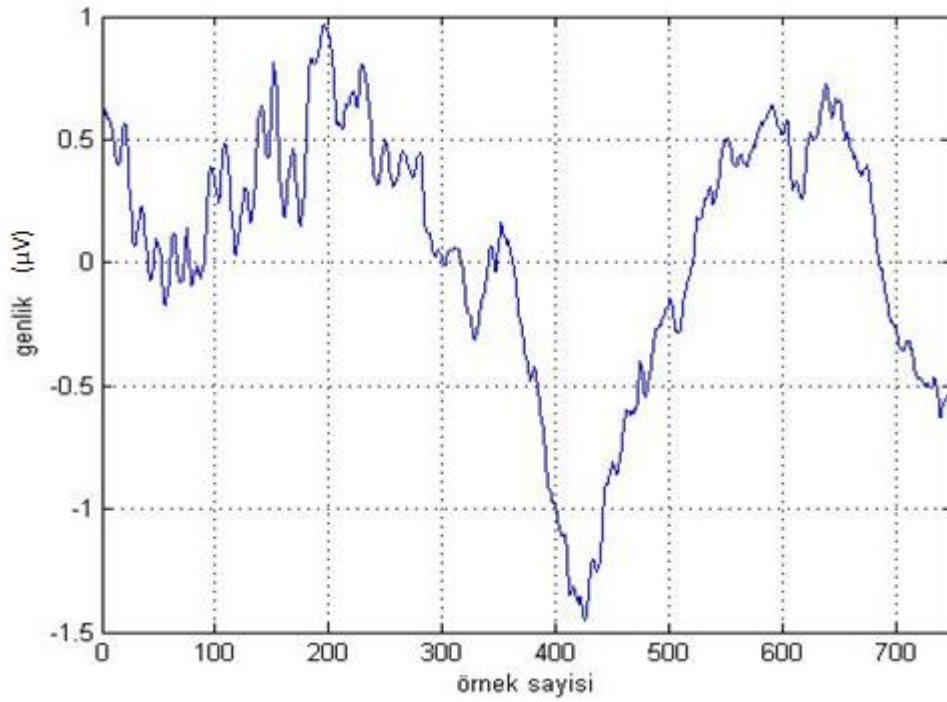
Şekil 4.4. Uyuklama durumuna ait EEG bölütü



Şekil 4.5. Uyuklama durumuna ait EEG bölütü



Şekil 4.6. Uyku durumuna ait EEG bölütü



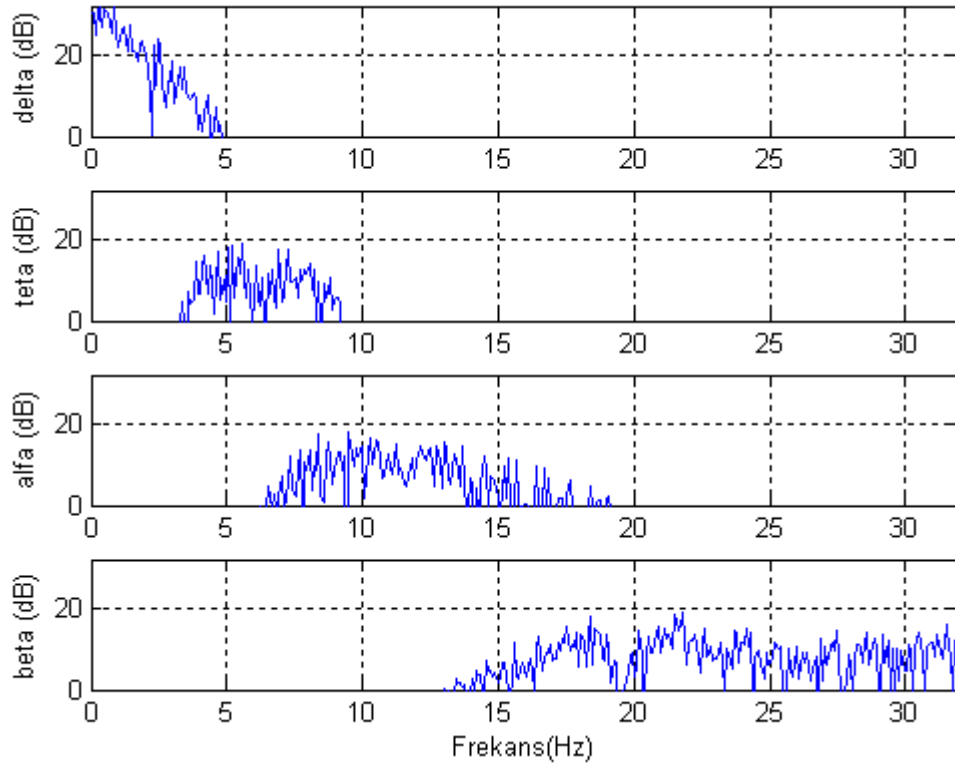
Şekil 4.7. Uyku durumuna ait EEG bölütü

4.2. Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve İstatistiksel işlemler ile EEG'den özellik çıkarma

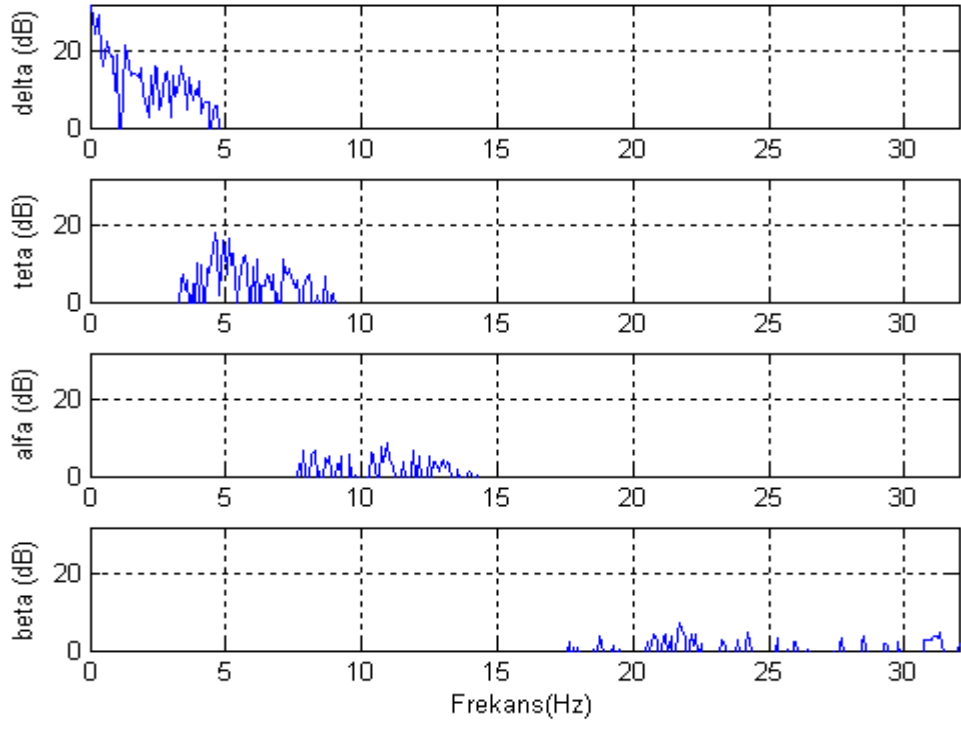
Uygun dalgacık seçimi ve ayrışım seviyelerinin sayısının tespiti, işaretlerin dalgacık dönüşümü ile analizinde oldukça önemlidir. Ayrışım seviyelerinin sayısı işaretin baskın frekans bileşenlerine göre tespit edilir. Bu çalışmada, 0-32 Hz frekans bileşenlerine sahip EEG işaretlerinin delta, teta, alfa ve beta alt bantlarına ayrıştırılması için ayrıştırma seviyelerinin 3 olarak seçilmesi ve dalgacık tipi olarak Daubechies dalgacık kullanılması uygundur^{10,11}. ADD kullanılarak Delta, Teta, Alfa, Beta alt bantlarına ayrıştırılan EEG işaretlerinin frekans bantları Çizelge 4.1'de verildiği gibidir. Bir kişiye ait uyanık, uyuklama ve uyku EEG işaretlerinin içerdiği frekans bantlarının güç spektrum yoğunlukları Şekil 4.8-10'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. EEG'nin DD ile elde edilen alt bantlarının frekans aralıkları

