

**T.C.  
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM  
DALI**



**YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMI İLE EEG TABANLI  
ANESTEZİ DERİNLİĞİ TAHMİNİ İÇİN YÖNTEMLER**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**MUSTAFA COŞKUN**

**BALIKESİR, OCAK - 2013**

**T.C.  
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM  
DALI**



**YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMI İLE EEG TABANLI  
ANESTEZİ DERİNLİĞİ TAHMİNİ İÇİN YÖNTEMLER**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**MUSTAFA COŞKUN**

**BALIKESİR, OCAK - 2013**

## KABUL VE ONAY SAYFASI

**Mustafa COŞKUN** tarafından hazırlanan “**YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMI İLE EEG TABANLI ANESTEZİ DERİNLİĞİ TAHMİNİ İÇİN YÖNTEMLER**” adlı tez çalışmasının savunma sınavı 25.01.2013 tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

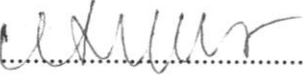
Jüri Üyeleri

İmza

Danışman  
Yrd. Doç. Dr. Ayhan İSTANBULLU

  
.....

Üye  
Doç.Dr.Mehmet ENGİN (Ege Üniv.)

  
.....

Üye  
Yrd. Doç. Dr. Serkan YAKUT

  
.....

Jüri üyeleri tarafından kabul edilmiş olan bu tez BAÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca onanmıştır.

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Prof. Dr. Hilmi NAMLI

.....

## ÖZET

### YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMI İLE EEG TABANLI ANESTEZİ DERİNLİĞİ TAHMİNİ İÇİN YÖNTEMLER

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MUSTAFA COŞKUN

BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI  
(TEZ DANIŞMANI: YRD. DOÇ. DR. AYHAN İSTANBULLU)

BALIKESİR, OCAK - 2013

Operasyon sırasında hastaya uygulanan anestezi seviyesi operasyonun başarılı geçmesi konusunda büyük öneme sahiptir. Anestezi seviyesi tespitinde çeşitli klinik belirtilerden faydanılrsa da, EEG değerlerinden anestezi seviyesi tahmininde daha objektif olarak yararlanmak mümkündür. EEG sinyallerine ait frekans bantları anestezi seviyesinin tespiti için çeşitli analiz metotları ile çalışılmaktadır. Günümüzdeki çalışmalar anestezi altında beyin aktivitesinin uykuda olduğu gibi stabil olduğunu ve daha çok EEG spektrumuna ait delta-teta bantlarının aktif olduğunu göstermektedir. Bu tez çalışmasında anestezi seviyesinin tespitini yapabilmek için EEG spektrumu içerisinde bulunan delta-teta bantları iki farklı yöntemle elde edilmiştir. İlk yöntem ışığında, Ayrık Dalgacık Dönüşümü ve ikinci yaklaşımda Ampirik Kip Ayrışımı operasyon sırasında hastalardan elde edilen EEG sinyallerine uygulanarak ilgili frekans bantlarına ulaşılabacaktır. Bahsi geçen bantlara ait Güç Spektral Yoğunlukları operasyonun idame safhasında hastaya uygulanacak gaz oranının tahminini yapabilmek için tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına giriş olarak sunulmuştur. Bu çalışma, kalp hızı, kan basıncı vb. gibi biyolojik belirtileri giriş olarak kullanmak yerine, sadece ilgili bantlara ait Güç Spektral Yoğunluk değerlerini Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına sunmaktadır. Sonuç olarak Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı çıkışında elde edilen değerler idame safhasında uygulanacak gaz miktarını daha az veri, etkili yöntem ve zaman kazandırarak yüksek doğrulukta tahmin etmiştir.

**ANAHTAR KELİMELELER:** anestezi derinliği, ampirik kip ayrışımı, ayrık dalgacık dönüşümü, EEG, çok katmanlı algılayıcı, güç spektral yoğunluğu, yapay sinir ağları.

## **ABSTRACT**

**EEG BASED METHODS FOR PREDICTING THE DEPTH OF  
ANESTHESIA USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS  
MSC THESIS  
MUSTAFA COŞKUN  
BALIKESİR UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE  
ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING  
(SUPERVISOR: ASSIST. PROF. DR. AYHAN İSTANBULLU )**

**BALIKESİR, JANUARY 2013**

The depth of anesthesia to be applied to patient at surgical operations has a big importance, because it determines the success of operation. Although different clinical symptoms are utilized to determine the depth of anesthesia, EEG signals are more objective way to estimate the depth of anesthesia. Spectrum of EEG signals is studied with different types of processing methods to predict the depth of anesthesia. Recent studies show that the brain is stable state and delta-theta bands of EEG spectrum are active under anesthesia. In this thesis, delta-theta bands of EEG spectrum are extracted by using two different methods to predict the depth of anesthesia. In the view of first method, Discrete Wavelet Transformation and in the second approach, Empirical Mode Decomposition are applied to EEG signals to extract accurate frequency-bands. Power density spectrum values of mentioned bands will be applied as inputs to designed Multi-Layer Perceptron network. The output of the network estimate the amount of gas to be applied to patient in the maintenance stage at surgical operations. This study presents only power density spectrum values of extracted EEG bands as inputs to network, except current medical techniques which use also heart rate, pressure etc. as inputs. Finally, results of the Multi-Layer Perceptron network yields highly accurate ratio to estimate the amount of gas to be applied in the maintenance stage by using less data, effective way and saving of time.

**KEYWORDS:** depth of anesthesia, discrete wavelet transform, EEG, empirical mode decomposition, multi-layer perceptron, neural network, power spectral density.

# İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	i
ABSTRACT .....	ii
İÇİNDEKİLER .....	iii
ŞEKİL LİSTESİ.....	iv
TABLO LİSTESİ .....	v
KISALTMALAR LİSTESİ.....	vi
ÖNSÖZ.....	vii
<b>1. GİRİŞ.....</b>	<b>1</b>
1.1 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı .....	3
1.2 Literatür Araştırması: .....	4
<b>2. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ (WAVELET TRANSFORMATION) .....</b>	<b>7</b>
2.1 Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	10
2.2 EEG İşaretlerinin Frekans Bantlarına Ayrılması.....	13
2.3 ADD kullanarak EEG İşaretlerini Delta-Teta Bantlarına Ayrılması.....	14
<b>3. AMPİRİK KİP AYRIŞIMI (EMPRICAL MODE DECOMPOSITION) .....</b>	<b>18</b>
3.1 İçkin Kip Fonksiyonlarının Belirlenmesi .....	19
3.2 AKA kullanarak EEG İşaretlerinden Delta-Teta Bantlarının Ayrıştırılması.....	20
<b>4. YAPAY SİNİR AĞLARI.....</b>	<b>23</b>
4.1 Yapay Sinir Ağı Topolojisi .....	24
4.2 Çok Katmanlı Algılayıcı ve Geri Yayılım Algoritması .....	25
<b>5. MATERYEL VE METOD .....</b>	<b>27</b>
5.1 Anestezi .....	27
5.2 Genel Anestezi Uygulama Safhaları .....	28
5.3 Yüzeysel Anestezi ve Farkındalık (Awareness) .....	28
5.4 Veri Toplanması .....	28
5.5 Ön İşleme (Gürültü Süzme).....	31
5.6 Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak EEG Verilerinin Frekans Bantlarına Ayrılması .....	35
5.7 Güç Spektral Yoğunluğu (Power Spectral Density).....	37
5.8 Ampirik Kip Ayrışımı Kullanılarak EEG Verilerinin Frekans Bantlarına Ayrılması .....	38
5.9 Çok Katmanlı Algılayıcı Topolojisi .....	40
5.9.1 Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı Giriş Seçimleri .....	40
5.9.2 Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı .....	44
5.9.3 Eğitim Sonuçları .....	47
5.9.4 Test Sonuçları .....	51
<b>6. SONUÇ VE ÖNERİLER .....</b>	<b>52</b>
<b>7. KAYNAKLAR.....</b>	<b>54</b>

# ŞEKİL LİSTESİ

## Sayfa

Şekil 1.1: İzlenen Metodlar.....	3
Şekil 2.1: Dalgacık Analizi [1] .....	7
Şekil 2.2: Sinüs Dalgası .....	8
Şekil 2.3: Farklı Ölçek ve Konumlarda Dalgacıklar .....	9
Şekil 2.4: Dalgacık Analiz Basamakları .....	10
Şekil 2.5: Ayrık Dalgacık Dönüşümü Akış Diyagramı [24] .....	11
Şekil 2.6: ADD Analizi [25].....	12
Şekil 2.7: Yaklaşım ve Detay Bileşenlerin Ayrışımı [1] .....	13
Şekil 2.8: İlk seviye ayrıştırmadan sonra oluşan alçak ve yüksek frekanslı işaretler .....	15
Şekil 2.9: İkinci seviye ayrıştırmadan sonra oluşan alçak ve yüksek frekanslı işaretler .....	15
Şekil 2.10: Üçüncü seviye ayrıştırmadan sonra alçak ve yüksek frekanslı işaretler .....	16
Şekil 2.11: Detay Sinyalin 3'üncü Seviye Ayrıştırması.....	17
Şekil 2.12: Yaklaşım Sinyalin 3'üncü Seviye Ayrıştırması .....	17
Şekil 3.1: Alt-üst Zarf Gösterimi .....	18
Şekil 3.2: Hasta Verisine Ait İKF Sonuçları .....	21
Şekil 3.3: İKF'lere ait Güç Spektral Yoğunlukları .....	22
Şekil 4.1: Sinir Ağı Hücreleri .....	23
Şekil 4.2: Yapay Sinir Ağı Topolojisi .....	24
Şekil 5.1: 8TB-b Uluslararası 10-20 montaj sistemi. ....	29
Şekil 5.2: Hasta EEG Kayıt Örneği [4] .....	29
Şekil 5.3: Hasta 1 için Örnek EEG Verisi .....	31
Şekil 5.4: 10. Dereceden Butterworth tipi Filtre.....	32
Şekil 5.5: Hasta 2, 2.Kanala ait EEG Verisi .....	32
Şekil 5.6: Hasta 2, 2.Kanala ait Gürültüden Arındırılmış EEG Verisi .....	33
Şekil 5.7: Örnek EEG Veri Seti .....	34
Şekil 5.8: Gürültüden Arındırılmış Örnek EEG Veri Seti.....	34
Şekil 5.9: Gürültüden Arındırılmış EEG Verileri.....	35
Şekil 5.10: DB2 Dalgacığı.....	36
Şekil 5.11: Üçüncü Seviye Ayrıştırmadan Sonra Oluşan EEG Verileri.....	36
Şekil 5.12: EEG İşaretlerine Ait Güç Spektral Yoğunlukları.....	38
Şekil 5.13: İkinci Seviye İKF Uygulanması .....	39
Şekil 5.14: İkinci Seviye IMF'lere ait Güç Spektral Yoğunlukları.....	40
Şekil 5.15: Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı .....	45
Şekil 5.16: Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Elde Edilen Sonuçlar.....	48
Şekil 5.17: Ampirik Kip Ayrışımı ile Elde Edilen Sonuçlar .....	49
Şekil 5.18: ADD kullanılarak Oluşan Eğitim Süreci.....	50
Şekil 5.19: AKA kullanılarak Oluşan Eğitim Süreci.....	50

## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

Tablo 1.1 EEG Frekans Bantları .....	2
Tablo 5.1 Bir Hastaya ait Anestezi Oranı [4].....	30
Tablo 5.2 Ayrık Dalgacık Dönüşümü Sonucu Elde Edilen 10 Adet Veri Seti .	42
Tablo 5.3 Ampirik Kip Ayrışımı Sonucu Elde Edilen 10 Adet Veri Seti.....	43
Tablo 5.4 Ağ Yapısı Parametreleri.....	46
Tablo 5.5 ADD Kullanımı ile Gaz Oranının Tahmini .....	51
Tablo 5.6 AKA Kullanımı ile Gaz Oranının Tahmini .....	51



## KISALTMALAR LİSTESİ

<b>EEG</b>	:	Elektroensefalogram
<b>ADD</b>	:	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
<b>AKA</b>	:	Amirik Kip Ayrışımı
<b>YSA</b>	:	Yapay Sinir Ağları
<b>ÇKA</b>	:	Çok Katmanlı Algılayıcı
<b>İKİF</b>	:	İçkin Kip Fonksiyonu
<b>GSY</b>	:	Güç Spektral Yoğunluğu
<b>IMF</b>	:	Intrinsic Mode Functions
<b>MLP</b>	:	Multi-Layer Perceptron
<b>DWT</b>	:	Discrete Wavelet Transformation
<b>EMD</b>	:	Empirical Mode Decomposition
<b>PSD</b>	:	Power Spectral Density

## ÖNSÖZ

*Yüksek lisans eğitimi boyunca bilgi ve birikimini benden esirgemeyen, ilgi ve alakasını her daim gösteren, insani ve ahlaki değerleri ile de örnek edindiğim değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Ayhan İSTANBULLU'ya,*

*Tez çalışması boyunca kullanılan gerçek verilerin sağlanmasında yadsınamaz emeği olan Dr. Mustafa TOSUN'a*

*Tüm hayatım boyunca maddi ve manevi olarak hep yanımda bulunan ve beni bugünlere taşımada büyük rol alan anne ve babama,*

*Hayatımı beraber paylaştığım, acı tatlı anlarda yanımda olan ve desteğini daim kılan sevgili eşim Seda'ya,*

*Ve tabi ki dünyaya gelişi ile hayatımıza anlam katan ve yaşamımızı yeniden şekillendiren biricik kızım Zeynep Beren'e*

*Saygı, sevgi ve teşekkürlerimi sunarım.*

# 1. GİRİŞ

Beyin, insanın sinir sistemini kontrol eden, tüm bilgilerimizi saklayan, zeka, sevgi ve üzüntü gibi duygusal işlevleri olan, düşünen ve karar veren bir organdır. Bu sebep ile beyin konusundaki çalışmalar yüzyıllar boyunca devam etse de, beynin karmaşık yapısı sebebi ile bu konu, doktorları ve bilim adamlarını zorlayan bir çok belirsizlik ve bilinmeyi barındıran bir araştırma alanı olmuştur. İnsan beyninin çalışırken ürettiği sinyaller uzun yıllardır araştırma konusu olarak incelenmekte, varlıkları ispatlanmış ve günümüzde analiz edilebilmektedir. Beyin tarafından üretilen ve ölçülebilen bu sinyallere kısaca EEG veya tıp alanındaki ismiyle Elektroensefalogram denilir [1]. EEG işaretleri beyin yüzeyinden elektrotlarla algılanan düşük genlikli biyolojik işaretlerdir. EEG sinyalleri serebral kortekste bulunan nöronlar tarafından üretilir. Bu sinyaller birçok değişik uyarana verilen yanıtlardır. Bir başka yaklaşımla, beynin derinliklerinde bulunan ritim merkezlerinin oluşturduğu ritimler EEG sinyallerini meydana getirir. Düzensiz bir değişiklik gösteren bu potansiyeller, deri üzerine yansır ve kaydedilir. Henüz tam anlamı ile bütünlük içinde açığa çıkarılamamakla birlikte, insan beyninden elde edilen bu işaretlerde çok miktarda bilgi saklandığı bilinmektedir. Ancak elde edilen EEG işaretlerinin düşük genlikli olması bu bilgilere ulaşılmasını zorlaştırmaktadır. Günümüzde, anestezi altındaki hastanın anestezi seviyesinin belirlenmesine, epilepsi hastalığının tespitine, kafa travmaları ve uyku ile ilgili hastalıkların tespitine kadar birçok alanda en ucuz ve hastaya acı vermeyen bir yöntem (örselemesiz) olarak EEG incelemesi önemini korumaktadır. Ancak ilgili uzmanlarca bu bilgilerin değerlendirilmesi kesin kıstasların olmaması sebebi ile sınırlı kalmaktadır. Bu sebeple, klinik teşhislerde EEG işaretlerinin analizine duyulan ihtiyaç, artan teknolojik gelişmelerin bu alanda kullanılmasına imkân sağlamıştır. En önemli organlardan biri olan beyinde oluşabilecek hastalıklar doğal olarak insanın hayatını olumsuz etkilemektedir. Dolayısıyla beyin ile ilgili hastalıkların teşhis ve tedavisi, tedavi sırasında beyinden alınan işaretlerin çözümlenmesi öncelikli hale gelmiş ve özellikle yakın zamanda bilim dünyasında yoğun araştırmaların konusu olmuştur [2]. Bu nedenle objektif bir değerlendirme yapabilmek için EEG işaretlerinin farklı yöntemlerle analiz edilmesi yoluna gidilmiştir. Son yıllarda geliştirilen bu yöntemlerin bazıları işaretlerin istatistiksel olarak analizinin yapılmasında,

diğerleri ise özel dalga şekillerinin belirlenip, ayrıştırılması ve incelenmesi safhasında kullanılmaktadır [3].