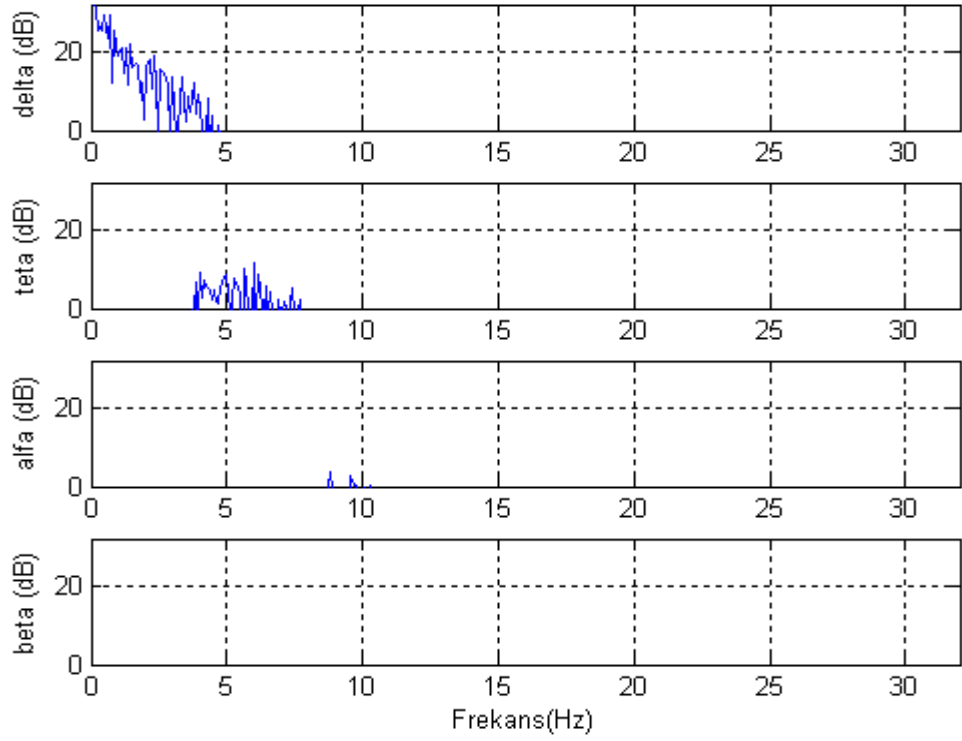
Alt bantlar	Frekans aralığı (Hz)
Beta(D1)	16 – 32
Alfa(D2)	8 - 16
Teta(D3)	4 – 8
Delta(A3)	0 - 4



Şekil 4.8. EEG uyanık bölütünün güç spektrum yoğunluğu

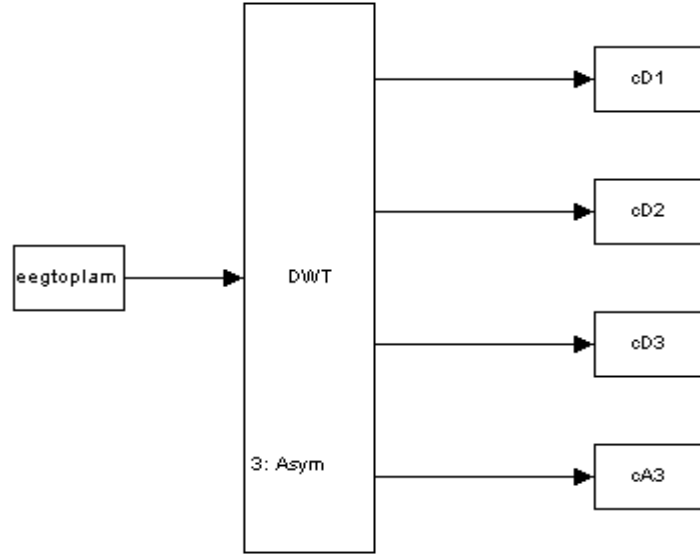


Şekil 4.9. EEG uyuklama bölütünün güç spektrum yoğunluğu



Şekil 4.10. EEG uyku bölütünün güç spektrum yoğunluğu

ADD ile EEG işaretlerine ait dalgacık katsayılarının elde edilmesi için Simulinkte model oluşturulmuştur. Bu model, Şekil 4.11’de verilmiştir.



Şekil 4.11. EEG işaretinin ADD ile dalgacık katsayılarının elde edilmesi

ADD bloğu çıkışında, db4 3. seviye için (Şekil 4.12) her bölütün cD1, cD2 ve cD3 ayrıntı (detail) ve cA3 yaklaşıklık (approximation) katsayıları (376+188+94+94 katsayı) elde edilmektedir. Giriş işareti bu bantların toplamından oluşmaktadır, yani $S = D1 + D2 + D3 + A3$ olmaktadır ve Şekil 4.13’de verilmiştir. ADD ile elde edilen alt bant işaretleri, EEG işareti hakkında önemli bilgi içerdiği için özellik vektörleri olarak alınmıştır. Şekil 14.-16’da yetişkin bir kişiden alınan uyanık, uyuklama ve uyku EEG işaretlerinin ADD ile elde edilen alt bant işaretleri sırasıyla gösterilmiştir.

Parameters

Filter:

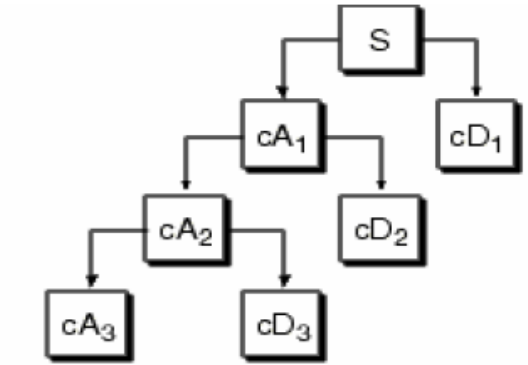
Wavelet order:

Number of levels:

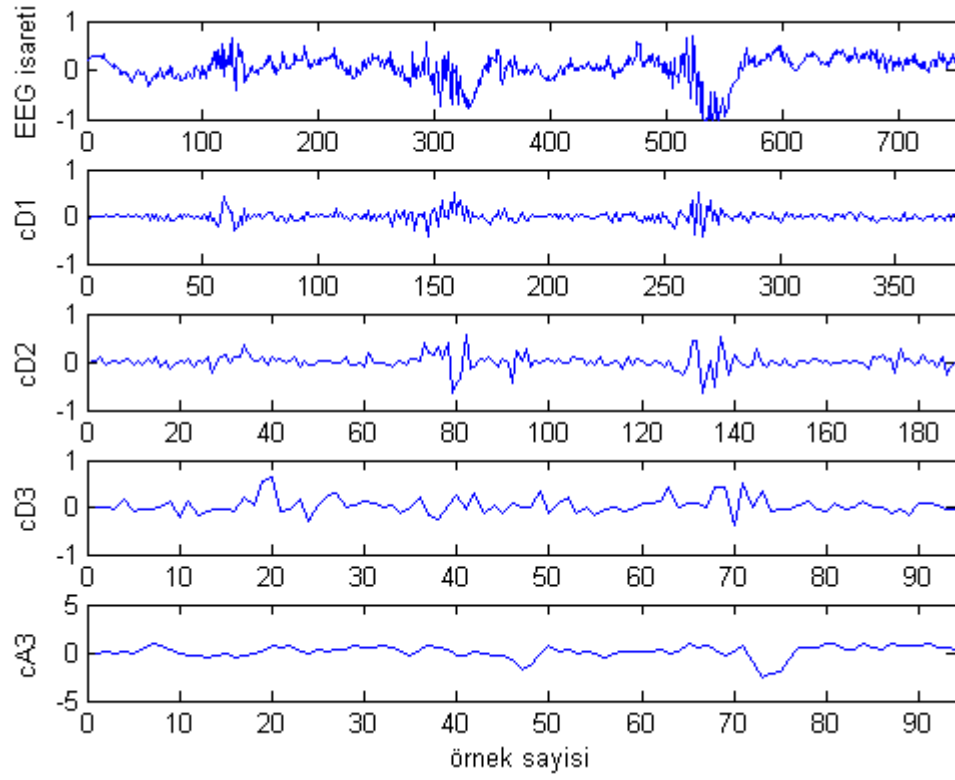
Tree structure:

Output:

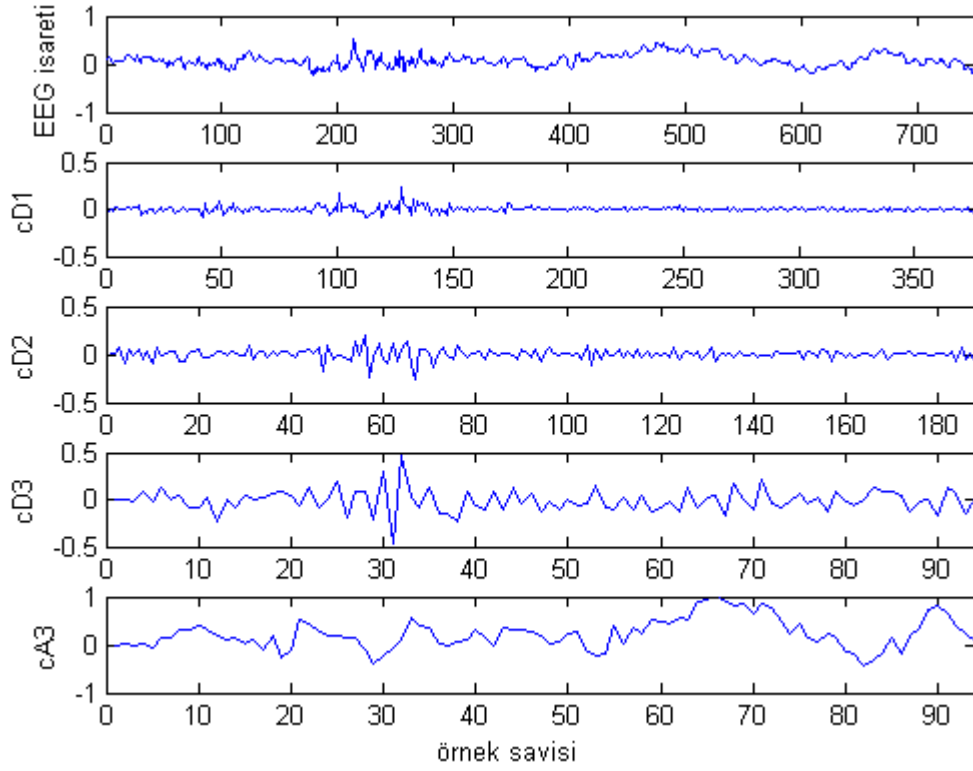
Şekil 4.12. ADD bloğuna ait parametrelerin seçimi



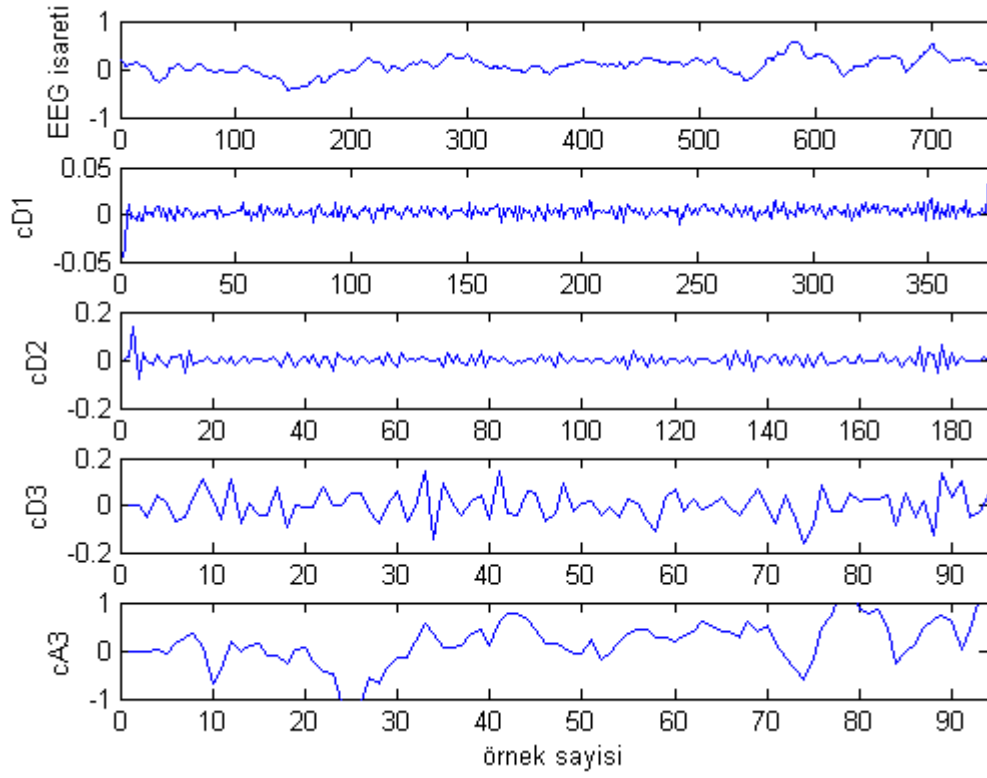
Şekil 4.13. Bir işaretin dalgacık dönüşümü ile çok seviyeli ayrıştırılması



Şekil 4.14. Uyanık EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları



Şekil 4.15. Uyuklama EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları



Şekil 4.16. Uyku EEG'si ve alt bantlara ait dalgacık katsayıları

Elde edilen alt bantların (öznitelik vektörleri) boyutunu küçültmek için, her bir alt bant için maksimum, minimum, standart sapma, ortalama değeri ve entropi olmak üzere 5 adet istatistiksel değer elde edilmiştir ^{44,45}.Yapılan istatistiksel işlemler:

1. *Maksimum değer:*

$$x_p = \max x(n) \quad (4.1)$$

2. *Minimum değer:*

$$x_p = \min x(n) \quad (4.2)$$

3. Ortalama değeri:

$$X_m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (4.3)$$

4. Standart sapma:

$$X_{std} = \sqrt{\frac{\sum_1^N (x(n) - x_m)^2}{N-1}} \quad (4.4)$$

Burada $x(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$ için bir zaman serisidir. N ise, veri noktalarının sayısıdır.

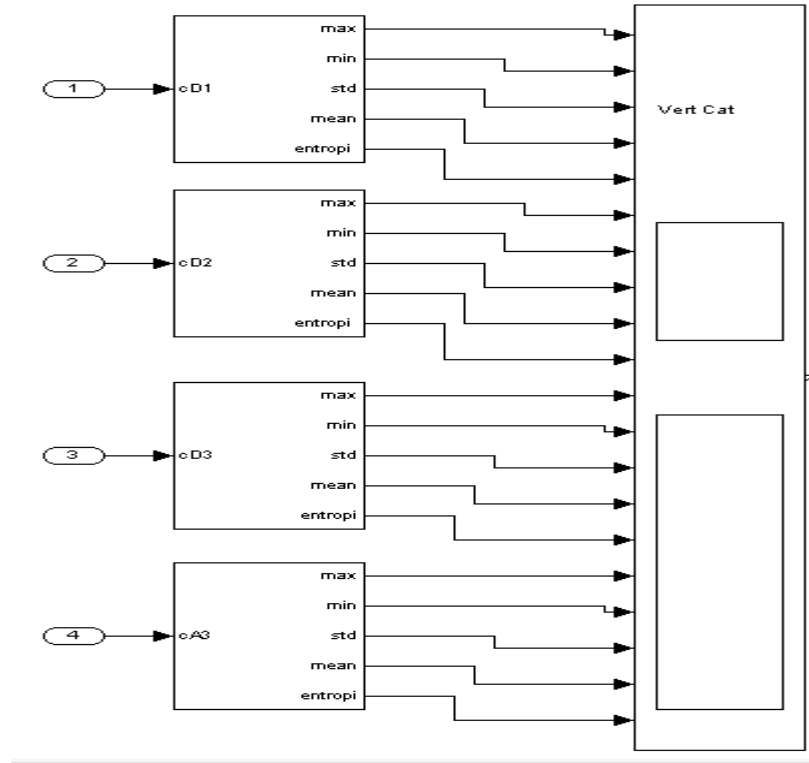
5. Entropi:

Entropi kavramı, kısaca bir sistemin düzensizliğinin ölçüsü olarak tanımlanabilir. İşaret işleme açısından bakıldığında, EEG gibi durağan olmayan bir işaretin düzensizlik bilgisinin derecesini ölçmek için uygun bir araç olarak kullanılabilir ⁴⁶. İşaret durağan ise frekans bölgesinde dar bir spektrum ile düşük bir entropi değerine sahip olur. Durağan değilse, frekans spektrumu geniş bir banda yayılarak yüksek entropi değerine sahip olur ⁴⁷. Buna bir kişinin uyanık ve uyku hallerindeki EEG sinyali örnek gösterilebilir. Kişi uyanık durumdan uyku haline geçerken EEG sinyalinin entropi değeri azalır, çünkü uyanık halden uykuya geçişte EEG sinyalinin nispeten durağanlığı artar ⁴⁶.