EEG kayıt ve analiz yöntemleri, beyin ile ilgili hastalıklarının teşhis ve tedavisinde en çok başvurulan yöntemlerden bir tanesidir. Özellikle son yıllarda üretilen EEG cihazlarının kayıt sürelerinin artırılmış olması, hatta bir bilgisayar ile bağlantısının yapılarak sabit diskinde kayıt yapılması, hastaların bir gün, birkaç gün veya haftalarca EEG'sinin kayıt altına alınmasına imkan vermekte ve bu sayede EEG analizlerinde daha sağlıklı sonuçlar alınabilmektedir. EEG işaretlerinin frekans aralığı 0.5-100 Hz olarak değerlendirilse de, çalışmaların yoğunlukla yapıldığı frekans aralığı 0.5-70 Hz olarak göze çarpmaktadır. Frekans aralıkları Tablo 1.1'de görülmektedir.

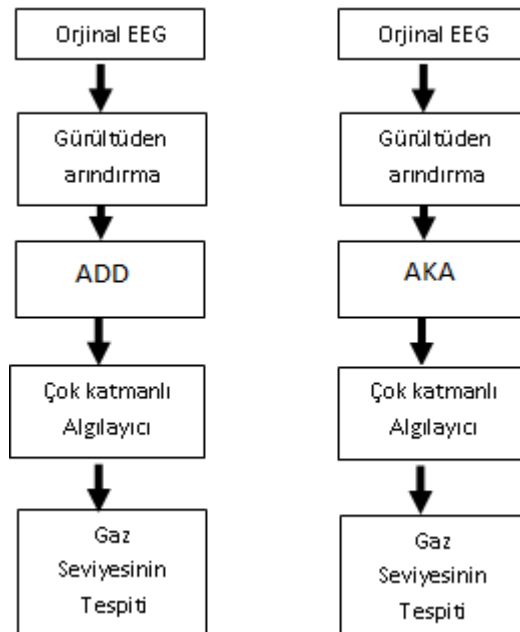
**Tablo 1.1:** EEG Frekans Bantları

Delta	0,5-3,5 Hz	Yetişkinlerde:Uyku Modunda Oluşur, derin uyku
Teta	4-7 Hz	Tembellik etme
Alfa	8-12 Hz	Rahat yansı gözleri kapatış
Beta	12-38 Hz	uyarı çalışmasında, meşgul aktif ya da endişeli düşünme, etkin konsantrasyonu
Beta (Orta)	15-21 Hz	uyarı çalışmasında, meşgul aktif ya da endişeli düşünme, etkin konsantrasyonu, normal konsantrasyon
Beta (Yüksek)	21-38 Hz	Stres, anksiyete
Gamma	34-100+ Hz	Belirli motor beyin işlevleri

Genel anestezi uygulaması sırasında anestezi derinliğinin değerlendirilmesi uzmanlık gerektiren, öznel ve oldukça karışık bir konudur. Son yıllarda EEG'nin anestezi derinliği konusunda kullanımına olan ilgi giderek artmaktadır [4]. Mevcut tıbbi teknikler anestezi derinliğinin anlık olarak değişim göstermesi nedeni ile anestezi derinliğini tam olarak kararlı ve sürekli güvenli bir seviyede tutamamaktadır [5]. Anlık değişimler sebebi ile etkili bir bilinç ekranı olmadan anestezi uzmanlarının hastayı ağrıdan korumak için dozajı zamanında ayarlayama problemi sürekli olarak risk olarak oluşabilmektedir [6].

## 1.1 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Bu tez çalışmasında, anestezi altındaki hastadan alınan EEG verileri, bant geçiren filtre ile gürültüden arındırılmış, akabinde Ayırık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transformation/DWT) ve Ampirik Kip Ayrışımı (Empirical Mode Decomposition/EMD) metotları ile ayrı ayrı ilgili frekans bantlarına ayrılmış, takip eden aşamada anestezi altında yoğunlukla ortaya çıkan (delta-teta) bantlara ait Güç Spektral Yoğunlukları elde edilmiştir. Son aşamada ise delta-teta bantlarına ait elde edilen Güç Spektral Yoğunlukları kullanılarak yapay sinir ağı tiplerinden Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi Layer Perceptron/MLP) yapısı ile anestezi altındaki hastanın anestezi seviyesinin belirlenmesi ve operasyon sırasında anestezi derinliğini idame ettirmek için uygulanması gereken gaz miktarının tahmini yapılmıştır. Tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının giriş katmanında 20 giriş, ara katmanında 15 düğüm ve çıkış katmanında 1 çıkış düğümü bulunmakta ve ağ modeli geri-yayılım (backpropagation) algoritması ile çalışmaktadır. Yapay sinir ağı girişlerine 30 saniyelik EEG dilimlerinin Güç Spektral Yoğunluklarının delta-teta frekans bantlarına karşılık gelen değerleri, ve önceki anestezi oranı bilgileri girilmiştir. Tasarlanan yapılar Şekil 1.1'de gösterilmiş iki metodun da sonunda anestezinin idame safhasında anestezi derinliğinin belirlenmesi ve o anki uygulanacak anestezi gaz seviyesinin kestirimi başarı ile gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1.1: İzlenen Metodlar

Fourier dönüşümü gibi geleneksel metotlardan farklı olarak Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve Ampirik Kip Ayırışımı metotları durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılmaktadır. Elektroansefalografi cihazından elde edilen EEG sinyalleri (beyin aktivitelerini gösteren sinyaller) de durağan olmayan sinyallerdir. Dolayısıyla bu tez çalışmasında, EEG sinyallerin analizinde bu iki metot, önerdikleri çözüm yolları bakımından uygun görülmektedir Bunun dışında Ayırık Dalgacık Dönüşümü temel olarak matematiksel teoriye dayanırken, Ampirik Kip Ayırışımı ise deneysel olarak çözüm önerileri sunmaktadır. Bu kapsamda, kullanılan iki metot durağan olmayan sinyallerin analizinde öne çıkmış, ancak dayandıkları temel itibarı ile birbirinden farklılaşmışlardır. Bu sebeple, anestezi oranının tespitinin en fazla doğrulukla sağlanması amacı ile bu iki metodun birbirine uyumlu ve yüksek doğrulukta sonuçlar vermesi çalışma için önem arz etmektedir.

Temel prensip olarak EEG sinyalleri düşük frekans aralıklarında ( $< 8 \text{ Hz}$ ), beynin durağan ve uyku durumunda olduğu durumda, yüksek frekans aralıklarında ( $>8 \text{ Hz}$ ) beynin aktif olduğu durumlarda ortaya çıkmaktadır. Hastaya yapılan operasyon sırasında beyinde oluşan EEG sinyallerinin genliği tıpkı uyku durumuna benzer şekilde düşük frekans aralıklarında ( $< 8 \text{ Hz}$ ) artmaktadır [7].

Bu çalışmada kullanılan EEG verileri Nihon Kohden 9200 marka 22 kanallı EEG cihazı ile kaydedilmiştir. Kayıt elektrotlarının montajında, Amerikan EEG Derneği'nin Klinik EEG de kullanılan standart montajlar için önerdiği uluslar arası 10–20 montaj sistemi kullanılmıştır. EEG verileri 2 msn. de bir (sn'de 500 adet veri) örneklenecek kaydedilmiştir. Alınan EEG kayıtları 10 hastadan alınan toplam 60 veri seti (10 adet veri seti test için ayrılmıştır) kullanılmıştır. Hasta yaşları 45-65 arasında değişmekte operasyon süreleri yaklaşık bir saat civarında dürmekte ve operasyon çeşitleri apandisit fitik, triodektomi ve safra kesesinden oluşmaktadır.

## **1.2 Literatür Araştırması:**

EEG kullanımını 150 yılı aşkın süredir literatür araştırmalarına konu olmuş, bu kapsamda olan çalışmaların ilk aşamalarından birinde, Karkov (1875) akustik bir uyarıma karşın korteksde beyin sinyallerinin genliklerinde bir değişme olduğunu göstermiştir.

EEG sinyallerinin anestezi derinliğinin tespitinde kullanımına yönelik olarak ise birçok yönteme başvurulmuştur. Soo-young Ye ve arkadaşları yaptıkları çalışmada anestezi derinliğinin tespitinde EEG frekans aralığının 8 Hz altında olduğunu belirtmişler, 0-100 değerleri arasında oluşturdukları Bispektrum indeks aralığının 20-50 değerleri arasında anestezi, 60-100 değerleri için uyanıklığa işaret ettiğini savunmuşlardır [7].

Laxman Tawade ve arkadaşları, EEG işaretleri üzerinde Ayırık Dalgacık Dönüşümünü metodunu kullanarak Epilepsi bozukluğunun tespitini araştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda epilepsi tespitinde %96 oranında başarı yakalamışlardır [8].

Maan M. Shaker EEG işaretleri üzerine yaptığı çalışmada Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve Fourier Dönüşümünü kullanarak EEG dalgalarını delta , teta, alfa ve beta sınıflarına ayırmış ve çalışma sonunda Ayırık Dalgacık Dönüşümü ile gürültüden arındırılmış EEG işaretlerinin sınıflandırılmasında çok başarılı sonuçlar elde ettiğini belirtmiştir [9].

C. M. Sweeney-Reed ve arkadaşları Ampirik Kip Ayrışımı metodunu kullanarak EEG sinyalleri üzerinde istenilen frekans bandına ulaşmanın mümkün olduğunu göstermişlerdir. Yapılan bu çalışmada İçkin Kip Fonksiyonları EEG sinyalleri ile senkronize olarak arzu edilen bant aralığı elde edilmiştir [10].

Li X ve arkadaşları gerçekleştirdikleri çalışma ile durağan olmayan karmaşık sinyallerin sayılı ve küçük sayıda İçkin Kip Fonksiyonlarına ayrılabilceğinden yola çıkarak, Ampirik Kip Ayrışımı tabanlı bir yöntem ile Epileptik EEG sinyallerini başarılı bir şekilde analiz etmişlerdir [11].

Zhang X ve arkadaşları beyin aktivitesinin anestezi derinliği ile ilgisinden yola çıkarak EEG türevli bir model (Lempel-Ziv Karmaşıklık Analizi) önermiş, önerdiği model sayesinde anestezi derinliğinin tespitinde gerçek zamanlı olarak %93 oranında bir başarı elde ettiğini belirtmiştir [12].

V. Esmailia ve arkadaşları anestezi derinliğinin tespitinde EEG tabanlı bulanık mantık bir yapı oluşturmuşlar, tek kanallı EEG verisi üzerinde 4 adet gruplama (uyanık anestezi uyum safhası, operasyon sırası anestezi ve izalasyon) hedefini gerçekleştirmek üzere çalışma yapmışlardır [13].

Rüştü Güntürkün anestezi seviyesinin tespiti için gerçekleştirdiği çalışmada giriş katmanında 60 ve ara katmanda 30 nöron içeren Elman ağı yapısını 1-50 *Hz* frekans aralığında bulunan EEG sinyallerinin Güç Spektral Yoğunluklarını kullanarak eğitmiş ve çalışma sonunda anestezi seviyesinin tespiti için %95 oranında bir başarı elde etmiştir [14].

Mustafa Tosun ve arkadaşları yaptıkları çalışmada EEG işaretlerinin kapsadıkları bütün frekans aralığını kullanarak (1-50 *Hz*) tasarladıkları yapay sinir ağı modeli içerisinde kalp atım hızı ile beraber modeli eğitmişler ve sonucunda operasyon anında hastaya uygulanan anestezi seviyesinin tespitinde %94 oranında başarı elde etmişlerdir [4].



## 2. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ (WAVELET TRANSFORMATION)

Dalgacık dönüşümü, veri sinyali ile ana dalgacık olarak adlandırılan sinyallerin birleşimi olarak ortaya çıkar. Elde edilen yeni sinyal ölçek katsayısı denilen bir katsayı ile ölçek zaman boyutunda ifade edilir. Zaman ölçek boyutunda gösterilen eğride frekans bilgisi de mevcuttur. Bu durum Fourier analizi ile yapılan çalışmalara göre bir üstünlük sağlamaktadır, çünkü sinyalin hem frekans bölgesinde hem de zaman bölgesinde incelenebilme şansı vardır. Bu üstünlükten yola çıkarak yapılan araştırmalar sonucu sinyalleri sadece frekans bölgesinde değil, aynı zamanda zaman bölgesinde oluşan genliklerini görebilmek arzu edilen bir durum olmuştur. Bu haliyle dalgacık dönüşümü son zamanlarda sık kullanılan bir sinyal işleme metodu olarak karşıya çıkmakta ve geleneksel yöntemlerin yerini almaktadır [15].

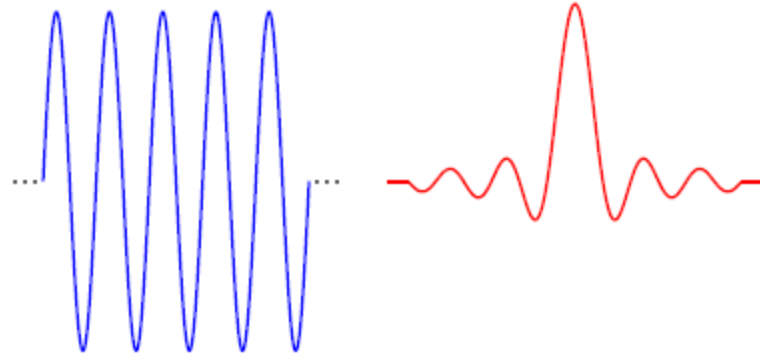
Dalgacık dönüşümü, değişken boyutlu pencereleme tekniğidir. Tanımlanan ana sinyal için uzun zaman aralığında alçak frekans bilgisini, kısa zaman aralığında ise yüksek frekans bilgilerini belirleyebilmektedir. Geleneksel metotların aksine sadece zaman-frekans bölgesinde değil, aynı zamanda zaman-ölçek bölgesinde çalışmaktadır. (Şekil 2.1). Dalgacık dönüşümü yardımıyla bir sinyali sıkıştırma (compression) veya arındırma (de-noising) işlemi sinyalin orijinalini bozmadan kolayca yapılabilmektedir [9].



Şekil 2.1: Dalgacık Analizi [1]

Dalgacık dönüşümü durağan olmayan sinyaller ve sayısal sinyal işleme üzerine oldukça fazla kullanılmaktadır [16]. En iyi ve eski sinyal işleme yöntemlerinden olan Fourier dönüşümü gibi geleneksel yöntemlerde karşımıza çıkan, sinyalin dönüşümü sırasında sinyale ait zaman bilgisinin kaybolması problemi, EEG gibi durağan olmayan sinyallerde sorun (eğim, ansızın değişim, kırılma vb.) teşkil etmektedir. Durağan olmayan

sinyallerin ne zaman ne deęer alacađının belirsiz olması (beklenmedik bir durađansızlık bazen EEG sinyalinin en önemli ipucunu oluřturabilmektedir), bu sinyallerin analizinde dalgacık dönüşümü gibi durađan olmayan sinyal yapılarında başarılı sonuçlar veren yöntemlerin denenmesini zorunlu kılmaktadır. Dalgacık dönüşümü farklı frekanslarda durađan olmayan güce sahip zaman serisi sinyallere farklı boyutta pencereler uygulayarak kabul edilebilir bir çözüm sunmaktadır [17]. Aynı zamanda dalgacık dönüşümü tüm sinyalin frekans-zaman bilgisini korur bu sebeple de durađan olmayan sinyallerin analizinde iyi sonuçlar sağlar [18]. Bu da dalgacık dönüşümünün özellikle EEG, EKG gibi durađan olmayan biyolojik sinyallerin işlenmesinde önemli bir metot olmasını sağlar.



**Şekil 2.2:** Sinüs Dalgası

Dalgacık dönüşümü analizinde kullanılan ana dalgacığın öncelikle denklem (2.1) ve denklem (2.2) şartlarını sağlayan bir gerçekteğerli fonksiyon ( $\psi(x)$ ) olması gerekir [19].