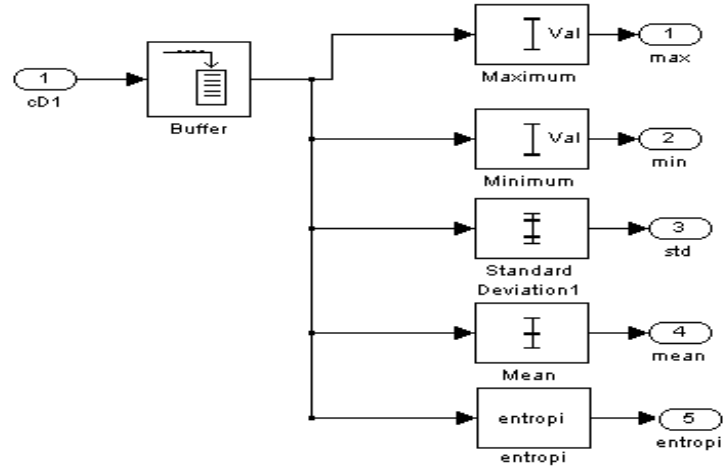
$$E(s) = - \sum_i^n s_i^2 \log_2(s_i^2) \quad (4.5)$$

Bu denklemde, s işaret , s_i işaretin i . katsayısını ve E işaretin entropi değerini ifade etmektedir.

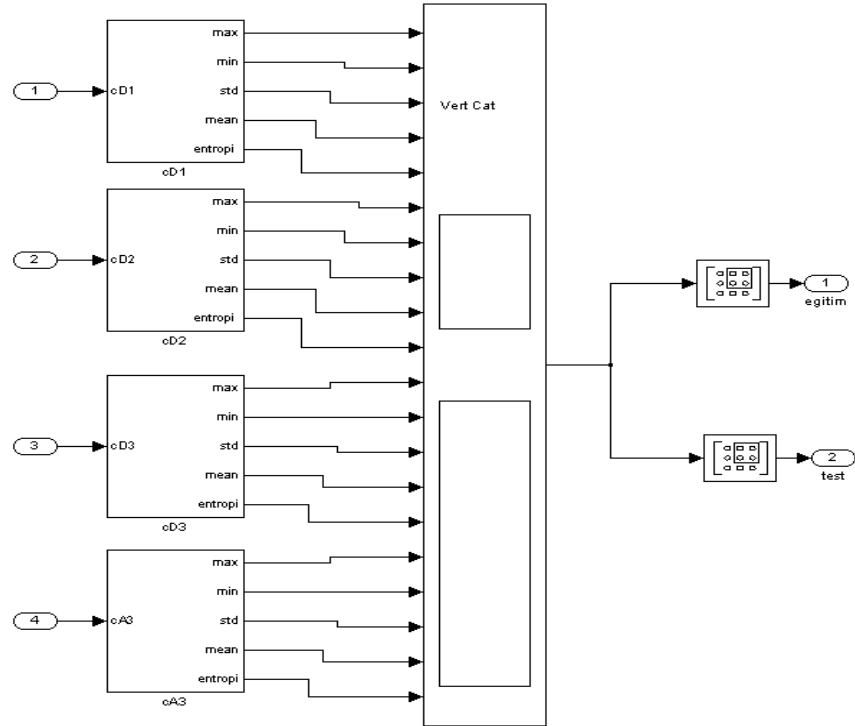
ADD kullanılarak EEG işaretinden elde edilen alt bant verilerine yukarıdaki istatistiksel işlemler uygulanmıştır ve toplam olarak 20 tane veri elde edilmiştir. Bu veriler her bir EEG işareti için öznitelik vektörünü oluşturmaktadır. Şekil 4.17 -20’de gösterilen ve Simulink’te oluşturulan model ile her bir alt banda ait istatistiksel değerler elde edilmiş ve YSA’da kullanılmak üzere eğitim ve test kümelerine ayrılmıştır.



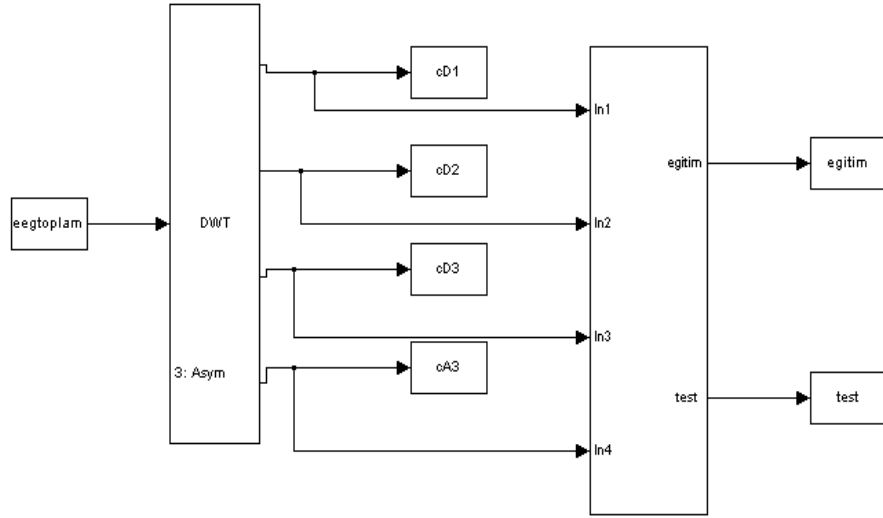
Şekil 4.17. Her bir alt bant için istatistiksel değerlerin hesaplanması



Şekil 4.18. cD1 bandına ait istatistiksel değerlerin hesaplanması: modelin ayrıntılı gösterimi



Şekil 4.19. Boyutu küçültülen EEG işaretlerinin eğitim ve test kümelerine ayrılması



Şekil 4.20. EEG işaretlerinden özellik çıkarma için kullanılan model

EEG işaretlerinden her bir sınıf (uyanık, uyuklama, uyku) için 20 adet bölüt seçilmiştir ve giriş verisi olarak kullanılmıştır. Burada ‘eegtoplamlar’ bloğu, her biri 750 örnekten oluşan EEG işaretlerinin oluşturduğu giriş verisidir. ‘egitim’ ve ‘test’ blokları, her bir sınıftan 10 bölüt olmak üzere toplam 30 bölüte ait özellik vektörünü içermektedir. Eğitim kümesine ait elde edilen istatistiksel değerlerin aralık değerleri Çizelge 4.2.a,b,c’de verilmiştir. Test kümesine ait elde edilen istatistiksel değerlerin aralık değerleri Çizelge 4.3.a,b,c’de verilmiştir.

Çizelge 4.2.a. Eğitim kümesi uyanık sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

	ALT BANTLAR			
İstatistiksel İşlem	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.183 ~ 0.962	0.233 ~ 1.345	0.413 ~ 1.782	1.023 ~ 4.191
Minimum	-0.686 ~ -0.116	-1.882 ~ -0.255	-3.581 ~ -0.313	-3.697 ~ -0.694
Standart sapma	0.035 ~ 0.186	0.092 ~ 0.431	0.140 ~ 0.857	0.410 ~ 1.341
Ortalama	-0.019 ~ 0.005	-0.009 ~ 0.005	-0.035 ~ 0.041	-0.148 ~ 0.223
Entropi	2.560 ~ 28.788	2.907 ~ 23.867	-73.02 ~ 14.48	-246.87 ~ 8.92

Çizelge 4.2.b. Eğitim kümesi uyuklama sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

	ALT BANTLAR			
İstatistiksel İşlem	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.051 ~ 0.293	0.113 ~ 0.268	0.155 ~ 0.462	0.497 ~ 3.352
Minimum	-0.318 ~ -0.035	-0.297 ~ -0.119	-0.46 ~ -0.184	-2.023 ~ -0.442
Standart sapma	0.014 ~ 0.038	0.032 ~ 0.056	0.074 ~ 0.140	0.245 ~ 1.065
Ortalama	-0.002 ~ 0.004	-0.004 ~ 0.003	-0.009 ~ 0.019	-0.259 ~ 0.343
Entropi	0.584 ~ 3.076	1.177 ~ 2.882	2.282 ~ 5.698	-111.16 ~ 18.40

Çizelge 4.2.c. Eğitim kümesi uyku sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

	ALT BANTLAR			
İstatistiksel İşlem	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.016 ~ 0.198	0.071 ~ 0.363	0.145 ~ 0.432	0.705 ~ 3.215
Minimum	-0.146 ~ -0.019	-0.178 ~ -0.064	-0.341 ~ -0.118	-3.997 ~ -0.289
Standart sapma	0.006 ~ 0.014	0.019 ~ 0.041	0.062 ~ 0.138	0.233 ~ 1.574
Ortalama	-0.0012 ~ 0.003	-1.35 e-4 ~ 0.002	-0.002 ~ 0.001	-0.012 ~ 0.35
Entropi	0.126 ~ 0.434	0.479 ~ 1.408	1.673 ~ 5.315	-389.67 ~ 15.15

Çizelge 4.3.a. Test kümesi uyanık sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

	ALT BANTLAR			
İstatistiksel İşlem	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.128 ~ 0.848	0.298 ~ 1.087	0.415 ~ 1.548	0.951 ~ 3.726
Minimum	-0.581 ~ -0.126	-1.272 ~ -0.289	-1.480 ~ -0.416	-4.492 ~ -0.57
Standart sapma	0.034 ~ 0.123	0.092 ~ 0.272	0.151 ~ 0.542	0.380 ~ 1.820
Ortalama	-0.007 ~ 0.009	-0.009 ~ 0.019	-0.040 ~ 0.023	-0.099 ~ 0.432
Entropi	2.436 ~ 15.80	2.793 ~ 20.035	4.105 ~ 14.15	-600.11~16.47

Çizelge 4.3.b. Test kümesi uyuklama sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

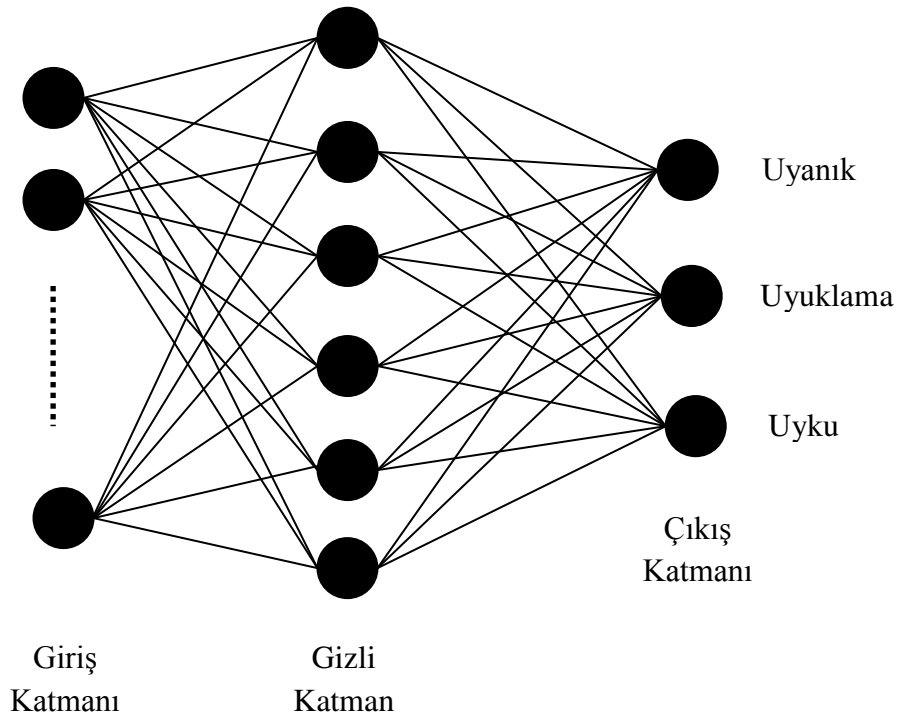
	ALT BANTLAR			
İstatistiksel İşlem	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.042 ~ 0.214	0.141 ~ 0.574	0.189 ~ 0.660	0.565 ~ 4.413
Minimum	-0.206 ~ -0.041	-0.308 ~ -0.106	-0.388 ~ -0.183	-2.901 ~ -0.38
Standart sapma	0.015 ~ 0.032	0.045 ~ 0.078	0.084 ~ 0.154	0.202 ~ 1.029
Ortalama	-0.002 ~ 0.0018	-0.002 ~ 0.0034	-0.011 ~ 0.015	-0.170 ~ 0.187
Entropi	0.662 ~ 2.302	0.662 ~ 4.437	1.963 ~ 5.70	2.835 ~19.292

Çizelge 4.3.c. Test kümesi uyku sınıfının istatistiksel değerlerine ait aralıklar

İstatistiksel İşlem	ALT BANTLAR			
	D1	D2	D3	A3
Maksimum	0.026 ~ 0.25	0.065 ~ 0.544	0.128 ~ 0.569	0.502 ~ 2.892
Minimum	-0.196 ~ -0.015	-0.254 ~ -0.056	-0.341 ~ -0.1383	-3.557 ~ -0.394
Standart sapma	0.0069 ~ 0.014	0.024 ~ 0.05	0.051 ~ 0.09	0.237 ~ 1.78
Ortalama	-9.16 e-4 ~ 0.001	-0.001 ~ 0.002	-0.006 ~ 0.003	-0.72 ~ 0.305
Entropi	0.17 ~ 0.35	0.67 ~ 1.24	1.267 ~ 3.04	-508.73 ~ 21.56

4.3. EEG Özellik Vektörlerine YSA Uygulanması

EEG bölütlerine ADD ve istatistiksel işlemler uygulanmıştır. Her bölütün boyutları 20 olan öznitelik vektörleri elde edilmiştir. EEG'nin elde edilen bu öznitelik vektörü çok katmanlı perseptron sinir ağı sınıflandırıcısının girişini oluşturmaktadır. Bu giriş vektörleri kullanılarak ileri beslemeli çok katmanlı bir YSA ile eğitilerek EEG işaretleri uyanıklık seviyesine göre sınıflandırılmıştır. YSA'nın çıkış vektörleri uyanık, uyuklama ve uyku EEG bölütleri için sırasıyla [1 0 0], [0 1 0] ve [0 0 1] şeklinde tanımlanmıştır. Ağın eğitimi için 30 bölüt (her sınıftan 10 bölüt) ve testi için 30 bölüt (her sınıftan 10 bölüt) kullanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan çok katmanlı YSA yapısı Şekil 4.21'de gösterilmiştir.



Şekil 4.21. Çalışmada kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı

Ağın eğitimi için kullanılan program kodları aşağıda verilmiştir:

```
load hedef.mat;

net=newff(minmax(egitim),[6 3],{ 'tansig' 'logsig'},'trainlm');

net.trainParam.show = 10;

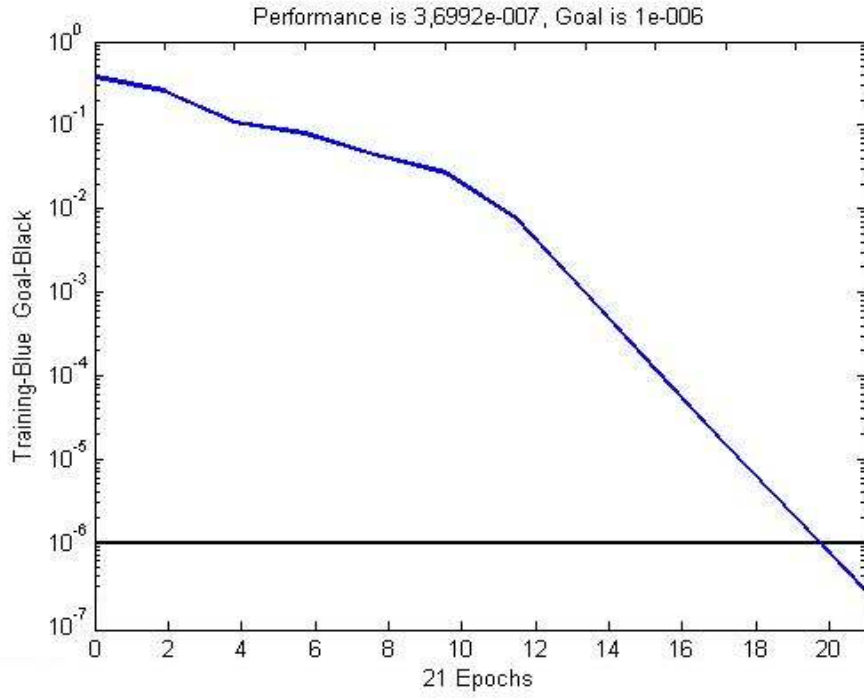
net.trainParam.epochs = 100;

net.trainParam.goal = 1e-6;

[net,tr,Ye,Ee] = train(net,egitim,hedef);

gensim(net)
```

Ağın eğitimi 21 iterasyonda tamamlanmıştır. Geri yayımlı YSA'nın eğitim sürecindeki hata değişimi Şekil 4.22'de gösterilmiştir.