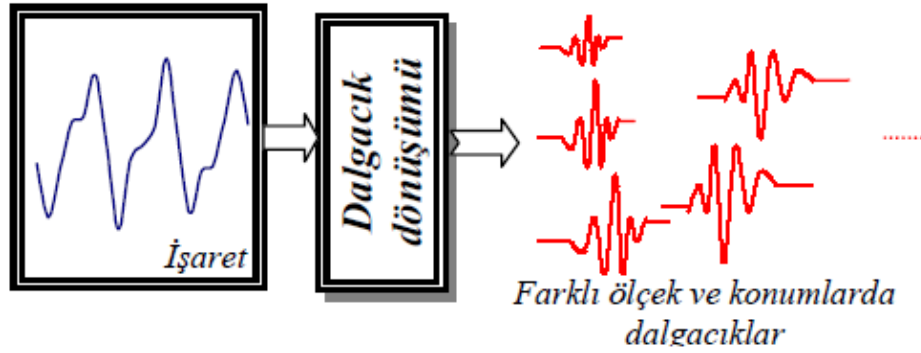
1.  $\psi$ 'nin integrali sıfırdır:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (2.1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi^2(x) dx = 1 \quad (2.2)$$

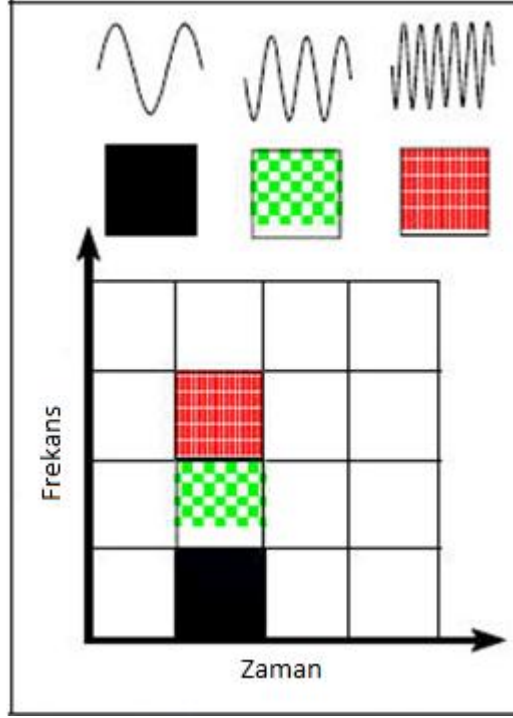
Dalgacık dönüşümünde, sinyal, dalgacık ölçekleri ile gösterilir ve bu yöntem veri sıkıştırma, hızlı veri iletimi, gürültüden arındırma, sinyal onarımı ve hızlı sayısal algoritma uygulamaları için anahtar teşkil etmektedir [20]. Dalgacık dönüşümü, başka sinyal işleme yöntemlerinin yakalayamadığı eğimleri, bozulma noktalarını, yüksek dereceli türevlerde süreksizlikleri ve benzerlikleri çıkarmada başarılı sonuçlar sunmaktadır. Dalgacık dönüşümünün sunduğu çözüm matematiksel olarak veriyi farklı

frekans bileşenlerine ayırmak ve sonra her bir bileşeni, bileşenin ölçeğiyle eşleştirilmiş bir çözünürlükte çalışan fonksiyonlar olarak tanımlamaktır. Bu durum, EEG gibi zaman zaman keskin uçlar alabilen verilerin analizinde büyük kolaylık sağlar ve net sonuçlara ulaşılmasını sağlar. Dalgacık dönüşümü, veriyi farklı ölçeklerde ve çözünürlükte analiz edebildiği için ayrıntılı bir analiz yapabilmektedir, çünkü ölçek her defasında iki kat artmakta ve buna göre analiz tekrarlanmaktadır. Dolayısıyla çözünürlük artmış olmakta dolayısıyla sinyal işlemede daha ayrıntılı olmaktadır. EEG işaretlerinin bu yöntemlerle incelenmesi, bazen saatler süren kayıtlarda kaçırılacak en küçük detayın çok önemli olma olasılığı sebebiyle, en küçük detaya inebilmesi fırsatını sunması sebebi ile istenilen sonuçların alınmasını sağlamaktadır. Bu işlem sırasında dalgacık analizi ile pencerelerin boyutu bölgelere göre değişir. Düşük frekans bilgilerine ulaşmak istendiğinde uzun zaman aralığı (geniş pencere) seçilirken yüksek frekans bilgilerine ulaşmak istendiğinde de kısa zaman aralıkları (dar pencere) seçilir [21].



Şekil 2.3: Farklı Ölçek ve Konumlarda Dalgacıklar

Dalgacık dönüşümü kapsamında, pencereleme metodu zamana göre kaydırılan aynı ölçek katsayısına sahip dalgacığı kullanır. Bu metot çerçevesinde, pencere sinyal boyunca kaydırılarak dalgacık bileşenlerine ayrıştırılır [1]. Bu pencereleme metodu küçük büyük ölçekli dalgacıklarla tekrar edilir ve sinyalin zaman-frekans bilgileri bulunur (Şekil 2.4). Dalgacık dönüşümü ile gerçekleştirilen sinyal analizinin üstünlüğü bu noktada ortaya çıkar. Ayarlanabilen pencereleme sistemi incelenmek istenen sinyalin ayrıntılarıyla çalışılmasını sağlar. Özellikle bu durum EEG gibi durağan olmayan sinyalleri için olumlu sonuçlar verir [22].



Şekil 2.4: Dalgacık Analiz Basamakları

Dalgacık dönüşümü kullanılarak yapılan çalışmalarda iki yöntem ortaya çıkmaktadır. Bu yöntemlerden biri sürekli dalgacık dönüşümü diğeri ise ayrık dalgacık dönüşümüdür. Bu bitirme çalışmasında pratikte en çok kullanılan yöntem olması, ölçek ve konum değerleri için ikinin kuvveti olacak şekilde seçilmesi gibi avantajlar sebebi ile ayrık dalgacık dönüşümü kullanılacaktır.

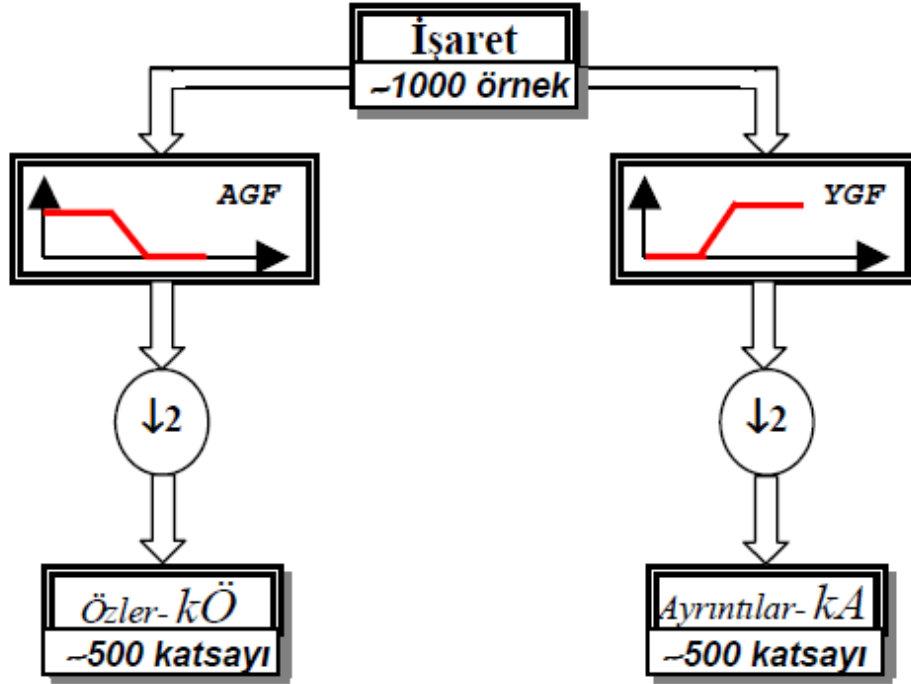
## 2.1 Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD), ikinin kuvveti şeklinde ölçekleme ve kaydırma parametreleri seçilerek analiz edilmektedir ve bu sayede etkili ve doğru bir analiz gerçekleştirilebilmektedir [23]. Ayrık dönüşüm, ölçekleme parametresi  $a$ 'nın  $a = a_0^m$  şeklinde ayrıştırılması ve zamanda ötelemenin bu ölçeklendirme parametresi ile orantılı olarak gerçekleşmesi ile elde edilir. ADD kullanımında denklem (2.3)'te belirtildiği gibi ölçek ve dönüşüm parametrelerinin de ayrık olması gerekmektedir [24].

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.3)$$

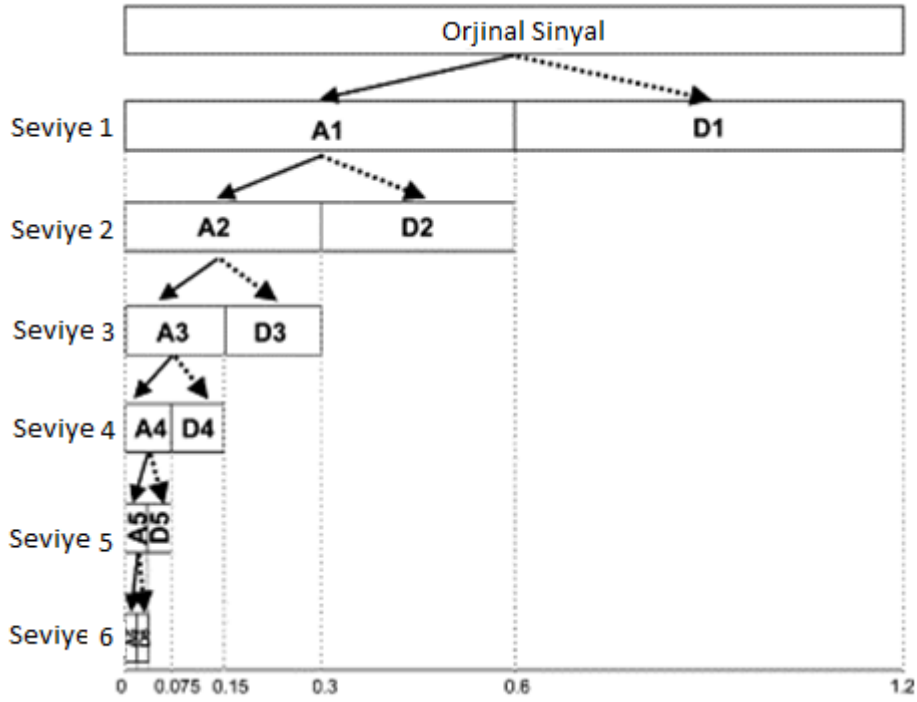
( $a = 2^j$  (ölçekleme parametresi),  $b = k2^j$  (dönüşüm parametresi),  $j, k \in \mathbb{Z}^2$ ,  $\psi$  (dalgacık fonksiyonu) ve  $x(t)$  işareti göstermektedir.)

ADD uygulama sırasında sinyalleri iki ana bileşene ayırır. Bu işlem pratikte filtreler kullanılarak yapılır. Bu ana bileşenlerden birincisi düşük frekanslı bileşenler yani alçak geçiren filtre çıkışları, diğeri ise yüksek frekanslı bileşenler yani yüksek geçiren filtre çıkışlarıdır. (Şekil 2.5)



Şekil 2.5: Ayrık Dalgacık Dönüşümü Akış Diyagramı [24]

Ayrık dalgacık dönüşümünde oluşan, ana bileşenlerden düşük frekanslı bileşenlerine yaklaşımlar (approximations=A), yüksek frekanslı bileşenlerine ise detaylar (details=D) denir. ADD işlemine tabi tutularak ayrıştırma işlemi uygulanan S sinyali eşit sayıda alt frekans bileşenine yani yaklaşımlara (A) ve yüksek frekans bileşenine yani detaylara (D) ayrıştırılmış olur (Şekil 2.6).



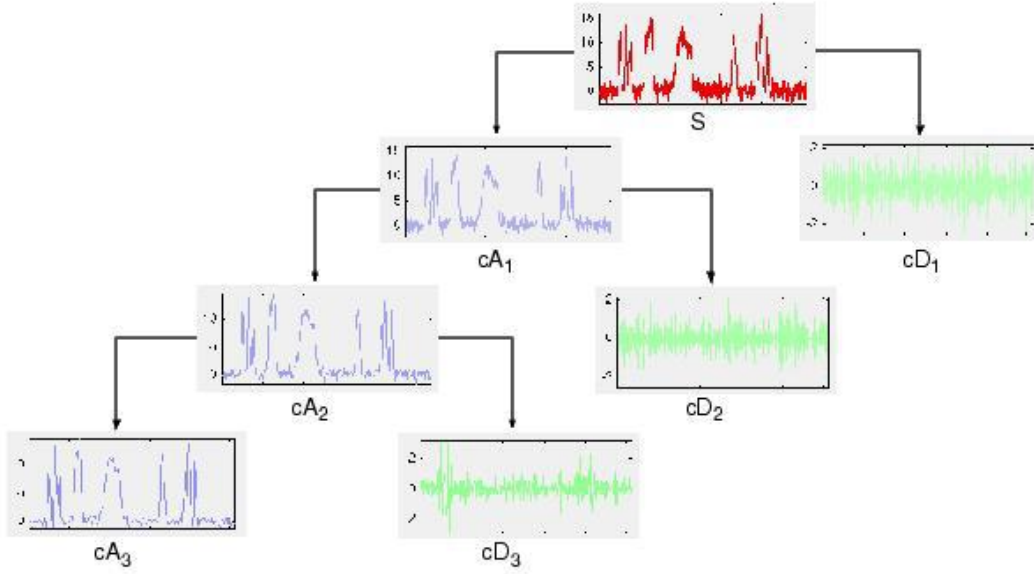
Şekil 2.6: ADD Analizi [25]

Yüksek geçiren ve alçak geçiren filtre çıkışları matematiksel olarak denklem (2.4) ve denklem (2.5)'te gösterilmiştir. Burada  $x[n]$  orjinal sinyal,  $g[n]$  yüksek geçiren ve  $h[n]$  alçak geçiren filtre olarak gösterilmektedir.

$$y_{yüksek}[k] = \sum_n x[n].g[2k - n] \quad (2.4)$$

$$y_{alçak}[k] = \sum_n x[n].h[2k - n] \quad (2.5)$$

Şekil 2.7 göz önüne alındığında ADD'nin tam olarak ne ifade ettiği kolaylıkla anlaşılabilir. Ana sinyal olan S sinyali eşit sayıda alt frekans bileşenine (yaklaşımlara-A) ve yüksek frekans bileşenine (detaylara-D) ayrıştırılabilmektedir. Buradaki önemli bir noktada ADD'ne tabi tutulan sinyalin (S) kayba uğramayacağı gerçeğidir. Buradaki cA3 yaklaşım bileşeni, cD3 temel bileşene ait detay bileşendir. Yaklaşımlar, düşük frekanslı bileşenlerden oluşurken, detaylar, yüksek frekanslı bileşenlerden oluşmaktadır. Dalgacık dönüşümünde amaç sinyali yaklaşım ve detaylarına ayrıştırmaktır. Elde edilen yaklaşım tekrar ikinci seviye yaklaşım ve detayına ayrıştırılır, bu işlem arzu edilen frekans bandına erişilinceye kadar devam edebilmektedir.



**Şekil 2.7:** Yaklaşım ve Detay Bileşenlerin Ayrışımı [1]

EEG sinyalleri düşük frekanslı sinyaller olarak kabul edilmekte ve alçak frekans bileşenleri önemli bilgiler içermektedir. Bundan dolayı da, insan beyninin ürettiği dalgalar olan delta, teta, beta ve alfa bantları da kapsadıkları frekans aralığına göre beyne ait önemli bilgiler içerirler.