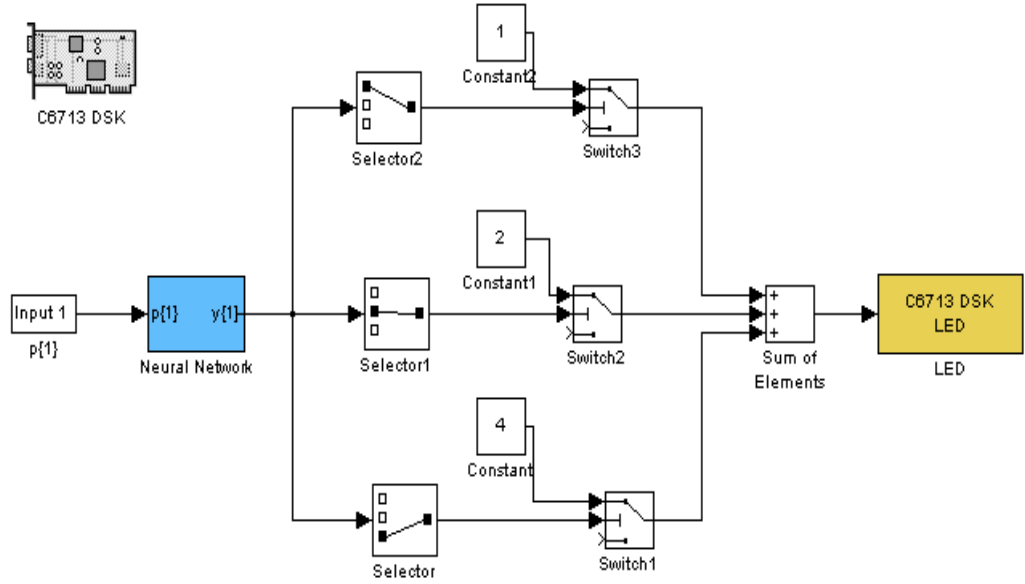
Şekil 4.22. Öğrenme iterasyonlarına göre sistem hatasının değişimi

4.4. EEG Verisinin YSA ile TMS320C6713 DSK Kullanılarak Test Edilmesi

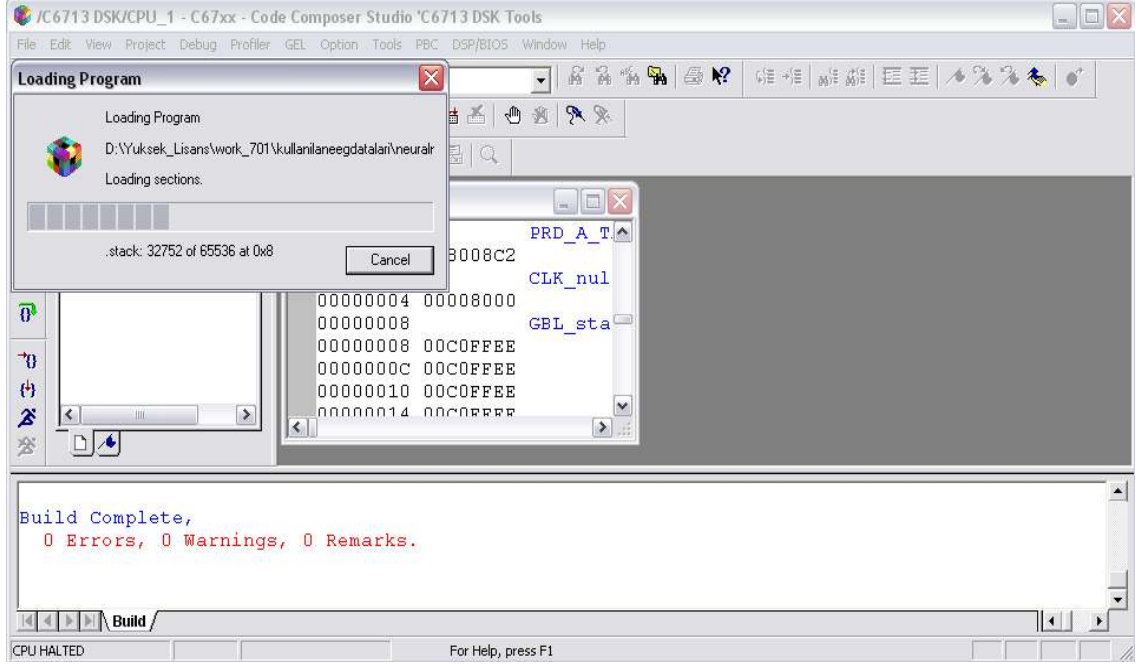
Ağın testi için uyanık, uyuklama ve uyku işaretlerinden 10'ar bölüt olmak üzere toplam 30 bölüt kullanılmıştır. Eğitilen YSA Matlab 'gensim(net)' komutu ile Simulink'e aktarılmış ve Şekil 4.23'de verilen model oluşturulmuştur. Ağın testi, bu model ile C6713 DSK üzerinde gerçekleştirilmiştir. C6713 DSK üzerinde bulunan 4 adet LED'den üçü ağın çıkışı olarak kullanılmıştır. LED'lerden her biri uyanık, uyuklama ve uyku olmak üzere bir uyanıklık seviyesini temsil etmiştir.

Şekil 4.23'de *input 1* bloğu ağın girişini yani boyutu 20 olan EEG işaretini, *Neural network* bloğu eğitilmiş ağı içermektedir. *Neural network* bloğunun çıkışı, boyutu 3 olan bir vektördür ve bu vektörün elemanlarının her biri *neural network* bloğundan sonraki bloklarla test edilerek C6713 DSK üzerindeki LED'lere gönderilir ve ağın doğru çıkış verip vermediği kontrol edilmektedir.