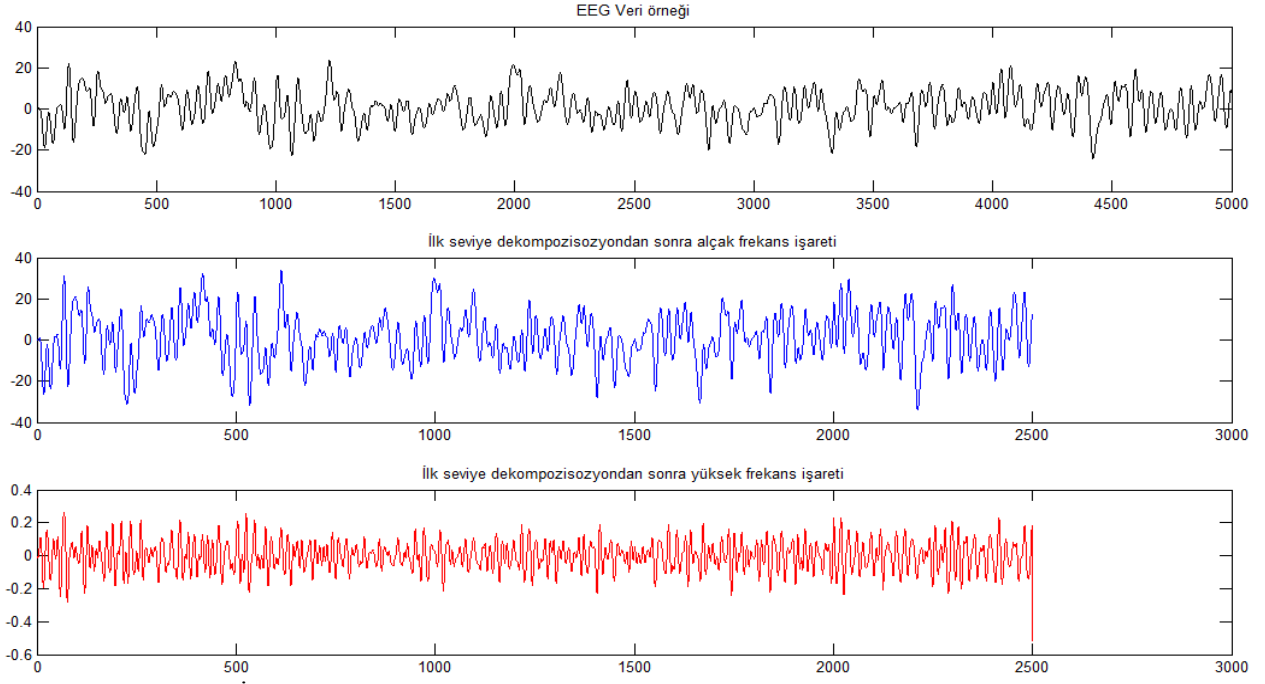
## 2.2 EEG İşaretlerinin Frekans Bantlarına Ayrılması

EEG spektrumu genel olarak şu şekilde bantlara ayırabilmektedir:  $\delta$  (1-3 Hz),  $\theta$  (4-7 Hz),  $\alpha$  (8-13 Hz),  $\beta_1$  (14-30 Hz),  $\beta_2$  (31-50 Hz). Artmış delta ve teta aktivitesi anestezi derinliğinin bir bulgusu olarak kabul edilir. Temel prensip olarak EEG sinyalleri düşük frekans aralıklarında ( $< 8$  Hz), beyin durağan ve uyku durumunda olduğu durumda, yüksek frekans aralıklarında ( $> 8$  Hz) beyin aktif olduğu durumlarda ortaya çıkmaktadır. Operasyon sırasında anestezi altında bulunan hastaya ait EEG sinyallerinin genliği tıpkı uyku durumuna benzer şekilde düşük frekans aralıklarında ( $< 8$  Hz) artmaktadır [7]. Bu durum anestezi seviyesinin idamesi safhasında EEG işaretlerinde ilgili bant aralıklarının kullanılması halinde olumlu sonuçların alınacağına dair ışık oluşturmaktadır. Bu amaçla tez çalışmasının bu aşamasında operasyon sırasında kaydedilen hasta EEG verilerinde ADD metodu kullanılarak EEG işaretlerinin delta-teta bantlarına ulaşılmaya çalışılacaktır.

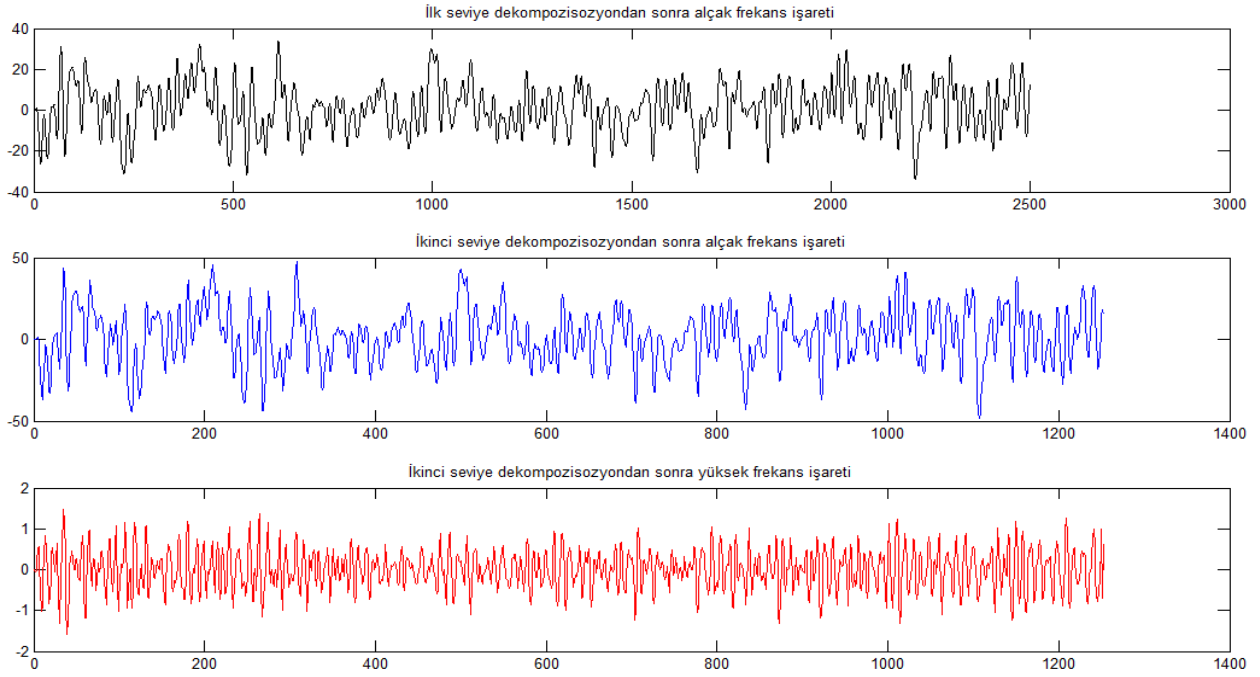
### 2.3 ADD kullanarak EEG İşaretlerini Delta-Teta Bantlarına Ayrılması

Tez çalışmasında kullanılan 60 adet veri setinden biri üzerinde delta-teta bantlarına nasıl ulaşıldığı takip eden şekillerde örneklenecektir. Bu tez çalışmasında Ayrık Dalgacık Dönüşümlerinde kullanılan dalgacıklardan biri olan daubechies dalgacığı en gelişmiş dalgacık tiplerinden olması sebebi ile tercih edilmiştir. Örneklenen EEG kaydı 52 yaşında bayan ve Troidektomi operasyonu sırasında anestezi altında bulunan hasta kayıdır. Şekil 2.8 incelendiğinde (EEG kayıt cihazı örnekleme frekansı 500 Hz) 30sn'lik EEG işareti üzerinde ilk seviye ayrıştırmanın yapılmış olduğu görülmektedir. İlk seviyenin ardından elde edilen düşük frekanslı işaret tekrar Ayrık Dalgacık Dönüşümüne tabi tutularak kendi alt bileşenlerine ayrılmış ve bu işlem bu şekilde beklenen ya da istenen işaretlerin elde edilmesine kadar devam etmiştir (Şekil 2.8 ve Şekil 2.9). İstenen seviyenin üçüncü ayrıştırmadan sonra elde edildiğini ispatlamak için bu ayrıştırmadan sonra Şekil 2.10'da görülen yüksek ve alçak frekanslı işaretleri frekans bandında incelemek üzere Güç Spektral Yoğunlukları (GSY) alınmıştır.

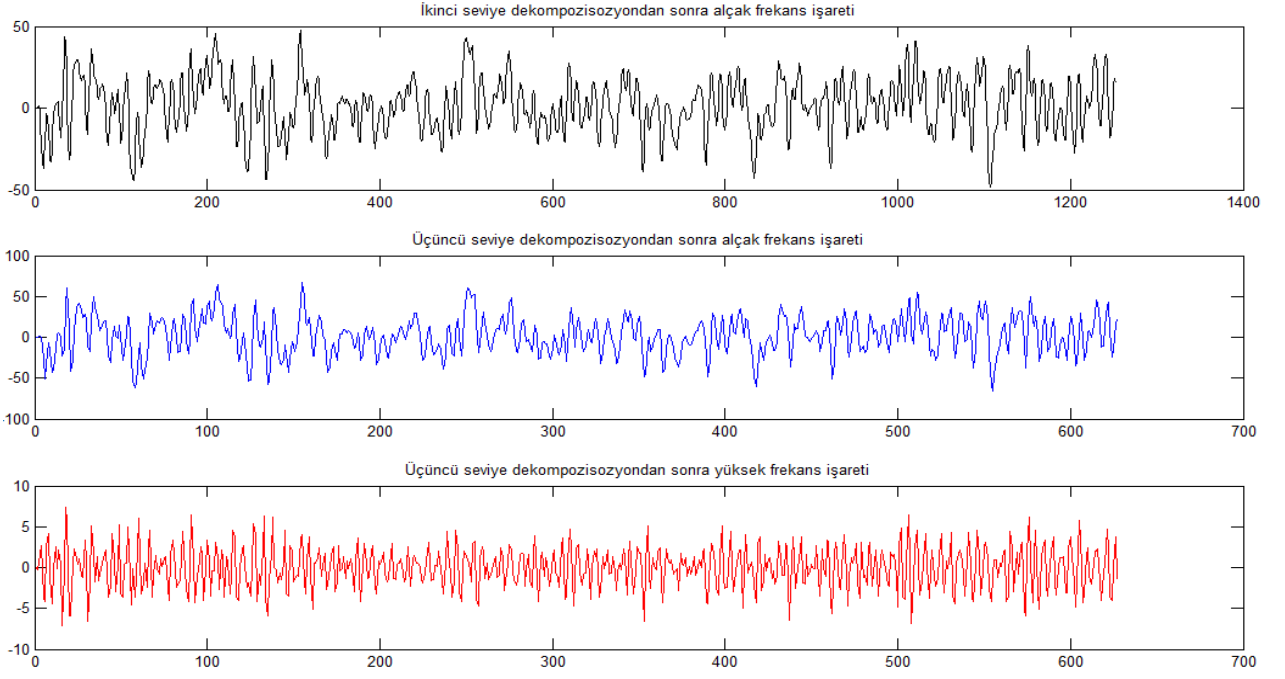




**Şekil 2.8** İlk seviye ayrıştırmadan sonra oluşan alçak ve yüksek frekanslı işaretler

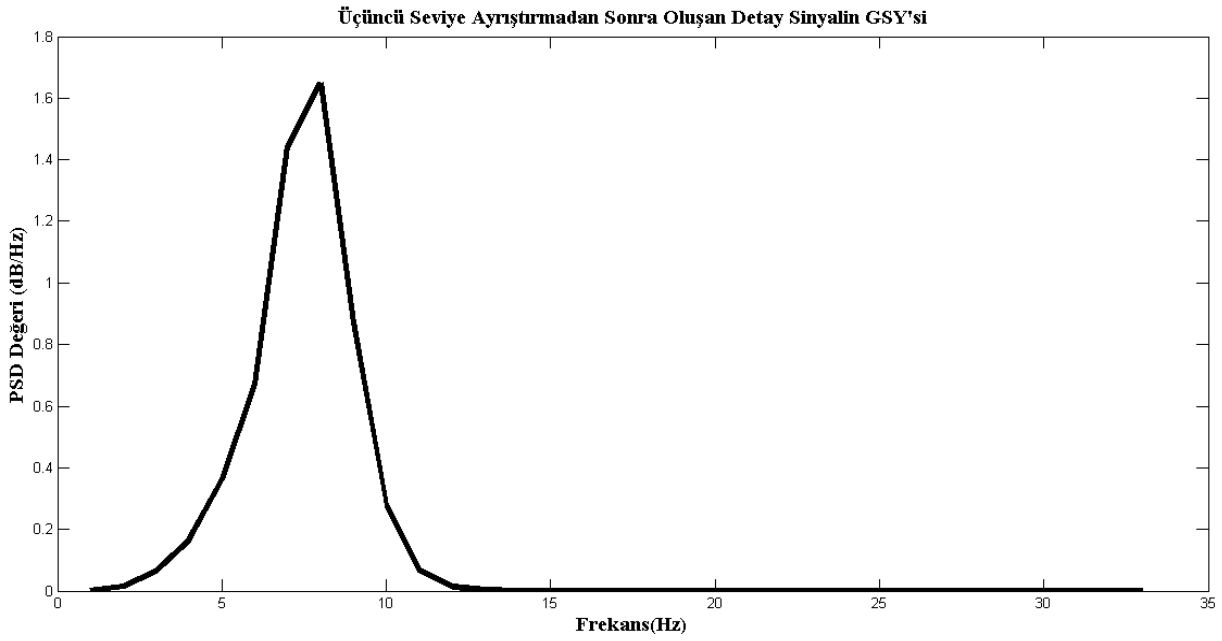


**Şekil 2.9:** İkinci seviye ayrıştırmadan sonra oluşan alçak ve yüksek frekanslı işaretler



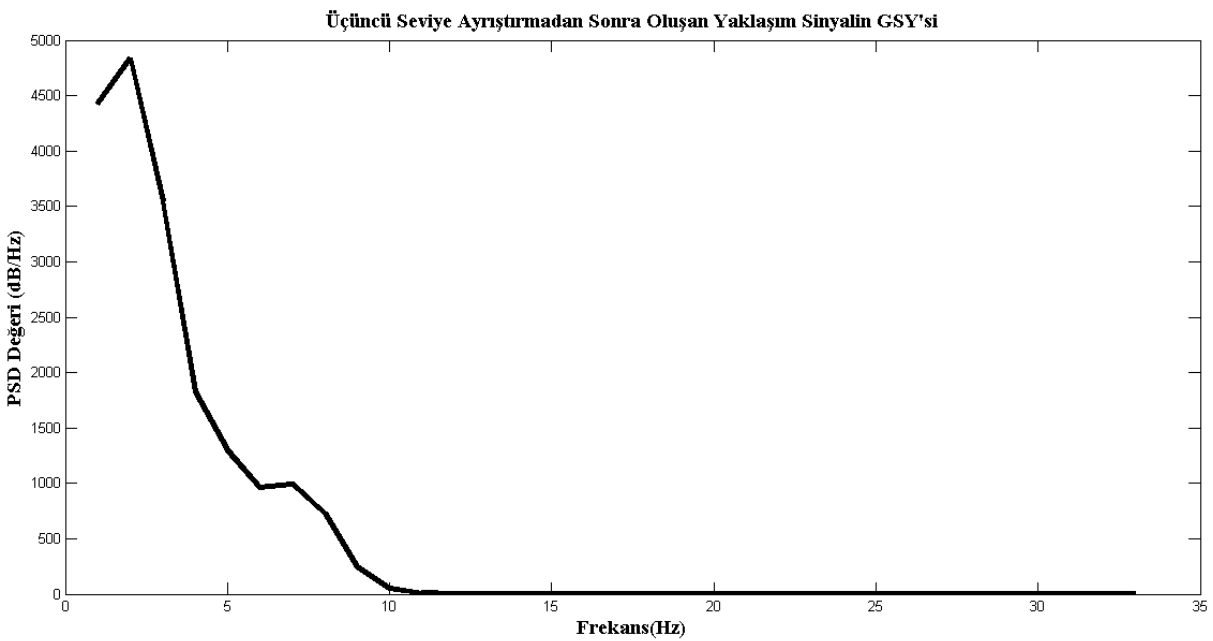
**Şekil 2.10:** Üçüncü seviye ayrıştırımdan sonra oluşan alçak ve yüksek frekanslı işaretler

Şekil 2.11 incelendiğinde açıkça görülmektedir ki, üçüncü seviye ayrıştırımdan sonra oluşan ayrıntı sinyale ait Güç Spektral Yoğunluğunun kapladığı frekans bandı (merkez frekans 8 Hz civarı), delta-teta frekans bantlarını kapsayacak şekilde ortaya çıkmıştır. Diğer bir açıdan bu durumun anlamı, EEG spektrumunun delta-teta bantlarına ait kısmında arzu edilen sinyal üzerinde gürültü süzülmesi Ayırık Dalgacık Dönüşümü ile gerçekleştirilmiştir şeklindedir.



Şekil 2.11: Detay Sinyalin 3'üncü Seviye Ayrıştırması

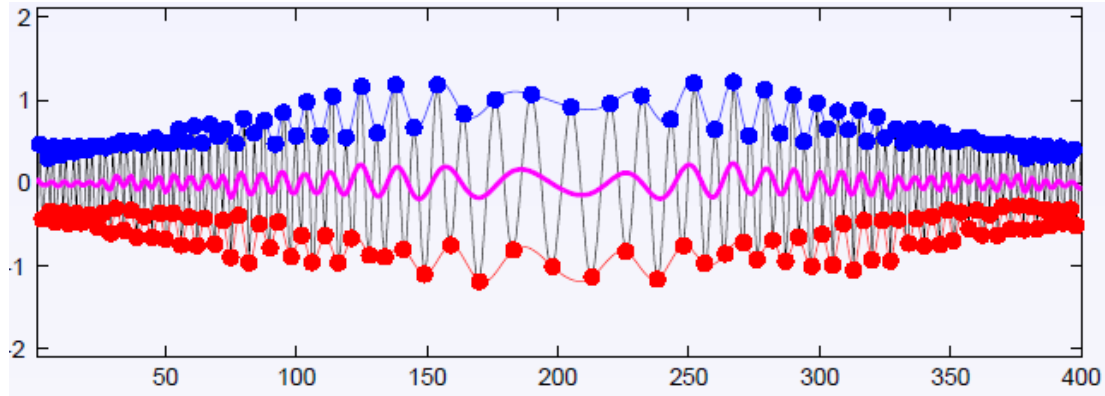
Şekil 2.12 incelendiğinde ise üçüncü seviye ayrıştırmadan sonra oluşan yaklaşım sinyaline ait Güç Spektral Yoğunluğu arzu edilen ve anestezi altında bulunan hastaya ait EEG spektrumunun delta-teta bantlarını ortaya çıkarmış, bunun dışındaki bantları sönmülemiştir. Buradan da görüldüğü üzere hastalara ait delta-teta bantlarına ulaşım üçüncü seviye ayrık dalgacık dönüşümü uygulanarak elde edilmiştir. Bu bölümde kısa olarak sadece bir veri seti üzerinde gösterilen ADD uygulaması ve Güç Spektral Yoğunluğu hesaplaması tezin ilerleyen aşamalarında bütün veri setine uygulanacak olup, ayrıntılı bir şekilde aktarılacaktır.



Şekil 2.12: Yaklaşım Sinyalin 3'üncü Seviye Ayrıştırması

### 3. AMPİRİK KİP AYRIŞIMI (EMPRICAL MODE DECOMPOSITION)

Durağan olmayan sinyallerin analizine yönelik çalışmalar son dönemlerde artarak devam etmektedir. Farklı yöntemlerle analiz çalışmalarından biri de EEG işaretlerine uygulanabilen Ampirik Kip Ayrışımı (AKA) metodudur. AKA uyarlamalı ve doğrusal olmayan bir işaret ayrışım yöntemidir. Bu metot, adı üzerine anlaşılacağı gibi temel aldığı yaklaşımda çözümlemeyi matematiksel metot gözeterek değil, deneysel olarak çalışarak yapmaya çalışır. Fourier dönüşümü gibi doğrusal ve durağan veri üzerinde çalışan metotlardan farklı olarak AKA veri hakkında hiçbir varsayımda bulunmamaktadır. AKA'da veri İçkin Kip Fonksiyonlarına (Intrinsic Mode Functions/IMFs) ayrıştırılmaktadır. AKA'nın temel amacı, durağan olmayan işaretlerin zaman-frekans analizi için anlık frekans değerlerini kullanmayı mümkün kılan ayrışımı oluşturmaktır. AKA sonucunda işaret, İçkin Kip Fonksiyonları (İKF) ve kalan (residue) olarak ayrıştırılmakta ve elde edilen İKF'ler, kalan ile birlikte toplanarak bilgi kaybı ve hata olmadan orijinal işaret elde edilmektedir [10]. İKF'ler için gerekli özelliklerden bir tanesi herhangi bir zaman örneği için alt zarf ve üst zarf ortalama değerinin sıfır olmasıdır [26]. Zarf ile kastedilen durum aslında işarete ait yerel minimum ve maksimum noktalarının ara değerlemesini teşkil etmektedir. Şekil 3.1'de mavi ile gösterilen noktalar üst zarfa, kırmızı ile belirtilen noktalar alt zarfa ait gösterimi yapmaktadır. İKF'ler için aranan bir diğer özellik ise sıfır geçiş sayılarının uç noktaların (extreme) sayılarına eşit olmasıdır [27].



Şekil 3.1: Alt-üst Zarf Gösterimi

AKA sinyali deneysel olarak bir çok alt-sinyale bölmekte ve anlık frekans değerlerini (işaretin zaman frekans analizinde analitik sinyalin fazının türevi olarak tanımlanır) kullanmayı sağlayacak ayrışımı aramaktadır [28].

### 3.1 İçkin Kip Fonksiyonlarının Belirlenmesi

AKA işlem algoritması sırasında ilk İKF'nin belirlenmesi için, sinyalin en yüksek frekans bileşenin seçilmesi amaçlanır ve bu şekilde geri kalan içerikler en düşük frekans bileşeni olur. Son İKF (kalan) en alt sıradadır (Bu değer denklem (3.5) ile gösterilmiştir). Bir başka deyişle yapılmak istenen aslında birçok filtre kullanılarak değerli bilginin elde edilmesidir. İKF'lerin oluşturulması algoritması iki ana adımda incelenecek olursa;

Adım-1: İncelenecek  $x(n)$  verisi üzerinde yerel uç noktaların bulunması

$$m_1(n) = \frac{U(n)+L(n)}{2} \quad (3.1)$$

Burada  $U(n)$  işarete ait üst zarfı temsil ederken  $L(n)$  alt zarfı temsil etmektedir. Denklem (3.1)'te alt ve üst zarfların ortalamaları hesaplanır, denklem (3.2) ile gösterildiği gibi orijinal işareten bulunan ortalama çıkarılır. Ortalama zarf işaretinin sonlandırma şartını sağlayıp sağlamadığı kontrol edilir [29]. Problem çözümüne uygun olarak durdurma kriteri (eşik  $\epsilon$  değeri, vb.) belirlenebilir.

$$h_1(n) = x(n) - m_1(n) \quad (3.2)$$

$h(n)$  olarak elde edilen sonuç bileşeni bir İKF'dir. Bu fonksiyon simetriktir ve bütün yerel maksimum pozitif-minimum negatif noktaları sağlar. Başka bir anlatım ile bu yaklaşım, yerel maksimum ve yerel minimumun tanımladığı zarfların ortalama değerlerinin herhangi bir noktada sıfır olmamasını kapsamaktadır [30]. Ortalama işaretin sonlanma kriterine uygun olmaması durumunda işlemler tekrarlanmaktadır ve bu noktada yeni giriş verisi denklem (3.3) ile gösterilen ifade olmakta, dolayısıyla işlemler istenen İKF sağlanıncaya kadar devam etmektedir.

$$h_{11}(n) = h_1(n) - m_{11}(n) \quad (3.3)$$

Adım-2:

$$r_1(n) = x(n) - c_1(n) \quad (3.4)$$

Bulunan ilk İKF; denklem (3.4) ile belirtildiği gibi orijinal işaretten çıkarılmakta ve  $c_1 = h_1(n)$  dönüşümü uygulanarak,  $r_1(n)$  kalan işaret olmaktadır. Bir sonraki İKF 1. aşamadan başlanarak bulunmaktadır ve 1. aşama için giriş sinyali bir önceki İKF'den elde edilen kalan sinyal (denklem (3.5)) olmaktadır. Adım-1,2 işlemleri daha fazla İKF'ler elde edilinceye kadar sürecek ve son İKF zaman serilerinin genel eğilimini (işaretin uzun sürede gösterdiği düşme ve yükselme süreci sonunda oluşan kararlı durumu) yansıtıncaya kadar bu işlem devam edecektir.

$$r_{i-1}(n) - c_i(n) = r_i(n) \quad (3.5)$$

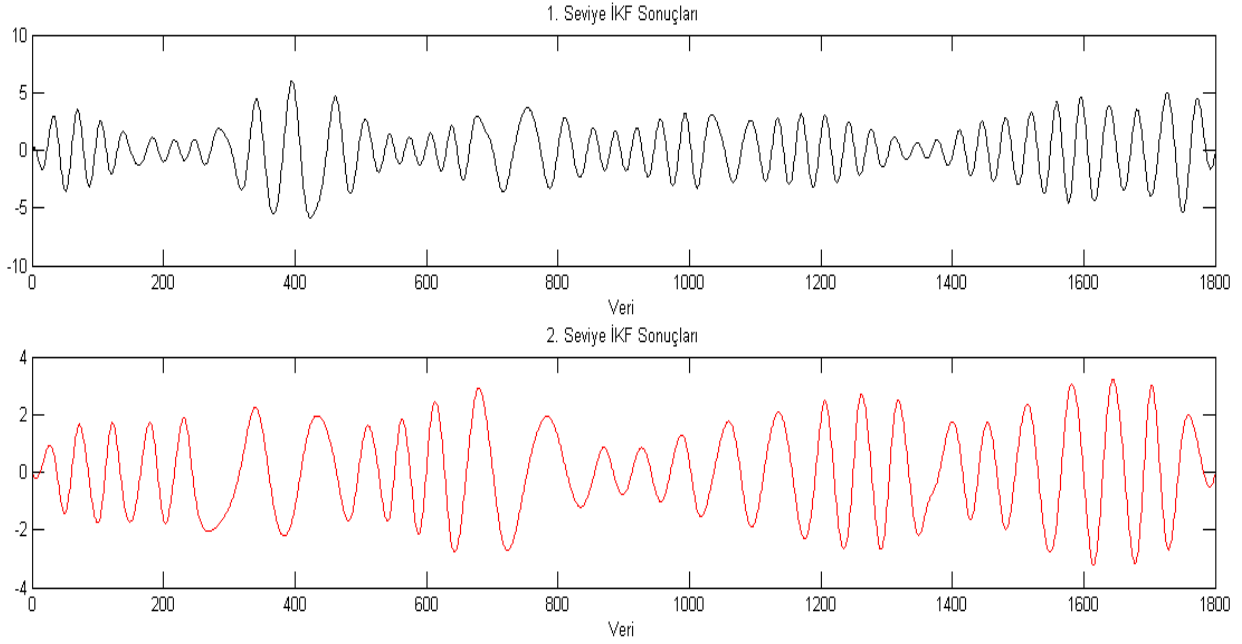
$$x(n) = \sum_{i=1}^k c_i(n) + r_k \quad (3.6)$$

İKF, kalan sinyalin ideal olarak uç nokta içermemesi durumunda ya da istenen veri elde edildiğinde sonlanmaktadır. Orijinal işaret, İKF'lerin ve en son elde edilen kalan sinyalin toplamı ile ifade edilmektedir ve denklem (3.6) ile gösterilmektedir.

### **3.2 AKA kullanarak EEG İşaretlerinden Delta-Teta Bandlarının Ayrıştırılması**

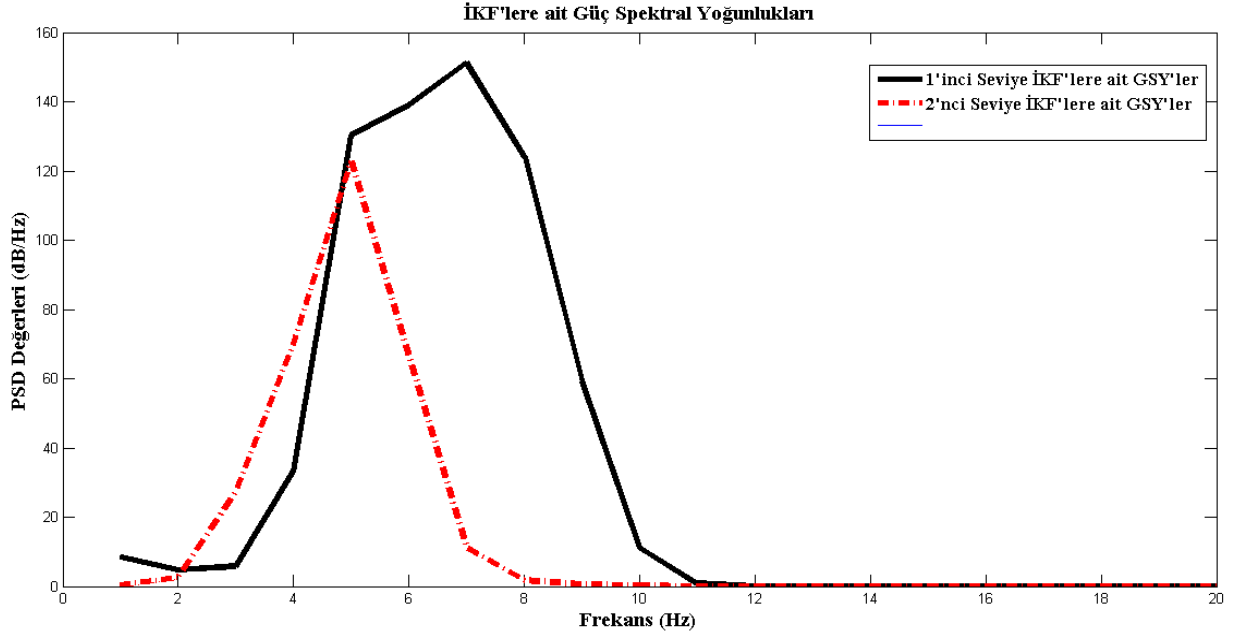
Tez çalışmasında kullanılan 60 adet veri setinden biri üzerinde AKA metodu kullanılarak Ayrık Dalgacık Dönüşümünde olduğu gibi EEG verisinin delta-teta bantlarına nasıl ayrıldığı takip eden şekillerde örneklenecektir. Örneklenen EEG kaydı 52 yaşında bayan ve Troidektomi operasyonu sırasında anestezi altında bulunan hasta kayıdır. Delta-teta bantlarına ulaşmak için çeşitli çalışmalar yapılmış en uygun sonuç ikinci seviye İKF'ler kullanılarak bulunmuştur (İkinci seviye ayrıştırımdan sonra sinyalin Güç Spektral Yoğunluğu alındığında arzu edilen frekans aralıklarına ulaşılmıştır). AKA sonucu elde edilen ikinci seviye İKF'ler elde bulunan 60 adet veri setinin tamamına uygulanmıştır.

AKA uygulaması ve Güç Spektral Yoğunluğu hesaplaması tezin ilerleyen aşamalarında bütün veri setine uygulanacak olup, ayrıntılı bir şekilde aktarılacaktır.



**Şekil 3.2:** Hasta Verisine Ait İKF Sonuçları

Şekil 2.8'de verilen EEG örneği üzerinde uygulanan 1.seviye ve 2.seviye İKF'ler şekil 3.2'de gösterilmektedir. Bu çalışmada İKF'lerin sonlanması amacıyla gerekli olan durdurma kriteri için standart sapma değeri yapılan denemeler sonucu 1 seçilmiş, ayrıca İKF işleminin süregelmesi için standart sapma değerinin 0.3'ten büyük olma şartı aranmıştır. Dolayısıyla standart sapma değeri 0.3 değerinden büyük olduğu sürece İKF hesaplama işlemi devam etmiş, ancak standart sapma değeri 1'e ulaştığında İKF hesaplaması sonlandırılmıştır.



Şekil 3.3: İKF'lere ait Güç Spektral Yoğunlukları

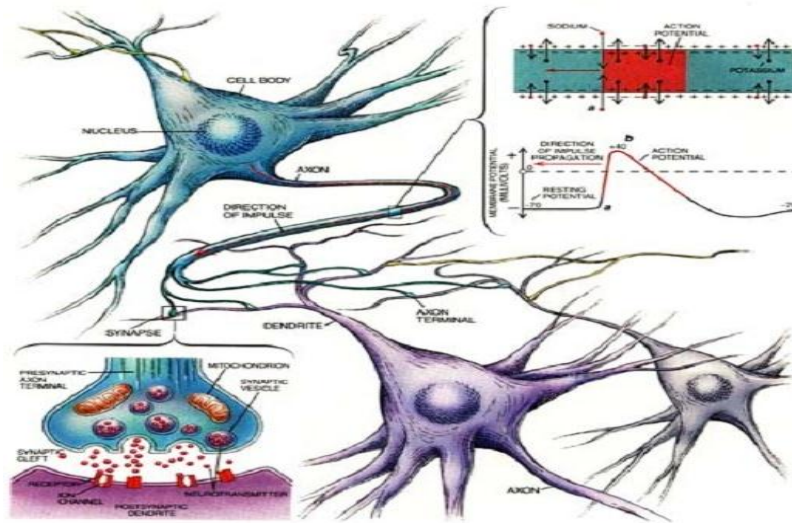
AKA metodu uygulanan EEG verisi üzerinde arzu edilen frekans bantlarına ulaşılması önemli bir işlem maddesidir. Zira anestezi altında bulunan hastanın anestezi seviyesinin idamesinde EEG işaretlerinin içinde sakladığı değerli bilgi, hastanın aslında anestezi altında farkındalığın ne durumda olduğunu göstermektedir. Bu durum göz önüne alınarak uygulanan AKA metodu sonucunda ulaşılan İKF'lere ait Güç Spektral Yoğunluklarının EEG verilerine ait hangi frekans bantlarını kapsadıkları şekil 3.3'te gösterilmiştir. Her ne kadar 1. seviye İKF'lere ait spektral yoğunlukları, delta-teta bantlarını kapsıyor olsa da, alfa bandı da kapsanan alan içindedir. Bu durum aslında beyinsel aktivitenin artmaya başladığına işaret olarak görülmektedir. Tam olarak arzu edilen sonuç ise 2. seviye İKF'lere ait Güç Spektral Yoğunluklarında belirgin olarak gözlenmektedir. Burada 8 Hz altında kalan alan delta-teta bantlarının kapsandığını göstermektedir.