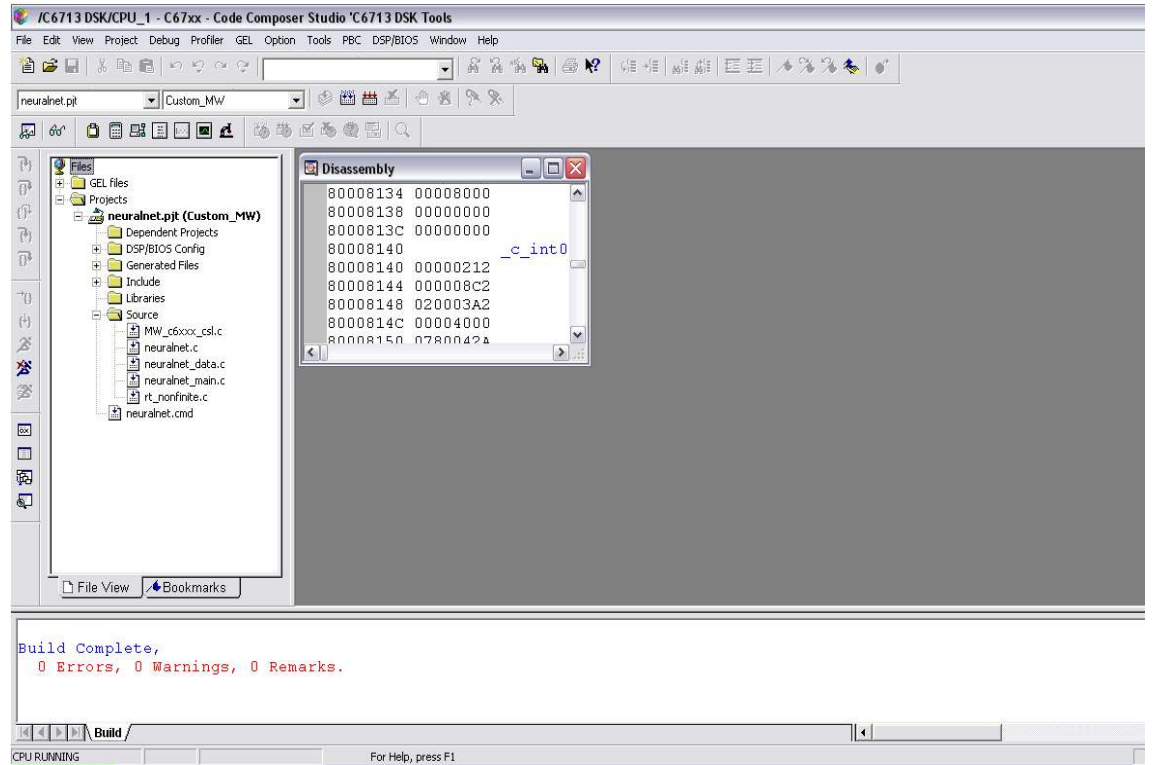
Simulink'te Embedded Target for TI C6000 DSP blokseti ve Signal Processing bloksetinde bulunan bloklar ile oluşturulan Şekil 4.23'deki model ve daha sonra RTW kullanılarak CCS aracılığı ile C6713 DSK kitine gömülecek ANSI C kod yığını üretilir. Embedded target for TI C6000 DSP üretilen C kodlarını alır ve C6713 DSK'ya özel makine kodlarını CCS aracılığı ile karta gömer (Şekil 4.24) ve C6713 işlemcisi üzerinde çalıştırır. Şekil 4.25'de derleme işleminden sonra CCS'de Simulink'teki modele ait proje gerekli dosyaları ile oluşur.



Şekil 4.23. Sinir ağının C6713 DSK üzerinde test edilmesi için hazırlanan model



Şekil 4.24. CCS aracılığı ile C6713 DSK'ya üretilen kodların gömülmesi



Şekil 4.25. Derleme işleminden sonra CCS'de modele ait proje

Ağın C6713 DSK üzerinde çalıştırılmasıyla elde edilen test sonuçları Çizelge 4.4’de verilmiştir.

Çizelge 4.4. Test sonuçları

Ağın çıkış sonuçları			
	<i>Uyanık</i>	<i>Uyuklama</i>	<i>Uyku</i>
<i>Uyanık</i>	10	0	1
<i>Uyuklama</i>	0	10	1
<i>Uyku</i>	0	0	8

ADD ve istatistiksel işlemler ile elde edilen öznitelik vektörleri YSA ile eğitilmiş olup test işlemi C6713 DSK üzerinde yapılmıştır. Uyanık, uyuklama ve uyku durumunun sınıflandırma doğruluğu sırasıyla % 100, % 100 ve % 80 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma doğruluğu ise % 93.33 olmuştur.

Çalışmada kullanılan eğitim ve test kümelerine ikili çapraz doğrulama uygulanmıştır ⁴⁸. Bu işlem ile daha önce YSA’nın testi için kullanılan küme eğitim kümesi olarak, YSA’nın eğitimi için kullanılan küme test kümesi olarak kullanılmıştır. Katman sayısı, nöron sayısı ve eşik fonksiyonları değiştirilmeden YSA çapraz doğrulama ile yeniden eğitilmiştir. Ağın eğitimi 14 iterasyonda tamamlanmıştır. Test işlemi C6713 DSK üzerinde yapılmıştır ve test sonuçları Çizelge 4.5’de verilmiştir.

Çizelge 4.5. Test sonuçları

Ağın çıkış sonuçları			
	<i>Uyanık</i>	<i>Uyuklama</i>	<i>Uyku</i>
<i>Uyanık</i>	9	0	0
<i>Uyuklama</i>	1	9	0
<i>Uyku</i>	0	1	10

Çapraz doğrulama ile uyanık, uyuklama ve uyku durumunun sınıflandırma doğruluğu sırasıyla % 90, % 90 ve % 100 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma doğruluğu ise % 93.33 olarak elde edilmiştir.

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, TMS320C6713 DSK ile EEG işaretlerinden uyanıklık seviyesinin tespit edilmesi amaçlanmıştır.

ADD kullanılarak EEG işaretlerinin alt bantları (öznitelik vektörleri) elde edilmiştir. İstatistiksel işlemler ile öznitelik vektörlerinin boyutları küçültülmüş ve bu şekilde elde edilen vektörler sınıflandırıcı olarak kullanılan çok katmanlı sinir ağının giriş öznitelik vektörleri olarak seçilmiştir. Öznitelik vektörlerinin boyutlarının küçültülmesi ile YSA'nın işlem yükü azaltılmış ve sinir ağının çok kısa sürede eğitilmesi sağlanmıştır.

Sınıflandırma işlemi, Simulink modelinin C6713 DSK üzerinde çalıştırılması ile yapılmıştır. Uyanık, uyuklama ve uyku durumunun sınıflandırma doğruluğu sırasıyla % 100, % 100 ve % 80 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma doğruluğu ise % 93.33 olmuştur.

Çapraz doğrulama ile uyanık, uyuklama ve uyku durumunun sınıflandırma doğruluğu sırasıyla % 90, % 90 ve % 100 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma doğruluğu ise % 93.33 olarak elde edilmiştir.

Yapılan testler, DSK kullanılmadan elde edilen benzetim sonuçları ile C6713 DSK ile elde edilen sınıflandırma sonuçlarının aynı olduğunu göstermiştir. Ayrıca önerilen modelin test sonucunda elde edilen toplam sınıflama doğruluğu, modelin uyanıklık seviyesinin sınıflandırılmasında kullanılabileceğini göstermiştir.

Uyanıklık seviyesinin tespiti için oluşturulan sistemin geliştirilmesi ve başarı oranının artırılmasıyla, uyanık-uyku arasındaki ilişkiyi analiz etmede nörologlara kolaylık sağlayacağı düşünülmektedir.

İleriki çalışmalarda, EEG işareti ile uyanıklık seviyesinin tespiti C6713 kiti üzerinde DSP tabanlı ve gerçek zamanlı uygulanarak online bir sistemin gerçekleştirilmesi düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. http://www.ninds.nih.gov/disorders/brain_basics/understanding_sleep.htm
2. Dursun, M., *EEG sinyallerinde uyku içciklerinin zaman ve frekans domeni özellikleri kullanılarak analizi*, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 86s., 2009.
3. Akin, M. ;Kıymık M.K.;Arserim M. A.; Türkoğlu İ., *Seperation of Brain Signals Using FFT and Neural Networks*, Biyomut 2000, İstanbul.
4. Miner, N.E., *An introduction to wavelet theory and analysis*. Sandia Report, NM, October:1-25 p., 1998.
5. Hazarika, N., Chen, J.Z, Tsio A.C., Sergejew, A.,*Classification of EEG signals using the wavelet transform*, *Signal Process.*, 59 (1): 61-72, 1997.
6. Adeli, H., Zhou, Z., Dadmehr, N., *Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform*, *J Neurosci Methods*, 123 (1):69–87, 2003.
7. Übeyli, E.D. and Güler, I., *Neural network analysis of internal carotid arterial Doppler signals: Predictions of stenosis and occlusion*, *Expert Syst Appl.*, 25(1):1–13, 2003.
8. Kurt, M.B., Sezgin ,N., Akin, M., Kirbas, G., Bayram ,M., *The ANN based computing of drowsy level*, *Expert Systems Applications*, doi:10.1016/j.eswa.2008.01.085, 2008.
9. Yazgan, E.; Korürek, M., *Tıp Elektroniği*, İTÜ, 1996.
10. Toprak, İ.B., *EEG Sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları ile Analizi*, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, 79s, 2007.
11. Batar, H., *EEG İşaretlerinin Dalgacık Analiz Yöntemleri Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırılması*, Yüksek Lisans Tezi, KSÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş, 102s, 2005.
12. Siapas AG.; Wilson MA., *Coordinated Interaction between Hippocampal Ripples and Cortical Spindles During Slow-Wave Sleep*, *Neuran*, Vol. 21, 1998.
13. Şenel, F., *Uyku ve Rüya*, TÜBİTAK Bilim ve Teknik Dergisi, Aralık 2005.