## 4. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağı (YSA), insan beyni içerisinde öğrenme işleminin modellenmesi ile ortaya çıkan yapılardır [31]. Temel olarak YSA teknolojisi bilgisayar dünyasında insan beyninin ve sinir sisteminin davranışlarını taklit etme esasına kurulmuş bir yaklaşımdır. Bu ağlar birbirine paralel olarak bağlanmış sinir hücrelerinden ve onların hiyerarşik organizasyonundan oluşur (Şekil 4.1). YSA topolojisinde hücreler birbirine paralel bağlı olduğu için bazılarının işlevini yitirmesi ile sinir sistemi fonksiyonunu yitirmez. Bu ağların temel amacı gerçek dünyadaki olaylara karşı biyolojik sinir sisteminin davrandığı modeli çizmektir [32]. Yapay sinir ağı tamamıyla paralel, adaptif ve öğrenilebilir dağıtılmış bir hafızaya sahip olma özellikleri sayesinde mühendislik başta olmak üzere birçok bilimsel alanda, karmaşık ve belirsiz veriler altında problemlere çözümler üretmektedirler.

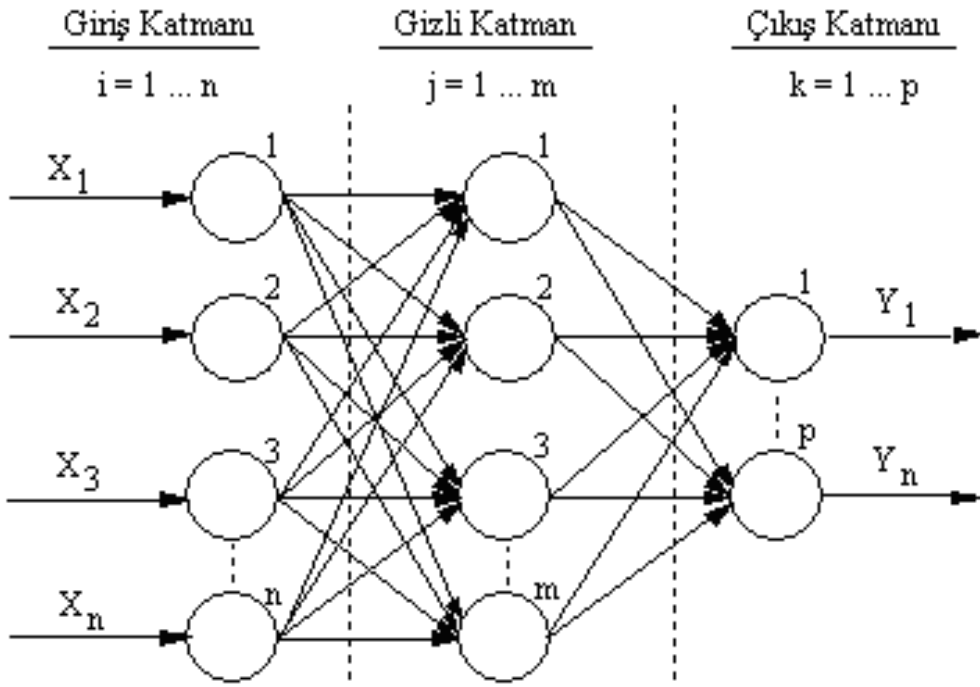
Yapay sinir ağı problem çözümünde insan beynini modellemiş, dolayısıyla insan beynine paralel olarak öğrenerek karar verme prensibi üzerine kurulmuşlardır. Dolayısıyla, bu ağlar paralel yapıları ve bilgisayarları geleneksel yöntemlerden çok daha farklı kullanarak özellikle seri bilgisayarlarda bilinen yöntemlerle yapılması mümkün olmayan veya çok zor olan birtakım işlevleri rahatlıkla yapabilme kabiliyetine sahiptir [4].



Şekil 4.1: Sinir Ağı Hücreleri

#### 4.1 Yapay Sinir Ağı Topolojisi

Yapay sinir ağlarının fonksiyonlarını gerçekleştirmede bugün birçok model mevcut olmakla birlikte bu sayı her geçen gün artmaktadır. Sinir hücrelerinin birbirleri ile olan bağlantılarından ve uygulanan öğrenme kuralından kaynaklı bir çok model oluşturulabilmektedir. Bu modellerde sinir hücreleri tamamen birbirleri ile bağlantılı veya yerel olarak gruplar halinde bağlantılı olabildikleri gibi, dağınık şekilde de birbirleri ile bağlanabilmekte aynı zamanda sinir hücreleri arasında bilgi akışı bu bağlantılar üzerinde tek yönlü ya da çift yönlü olarak gerçekleştirilebilmektedir. Genel olarak yapay sinir ağlarında üç tür katman bulunmakta olup, bunlar; sinir ağının dış dünya ile bağlantısını kuran giriş katmanı, gelen sinyalleri işleme kabiliyetine sahip ara katmanlar ve sinir ağının kararlarını dış dünyaya aktaran çıkış katmanıdır (Şekil 4.2).



Şekil 4.2: Yapay Sinir Ağı Topolojisi

Giriş katmanında sinir hücreleri aldıkları bilgiyi herhangi bir değişikliğe uğratmadan gizli katmandaki hücelere aktarırlar. Burada bilgi sinir ağına ait hücelere arasındaki ağırlıklarla (Weight) gösterilir. Bilgi bütün ağı dağıtılmış ve ağ yapısı topolojisine bağlı olarak tek yönlü olarak ileri yönlü (feed-forward) olarak ilerlemektedir. İlerleme süresince her bir bağlantıda işarete ait bir ağırlık değeri vardır. Bu ağırlık değerleri ağların hafızasını oluşturur. Öğrenme işlemi aslında çıkış

katmanında ağın dış dünya için ürettiği sinyalin istenen sinyal olup olmaması ile ilgilidir. Eğer ağ istenen sonucu üretmiyorsa ağ topolojisine bağlı olarak ağa ait ağırlıkların güncellenmesi yapılmak zorundadır. Güncelleme işlemi çıkış katmanında istenen sinyal elde edilinceye kadar devam eder.

## 4.2 Çok Katmanlı Algılayıcı ve Geri Yayılım Algoritması

Gerçek hayatta birçok problem doğrusal olmayan yapıdadır. Çok Katmanlı Algılayıcılar doğrusal olmayan problemlerin çözümünde en sık kullanılan YSA modelidir. Bu tez çalışmasında anestezi altında bulunan hastaya idame safhasında uygulanacak anestezi oranının tespiti yapmak üzere Çok Katmanlı Algılayıcı topolojisi kullanılacaktır. Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı içerisinde ağırlıkların güncellenmesi amacıyla geri yayılım algoritması kullanılmaktadır. Bu algoritma, hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmaktadır. Eğitim işlemi ve eğitimden sonraki test işlemi bu akışa göre yapılır. Bu algoritma ile,  $i$  katmanları ve bu katmanlardaki  $j$  nöronları arasındaki ağırlıklar güncellenir. Bu güncelleme denklem (4.1) ile verilmiştir.

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \Delta W_{ji}(t) + c\delta_j x_i \quad (4.1)$$

Denklem (4.1)'de öğrenme hızı  $c$ , ve  $\delta_j$  (yerel gradyant) ara veya çıkış katındaki herhangi bir  $j$  nöronuna ait bir terimdir. Çıkış katı için bu terim aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad (4.2)$$

Burada,  $net_j = \sum x_j w_{ji}$  ve  $y_j^{(t)}$  ise  $j$  işlemci elemanının istenen çıkışıdır. Ara katmanlar için ise bu terim,

$$\delta_j = \left( \frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum w_{ji} \delta_j \quad (4.3)$$

olarak verilir. Ara katmanlarda hata terimi olarak “ $y^{(t)}-y$ ”nin kullanılmama sebebi, bu katlarda herhangi bir hedef çıkış olmamasındandır. Bu duruma bağlı olarak, çıkış katmanından başlayarak  $\delta_j$  terimi, bütün katmanlar için hesaplanır. Daha sonra

formüllere bağılı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncellenmesi gerçekleştirilir. Çok Katmanlı Algılayıcı yapısında ağırlıkları güncelleme işlemi sırasında gerekli olan hata hesabı en dik iniş yöntemi (gradyanın tersi doğrultusunda ilerleme) kullanılarak yapılmaktadır [33]. Bu yöntem gradyanın tersi doğrultusunda ilerlerken lokal minimumu bulduğu yerde durarak sonuçlanmaktadır. Bu yapıda amaç hatayı minimize edecek ağırlıklara ulaşmaktır.

Bir Çok Katmanlı Algılayıcı modeli; bir giriş, bir veya daha fazla ara katman ile bir çıkış katmanından oluşur. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Ancak algoritma ağırlık güncelleme işlemini geriye yayılım olarak gerçekleştirir. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında bilgi yorumlama yapılmaz. Çok Katmanlı Algılayıcı yapısında işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemlerin giriş sayısına bağlıdır [33]. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir. Çok Katmanlı Algılayıcıda, ağa bir örnek verilir ve örneğin sonuç itibarıyla neye ulaşacağı da bildirilir (eğitici öğrenme). Örnekler giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitim algoritmasına göre, ağın çıkışı ile istenen çıkış arasındaki hata, geriye doğru yayılarak hata en aza indirgenene kadar ağın ağırlıkları değiştirilir. Bir andaki çıkış, sadece o andaki girişin bir fonksiyonudur.

## 5. MATERYEL VE METOD

### 5.1 Anestezi

Anestezi, an (olumsuzluk) eki ve estezi (duyu, his) sözcüğünden oluşan hissizlik anlamındadır. Anestezi özellikle cerrahi müdahaleler ve bazen de doğumda ağrıyı yok etmek ve hasta için optimal şartların sağlanması amacıyla , bilinç kaybı ile birlikte veya bilinç kaybı olmadan his ve duyumların kaybını sağlayan yöntemlerin hepsine verilen addır. Tıp dünyasında bir asrı aşkın yıldır sadece ağrıyı yok etmek için değil aynı zamanda ameliyat ile ortaya çıkan stresi, korkuyu ve anksieteyi kontrol etmek için de ameliyatlar sırasında uygulanmaktadır. Böylece ameliyatlar hasta için ağrısız ve hatırlanmayan işlem halini almaktadır [4]. Başlıca uygulanan anestezi yöntemleri kısaca aşağıdaki gibi sıralanır:

**Lokal Anestezi:** Belirli bir bölgede, bilinç kaybı olmaksızın, duyunun kalkması söz konusudur.

**Epidural Anestezi:** Vücudun belirli bir bölgesindeki ağrı iletimini durduran bölgesel ya da lokal anestezi türlerinden birisidir. Doğum sancılarında ağrıyı kontrol etmenin en etkili yollarındandır. Etkisi 15-20 dakika sonra başlar ama uzun sürelidir.

**Sipinal Anestezi:** Anestezik ve ağrı kesici maddelerin çok ince bir iğne ile omuriliği çevreleyen subaraknoid boşlukta bulunan sipinal sıvının içine ilacın verilmesidir. Etkisi hemen başlar ancak kısa sürelidir.

**Genel Anestezi:** Tüm vücudun hissizleştirilmesi ve operasyon boyunca tam bilinç kaybına neden olan anestezi türüdür. Genel anestezi ile epidural ve spinal anestezi arasındaki en önemli fark genel anestezinin operasyon süresince tam bilinç kaybına yol açması, ancak diğerlerinde bilincin genellikle tümüyle açık olmasıdır.

## **5.2 Genel Anestezi Uygulama Safhaları**

Anestezi safhaları üç başlık altında kısaca değerlendirildiğinde ilk safhanın İndüksiyon safhası olduğu görülmektedir. Bu safha başlangıç safhasıdır ve hastanın hatırlayabileceği tek safhadır. Kötü bir indüksiyon olmaması hasta açısından gelecek tecrübelerle karşı ön yargı oluşturmama adına önemlidir. Dolayısıyla hasta için mümkün olduğunca rahat ve hoş gidecek şekilde yapılması gerekir. İkinci safha anestezinin idame safhasıdır. İndüksiyon safhasından sonra operasyon boyunca anestezi derinliğinin korunduğu safha olup, bu safhada hasta sürekli gözetimde olmalı, solunumun şekli, hava yolunun kontrolü vb kontroller yapılmalıdır. Son safha sonlandırma ve ayırma safhasıdır. Anestezi süresince olduğu gibi, burada da hava yolu ve solunum ile ilgili dikkat edilmesi gerekmektedir [34].

## **5.3 Yüzeysel Anestezi ve Farkındalık (Awareness)**

Anestezi altında farkındalık (awareness), hastanın ameliyat sırasında uyanık olduğunu veya kötü rüyalar gördüğünü anımsamasıdır [35]. O sırada hasta bu duruma tepki verememektedir. Hasta uyandığında bu durumu sonradan hatırlayabilir, kötü bir kabus gibi hatırlayabilir ya da hiç hatırlamayabilir. Çok derin anestezi gereksiniminin olmadığı (ya da risk olduğu) durumlarda anestezi yüzeysel tutulmaktadır. Bu durumda hastanın olayları fark etmesi söz konusu olabilir. Bu durum üç safhada da olabilir. İndüksiyon sırasında yetersiz doz, idame safhasında ilacın plazma düzeyinin yetersiz olması vb., ya da anestezinin çok erken kesilmesi gibi durumlarda hasta olayların farkında olabilir. Bu çalışmada, beyin yüzeyine yakın bölgelerde oluşan EEG işaretlerinden yararlanılarak anestezi altında farkındalığın oluşmaması amaçlanmaktadır.

## **5.4 Veri Toplanması**

Bu çalışmada kullanılan EEG verileri Nihon Kohden 9200 marka 22 kanallı EEG cihazı ile kaydedilmiştir. Kayıt elektrotlarının montajında, Amerikan EEG Derneği'nin Klinik EEG de kullanılan standart montajlar için önerdiği uluslararası 10–20 montaj sistemi kullanılmıştır. EEG kayıtlarının alınması sırasında 8 kanallı bipolar 10-20



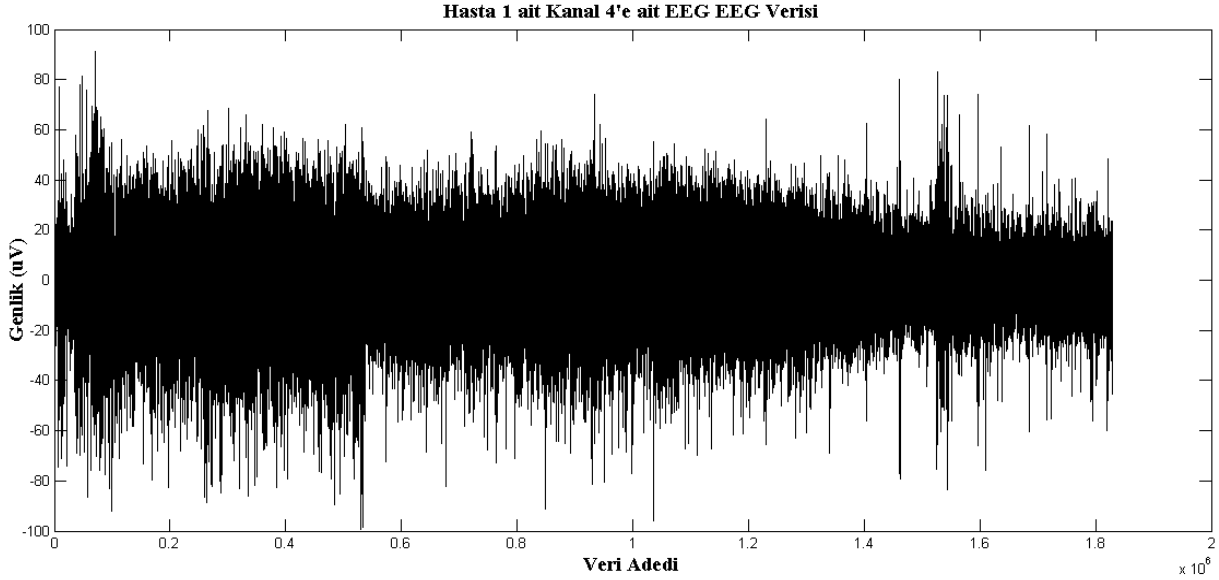
Tablo 5.1'de Hasta 1'e ait operasyon sırasında uygulanan anestezi seviyesi belirtilmektedir.