14. Gelir, E. ; Ardiç, S., *İnsan Uyku Evrelerinin Standart Terminoloji, Yöntem ve Skorlama El Kitabı*, 2000.
15. Anderson, C. W.; Devulapalli, S., Stolz, E. A., *Determining mental states from EEG signals using parallel implementations of neural Networks*, Scientific Programming, vol. 4, pg. 171–183, 1995.
16. Hazarika, N., *Classification of EEG signals using the wavelet transform*, Signal Processing [H. W. Wilson – AST], Vol. 59. ISS: 1, pg:61, 1997.
17. Grözinger, M.; Wolf, C.; Uhl, T.; Scaffner, C.; Röschke, J., *Online detection of REM sleep based on the comprehensive evaluation of short adjacent EEG segments by artificial neural networks*, Neuro-psycopharmacol. and Biol. Psychat., Vol. 21, 951-963, 1997.
18. Doghramji, K.; Mitler, M.M.; Sangal, R.B.; Shapiro, C.; Taylor, S.; Walsleben, J.; Belisle, C.; Erman, M.K.; Hayduk, R.; Hosn, R.; O'Malley, E. B.; Sangal, J.M.; Schutte, S.L.; Youakim, J.M., *A normative study of the maintenance of wakefulness test (MWT)*, Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol. 103, 554-562, 1997.
19. Jung, TP.; Makeig, S.; Stensmo, M.; Sejnowski, T.J., *Estimating alertness from the EEG power spectrum*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 44, pg. 60-69, 1997.
20. Mckeown, J.M.; Humphries, C.; Achermann, P.; Borbely, A.A.; Sejnowski, T.J., *A new method for detecting state changes in EEG: Exploratory application to sleep data*, Journal of Sleep Research. Vol. 7, pg. 48-56, 1998.
21. Güneş, M.; Kıymık, M.K.; Ergün, Ş., *Tıbbi teşhis ve analiz için EEG işaretlerine Daigacık Transform tekniklerinin uygulanması*, Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 8. Ulusal Kongresi, 622-626, Gaziantep, 1999.
22. Shimada T.; Shina T., *Detection of Characteristic Waves of Sleep EEG by Neural Network Analysis*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume: 47 Issue 3, 369-379., 2000.

23. Guilleminault, C.; Poyares, D.; Abat, F.; Palombini, L., *Sleep and wakefulness in somnambulism, A spectral analysis study*, Journal of psychosomatic research, ELSEVIER, 2000.
24. Akin, M., Arserim, M.A., Kıymık, M.K., Türkoğlu, I., *A New Approach for Diagnosis Epilepsy by using Wavelet Transform and Neural Networks*. Proceeding of the 23rd Annual EMBS International Conference, 1596–1599, 2001.
25. Kıymık, MK.; Güler, İ.; Dizibüyük, A.; Akin, M., *Comparison of STFT and wavelet transform methods in determining epileptic seizure activity in EEG signals for real-time application*, Computers in Biology and Medicine, Vol. 35, Issue 7, Pages 603-616, 2005.
26. Subaşı, A., *Automatic Recognition of Alertness Level from EEG by using Neural Network and Wavelet Coefficients*. Expert System with Applications, 28, 701–711, 2005.
27. İkiz, M., *Wavelet (Dalgacık Dönüşümü) Ve Yapay Sinir Ağı Kullanarak Ses Sinyalinden Konuşmacı Tespiti*, Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır, 2006.
28. Papoulis, A., *The Fourier Integral and Its Applications*, Mc Graw Hill, New York, 1962.
29. Goswami J, C.; Chan A. K., *Fundamentals of Wavelets Theory, Algorithm and Applications*, John Wiley & Sons, USA, 1999.
30. Mısıt, M., Mısıt, Y., Oppenheim, G., Poggı, J. M., *Wavelet Toolbox for use with MATLAB, User's Guide*, The Mathworks Inc., 1997-2002.
31. Dowla U. F., Anant, S. K., *Wavelet Transform Methods for Phase Identification in Three Component Seismograms*, Bulletin of Seismological Society of America, Vol. 87, No. 6., pp. 1598-1612, December 1997.
32. Çolak, Ö.H., *Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak Sismik Sinyallerin Analizi*, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 107s, 2006.
33. Bilgin, S., *Kalp hızı değişkenliğinin dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağları kullanılarak analizi*, Doktora tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 138s, 2008.

34. Demir, Ö., *EEG Dalgalarının Wavelet (Dalgacık) Dönüşümü ile Değerlendirilmesi*, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, 56s, 2008.
35. Matlab 7.01/help.
36. Hanbay, D., *Yapay sinir ağı tabanlı akıllı yöntemlerle karmaşık sistemlerin modellenmesi*, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 2007.
37. Sağıroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları*. Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayıncılık Tic. Ltd. Şti., 417s.Kayseri, 2003.
38. Saraç, T., *Yapay Sinir Ağları*. Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Seminer Projesi,71s, Ankara, 2004.
39. Arifoğlu, U., *MATLAB Simulink ve Mühendislik Uygulamaları*. 1. Baskı. Alfa Basım Yayım dağıtım Ltd. Sti., Yay. No: 1637, İstanbul, 2005.
40. Yüksel, İ., *MATLAB ile Mühendislik Sistemlerinin Analizi ve Çözümü*. II. Baskı. U Ü, Güçlendirme Vakfı Yay. No: 167, Bursa. 266s,2000.
41. Rulph Chassaing, Worcester Polytechic Institute, *Digital Signal Processing and Applications with the C6713 and C6416*, 1st ed, Wiley, New Jersey, 2005.
42. Çelikler, S., *Gezgin Haberleşme Uygulamaları- TMS320C6711 ile Gauss minimum kaydırmalı anahtarlama modülasyon ve demodülasyon uygulaması*, Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 58s., 2007.
43. Rulph Chassing, *DSP Application Using C and the TMS320C6X DSK*, John Wiley & Sons, Inc, 2002.
44. Güler, İ., Übeyli, E.D., *Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients*, Journal of Neuroscience Methods, Vol. 148, Issue 2, 113-121, 2005.
45. Acar, H., Akın, M., Yıldız., A., Eği, H., Kırbaş, G., *TMS320C6713 DSK ve MATLAB Kullanılarak EEG Sinyallerinden Uyanıklık Seviyesini Sınıflandırma*, IEEE 18. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Diyarbakır, 2010.

46. Bein, B., *Entropy*, Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology, 20 (1): 101-109,2006.
47. Shannon, C. E., *A mathematical theory of communication*, Bell System Technical Journal, 27: 623–656, 1948.
48. Storzbach, D.; Binder, L.M.; Salinsky, M.C.; Campbell, B.R.; Mueller, R.M., *Improved prediction of nonepileptic seizures with combined MMPI and EEG measures*, Clinical Research, 41(3):332-337,2000.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Hüseyin ACAR

Doğum Yeri: Midyat

Doğum Tarihi: 30.08.1983

Medeni Hali: Evli

Yabancı Dili: İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Salim Yılmaz Lisesi / Mersin, 2002

Lisans : Uludağ Üniversitesi Elektronik Mühendisliği / BURSA, 2006

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl:

Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, DİYARBAKIR, 2007 - ...

Yayınları (SCI ve diğer):

1. İkiz, M, Akın, M, Kurt, B, Acar H, *Wavelet (Dalgacık Dönüşümü) ve Yapay Sinir Kullanarak Ses Sinyallerinden Konuşmacı Tespiti*, Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları, cilt 5, sayı 3, Haziran 2007.
2. İkiz, M., Akın, M., Acar, H., *Dalgacık Dönüşümü ve RMS Kullanarak Ses Sinyallerinden Konuşmacıya ait Ses Karakteristiğinin Kestirimi* , Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu BMYS'2008, 15-17 Ekim 2008, Eskişehir.
3. Acar, H., Akın, M., Yıldız., A., Eği, H., Kırbaş, G., *TMS320C6713 DSK ve MATLAB Kullanılarak EEG Sinyallerinden Uyanıklık Seviyesini Sınıflandırma*, IEEE 18. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Diyarbakır, 2010.

4. Eđi, H., Akın, M., Acar, H., Kırbař, G., *Uykuda Periyodik Hareket Bozukluđu (UPHB) Hastalıđının TMS320C6713 Sayısal İřlemci Kartı ile Otomatik Tespiti*, IEEE 18. Sinyal İřleme ve İletiřim Uygulamaları Kurultayı, Diyarbakır, 2010.