**Tablo 5.1:** Bir Hastaya ait Anestezi Oranı [4]

OPERASYON SÜRESİ	VERİLEN ANESTEZİ SEVİYESİ
0 dk	
5 dk	Sevofluran%1
10 dk	Sevofluran%1
15 dk	Sevofluran%1
20 dk	Sevofluran%1
25 dk	Sevofluran%1
30 dk	Sevofluran%1
33 dk	Sevofluran%0.8
44 dk	Sevofluran%0.4
55 dk	Gaz kapatıldı
01.02	Cerrahi bitti

Hastalardan alınan EEG verileri Matlab programının işleyebileceği txt formatına çevrilmiş ve bu sayede veri ön işleme ve diğer uygulama safhalarında programın kullanılmasına imkan tanımıştır. Hastalara ait operasyonların ortalama süresi 1 saat civarında olup, burada elde edilen EEG verileri büyük hacimde verileri oluşturmaktadır. Örnek olarak, hasta 1 kanal 4'e ait EEG verisi şekil 5.3'te gösterilmiştir. Görüldüğü üzere, sadece bir kanala ait EEG grafiği üzerinde bulunan veri sayısı  $10^6$  mertebelerindedir. Dolayısıyla veri analizinde de mümkün olduğunca önemli bilgiyi kaybetmeden ancak daha az hacimde veri ile doğru sonuca gitmek önem arz etmektedir. Bu işlemleri gerçekleştirebilmek için de bir takım yöntemler tez çalışması boyunca uygulanmıştır. Öncelikle, bu tez çalışmasında oluşturulan 60 adet veri setinin her biri 30 sn'lik kayıtlardan oluşmaktadır. Veri setlerinin oluşturulması sırasında her bir hastaya ait 8 kanal için ortalama 5 dakikada bir verilen anestezi (sevofluran) oranına uygun olarak 5 dakikalık EEG kayıtları 30 sn'lik parçalara bölünmüştür. Elde bulunan 30 sn'lik her bir kayıt üzerinde AKA ya da ADD işlemi gerçekleştirilmiş ve kayıtlara ait Güç Spektral Yoğunlukları çıkarılmıştır. Beş dakikalık bir kayıt için çıkartılan 10 adet 30 sn'lik Güç Spektral Yoğunluğu değerinin her bir kanal için ortalaması alınarak veri setleri oluşturulmuştur. Burada amaç, önceki yapılan çalışmaların aksine sadece anestezi seviyesinden hemen önceki veriyi kullanmak değil, temelde EEG ölçümünü bütün periyoda yaymak ve daha sağlıklı sonuçlar elde etmektir.

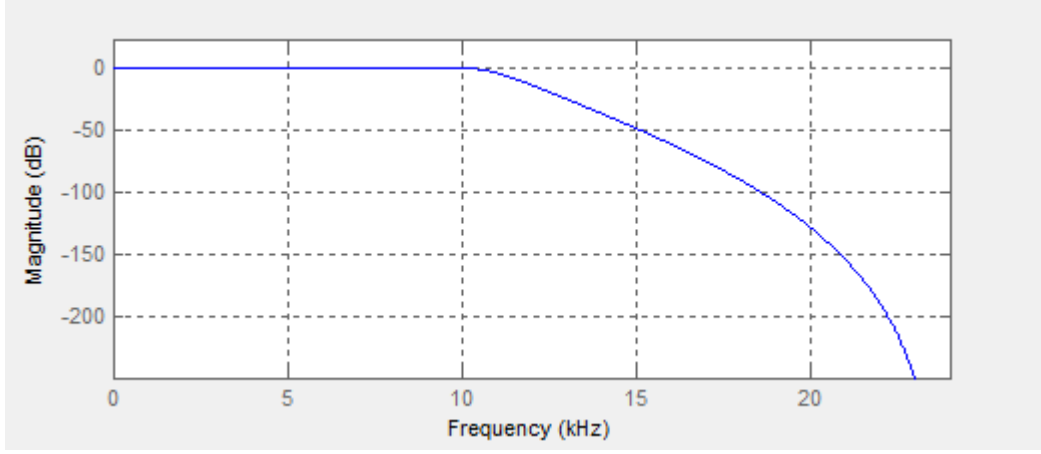




**Şekil 5.3:** Hasta 1 için Örnek EEG Verisi

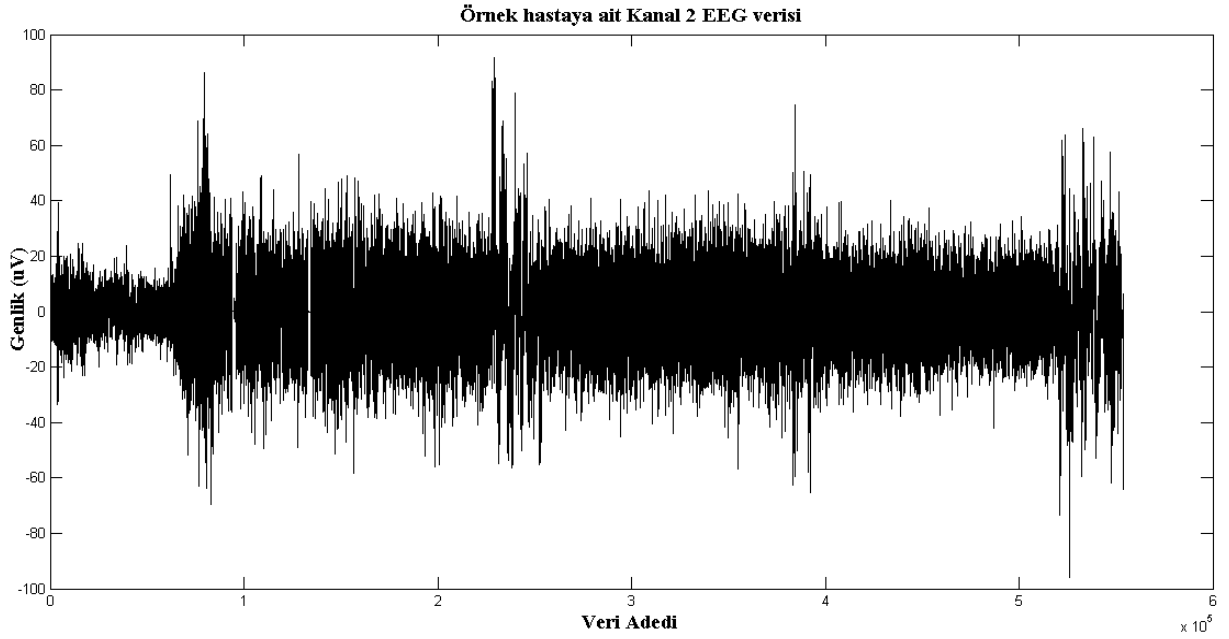
## 5.5 Ön İşleme (Gürültü Süzme)

EEG kayıtları üzerinde oluşan gürültü sinyalleri istenmeyen sinyallerdir. Bu sinyaller, göz hareketleri, kalp atışları, kas kasılmaları gibi ekstraserebral aktivitelerden veya şebeke elektriği, iyi işlev görmeyen kayıt elektrotları ve EEG cihazındaki kusurlardan doğabilir. Bu istenmeyen gürültü işaretlerinin arzu edilen EEG verisi ile karıştırılmasını önlemek için dışlanması gerekir. Bu çalışmada EEG işaretlerini gürültüden arındırabilmek üzere ve tez süresince delta-teta frekans bantları ile çalışıldığı için 10'uncu dereceden 30 *Hz*'lik butterworth tipi alçak geçiren dijital filtre (şekil 5.4) kullanılmıştır [36]. Butterworth filtrelerinin frekans cevabını bütün frekanslardaki düzgün bir cevap ve belirli kesim frekanslarından düzgün bir azalış tanımlar. Bant geçiren için ideal cevap 1 ve bant durduran için ideal cevap 0 değeridir. Belirtilmiş kesim frekansları 3dB aşağı (gücün yarısı) frekansa karşılık gelmektedir.

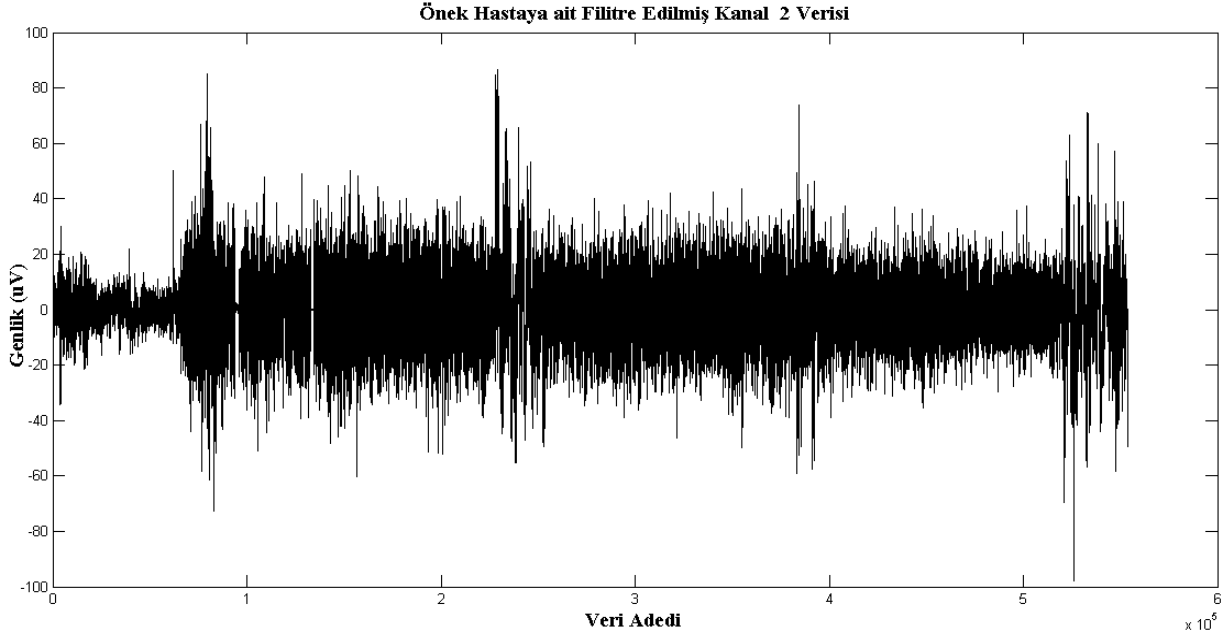


**Şekil 5.4:** 10. Dereceden Butterworth tipi Filtre

Bu tez çalışmasında, EEG verilerini gürültüden arınırma işlemi için Sonsuz Darbe Yanıtı - Infinite Impulse Response (IIR) tipi bir filtre olan 10'uncu dereceden ve 30 Hz'lik butterworth alçak geçiren dijital filtre kullanılmıştır. Hasta 2 için ölçülen EEG verisi şekil 5.5'te gösterilmektedir. Bu veriye ait uygulanmış olan filtrelemeden sonra gürültüden arındırılmış EEG verisi şekil 5.6'da gösterilmiştir.

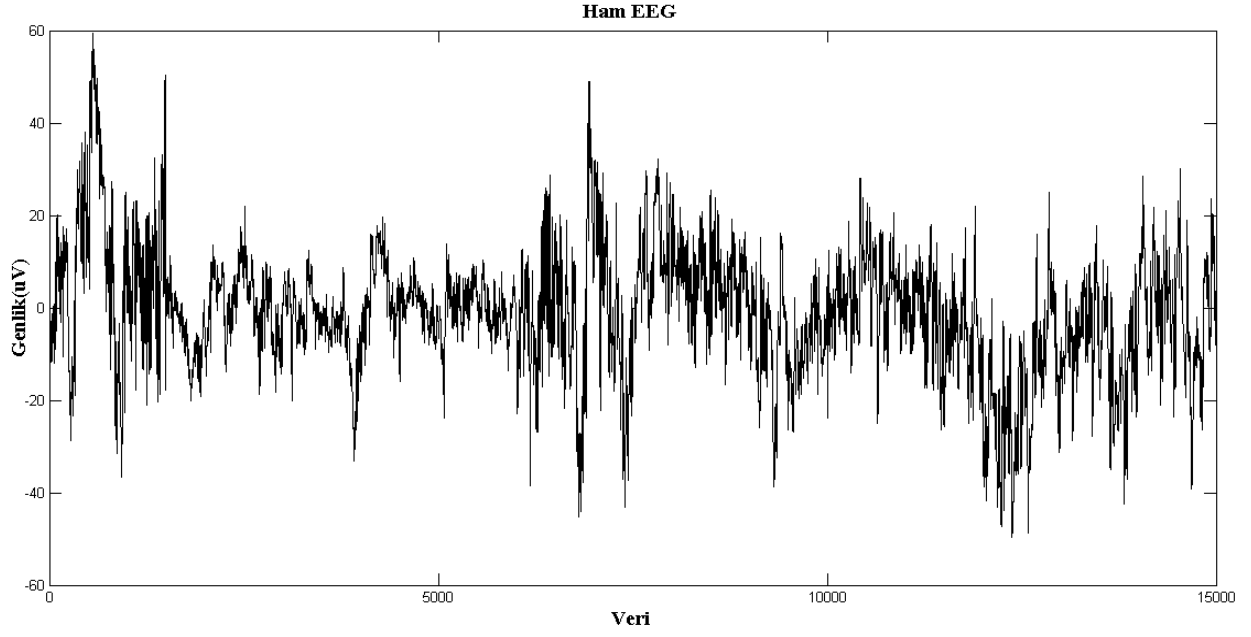


**Şekil 5.5:** Hasta 2, 2.Kanala ait EEG Verisi

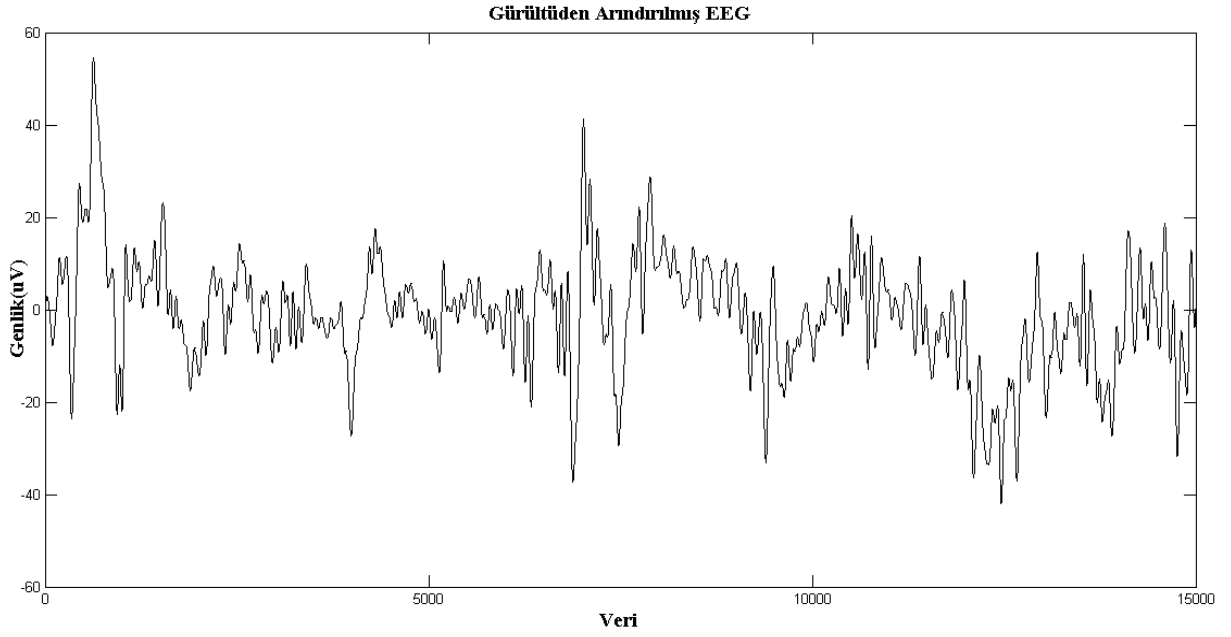


**Şekil 5.6:** Hasta 2, 2.Kanala ait Gürültüden Arındırılmış EEG Verisi

EEG veri boyutlarının yüksek hacimli olması gürültüden arındırma işleminin net görülememesine neden olabilmektedir (Şekil 5.5 ve Şekil 5.6 ). Bu nedenle gürültüden arındırma işlemini daha net gösterebilmek adına oluşturulan 60 adet veri setinden bir tanesi referans olarak seçilmiş ve gürültüden arındırılmamış ham EEG verisi şekil 5.7'de gösterilmiştir. Bu EEG verisine uygulanan arındırma işleminden sonra elde edilen filtrelenmiş EEG verisi şekil 5.8'de görülmektedir. Temiz EEG verisi ile ham EEG verisi arasındaki fark bu şekillerde net bir şekilde gösterilmiştir.



Şekil 5.7: Örnek EEG Veri Seti

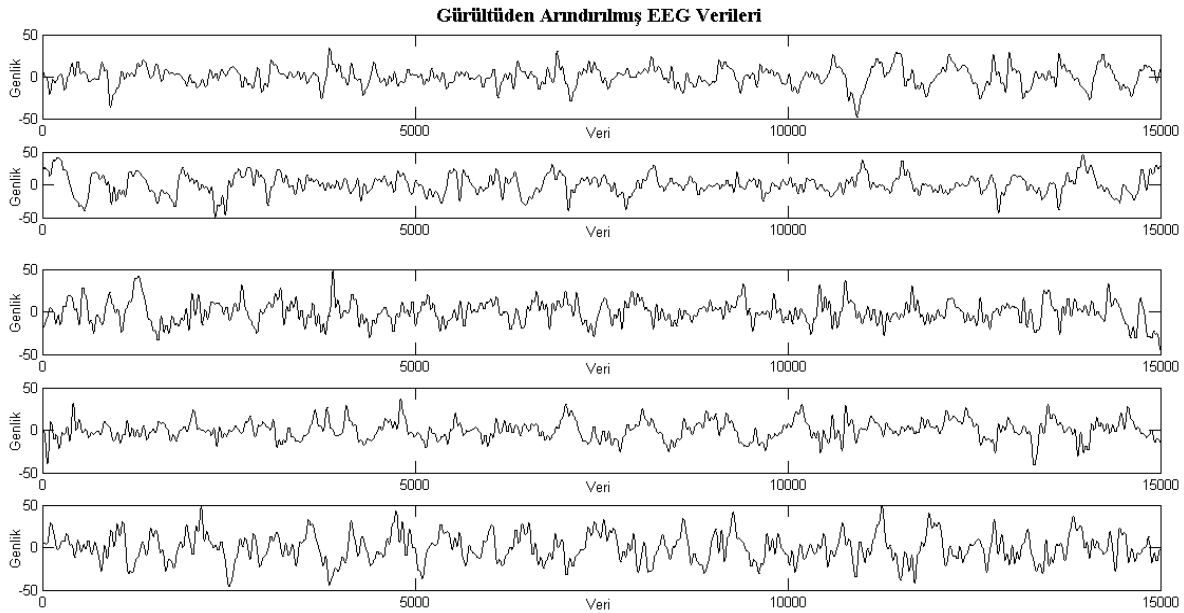


Şekil 5.8: Gürültüden Arındırılmış Örnek EEG Veri Seti

## 5.6 Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak EEG Verilerinin Frekans Bantlarına Ayrılması

Tez çalışmasının bu aşamasında 10'uncu dereceden 30 Hz'lik butterworth tipi alçak geçiren dijital filtre ile gürültüden arındırılan tüm EEG verileri tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının beklenen girişlerini oluşturmak üzere dalgacık dönüşümü yardımı ile frekans bantlarına ayrılacaktır. Şekil 2.11ve şekil 2.12 kapsamında üçüncü seviye ayrıştırımdan sonra oluşan yaklaşım sinyaline ait Güç Spektral Yoğunluğunun EEG spektrumununun delta-teta bantlarını ortaya çıkardığı, bunun dışındaki bantları sönmülediği belirtilmiş idi. Bu noktada, hastalara ait delta-teta bantlarına ait frekans analizi üçüncü seviye ayırık dalgacık dönüşümü uygulanarak tüm veri setine uygulanacaktır.

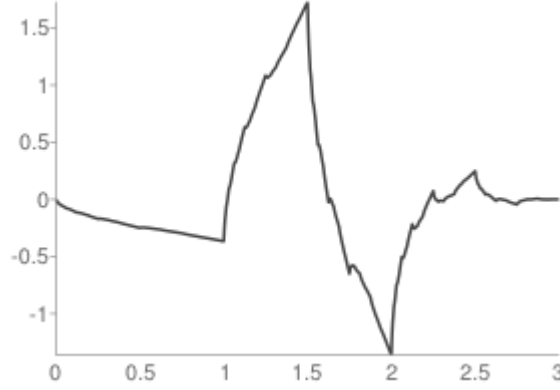
Dalgacık Dönüşümü yardımı ile EEG işaretlerinin frekans spektrumlarına ayrılması tüm veri setine uygulanmış, ancak tamamının gösterimi yerine 5 adet veri seti seçilerek Güç Spektral Yoğunlukları gösterilmiştir. Şekil 5.9 incelendiğinde 5 adet gürültüden arındırılmış EEG veri seti görülmektedir. Bu veri setlerinin her biri farklı kanallardan ve hastalardan alınmış 30 saniyelik kayıtları göstermektedir.



Şekil 5.9: Gürültüden Arındırılmış EEG Verileri (Yaklaşım Sinyalleri)

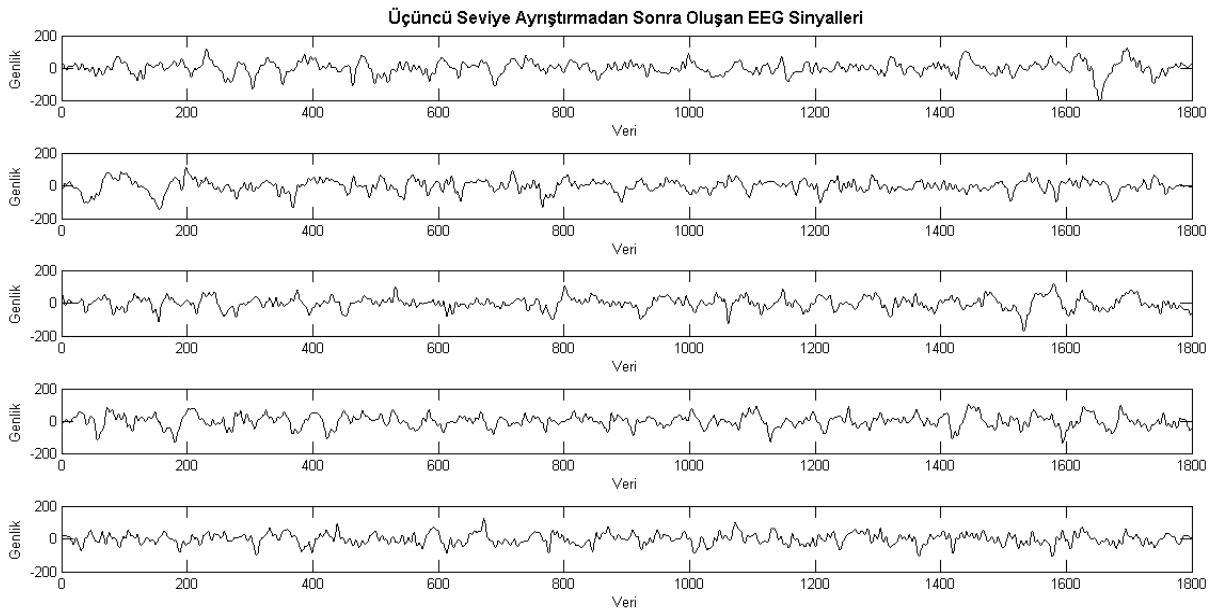
Şekil 5.9 üzerinde görülen EEG verileri bölüm 2.3'te belirtilen sebepler dahilinde 3'üncü seviye ADD kullanılarak ayrıştırılmış ve ayrıştırma sonucu yaklaşım sinyalleri

çıkartılmıştır. Dalgacık seçiminde yapılan denemelerden sonra en çok bilinen dalgacık fonksiyonlarından biri olan "DB2" tipi Daubechies dalgacığı (Şekil 5.10) uygun bulunmuş ve kullanılmıştır. Bu dalgacık fonksiyonlarının açık ifadeleri yoktur.



Şekil 5.10: DB2 Dalgacığı

DB2 tip dalgacık kullanılarak üçüncü seviye ayrıştırırmadan sonra elde edilen EEG verileri şekil 5.11 üzerinde gösterilmektedir.



Şekil 5.11: Üçüncü Seviye Ayrıştırırmadan Sonra Oluşan EEG Verileri

İstenen frekans aralığı olan delta-teta bantlarına ulaşılp ulaşılmadığını görmek burada çok mümkün gözükmemektedir. Dolayısıyla elde edilen verinin anlamlı olması ve Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının girişlerini sadeleştirmek üzere bu verilere ait Güç Spektral Yoğunlukları çıkarılmıştır. Güç Spektral Yoğunlukları yerine üçüncü seviye

ayırıştırılmadan sonra elde edilen EEG verilerini kullanmak veri miktarının büyüklüğü sebebi ile yapay sinir ağları modelinde karmaşık bir yapıya sahip olunmasına neden olacak, hem problemin çözümünde zorluklara sebep olacak hem de zaman sorununu ortaya çıkacaktır.

## 5.7 Güç Spektral Yoğunluğu (Power Spectral Density)

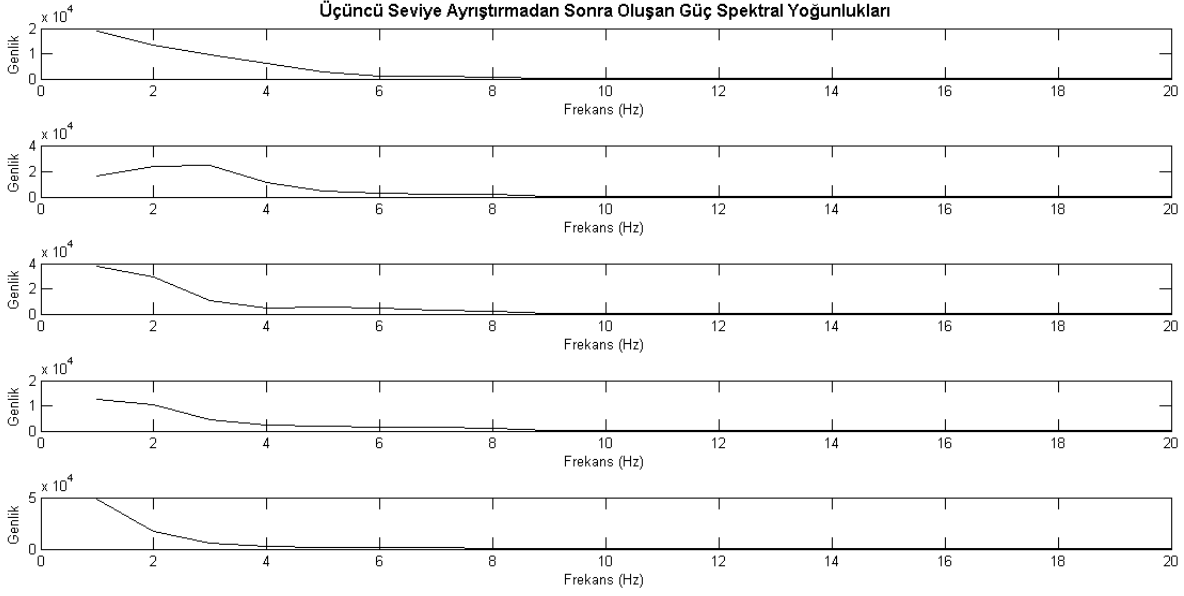
Anestezi altında bulunan hastalardan elde edilen kayıtların büyüklüğünün fazla olması bu işaretler üzerine tasarlanan sistemlerin yeteri kadar faydalı sonuçlar vermesine izin vermez. Bu noktada frekans bandında çalışma isteği ortaya çıkmaktadır. EEG işaretlerinde delta-teta bant aralığında bulunan sinyaller bu çalışmada istenen sinyaller olduğuna göre adı geçen frekans bant aralığını görmek gerekir. Güç Spektral Yoğunluğu kullanılarak verilen frekans bandında bulunan sinyallere ait ortalama güç değerleri EEG işaretlerinin denklem (5.4)'te belirtildiği gibi karesi alınıp, zamana göre integrali alınarak (Denklem (5.5)) zamanın fonksiyonu olarak hesaplanır. Burada  $F$  ile fourier dönüşümü  $w$  ile açısal hız ifade edilmektedir.

$$P(t) = f(t)^2 \quad (5.4)$$

$$F_t(w) = \frac{1}{\sqrt{T}} \int_0^T f(t) e^{(-iwt)} dt \quad (5.5)$$

$$PSD(w) = \lim_{T \rightarrow \infty} E[|F_t(w)|^2] \quad (5.6)$$

Güç Spektral Yoğunlukları alınan üçüncü seviye ayrıştırma ile elde edilen yaklaşım sinyallerine ait yoğunluk ifadesi, zaman serisi olan bu işaretlerin frekans bandındaki gücünü ortaya çıkarmaktadır. Şekil 5.12 ile Şekil 5.11'de elde edilen üçüncü seviye ayrıştırılmadan sonra oluşan sinyallere ait Güç Spektral Yoğunlukları görülmektedir.



**Şekil 5.12:** EEG İşaretlerine Ait Güç Spektral Yoğunlukları

Şekil 5.12 dikkatle incelendiğinde 5 adet veri setine ait frekans bandındaki işaretlerin 8 Hz altı yani EEG spektrumunun delta-teta bantlarına karşılık geldiği görülmektedir. Bu şekilde elde edilen tüm EEG veri setlerinin Güç Spektral Yoğunlukları çıkarılmış ve tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına sunulmak üzere hazır hale getirilmiştir.

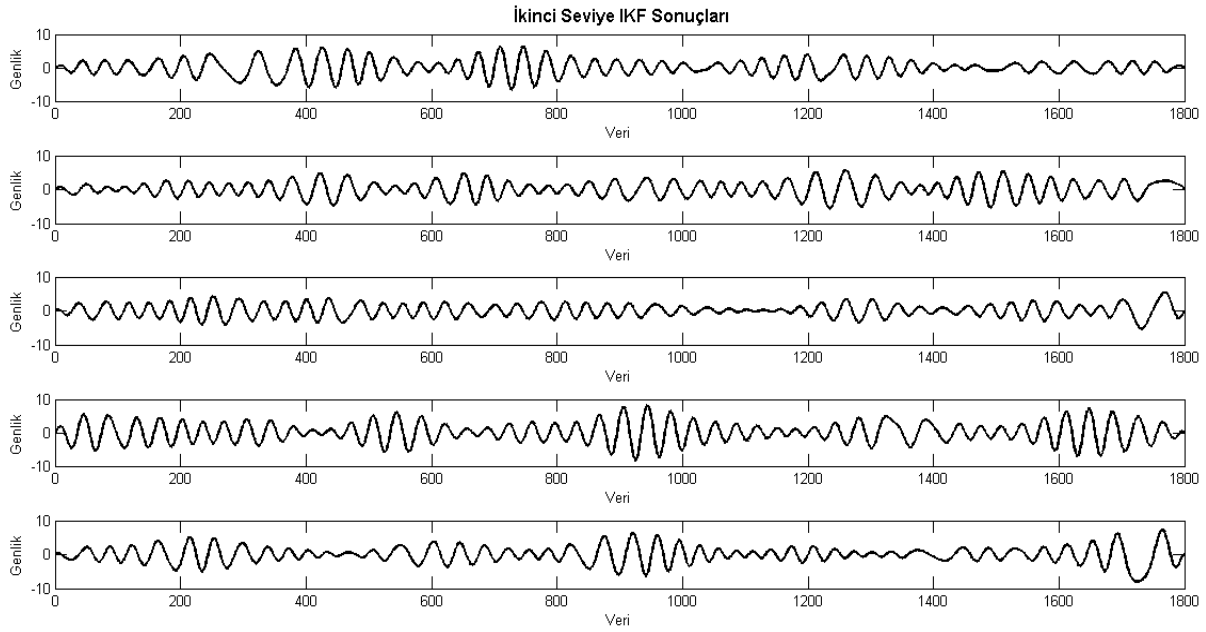
## 5.8 Ampirik Kip Ayırımı Kullanılarak EEG Verilerinin Frekans Bantlarına Ayrılması

Tez çalışmasının bu aşamasında 10'uncu dereceden 30 Hz'lik butterworth tipi alçak geçiren dijital filtre ile gürültüden arındırılan tüm EEG verileri tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının beklenen girişlerini oluşturmak üzere AKA yardımı ile frekans bantlarına ayrılacaktır. Şekil 3.3 kapsamında birinci ve ikinci seviye İKF'lere ait Güç Spektral Yoğunlukları incelenmiş, ikinci seviye İKF uygulanmasından sonra EEG spektrumunun delta-teta bantlarının elde edildiği belirtilmiş idi. Bu noktada, hastalara ait delta-teta bantları ikinci seviye İKF'ler kullanılarak tüm veri setine uygulanacaktır.

AKA ile EEG işaretlerinin frekans spektrumlarına ayrılması tüm veri setine uygulanmış, ancak tamamının gösterimi yerine 5 adet veri seti seçilerek Güç Spektral Yoğunlukları gösterilmiştir. Şekil 5.9 kapsamında 5 adet gürültüden arındırılmış EEG

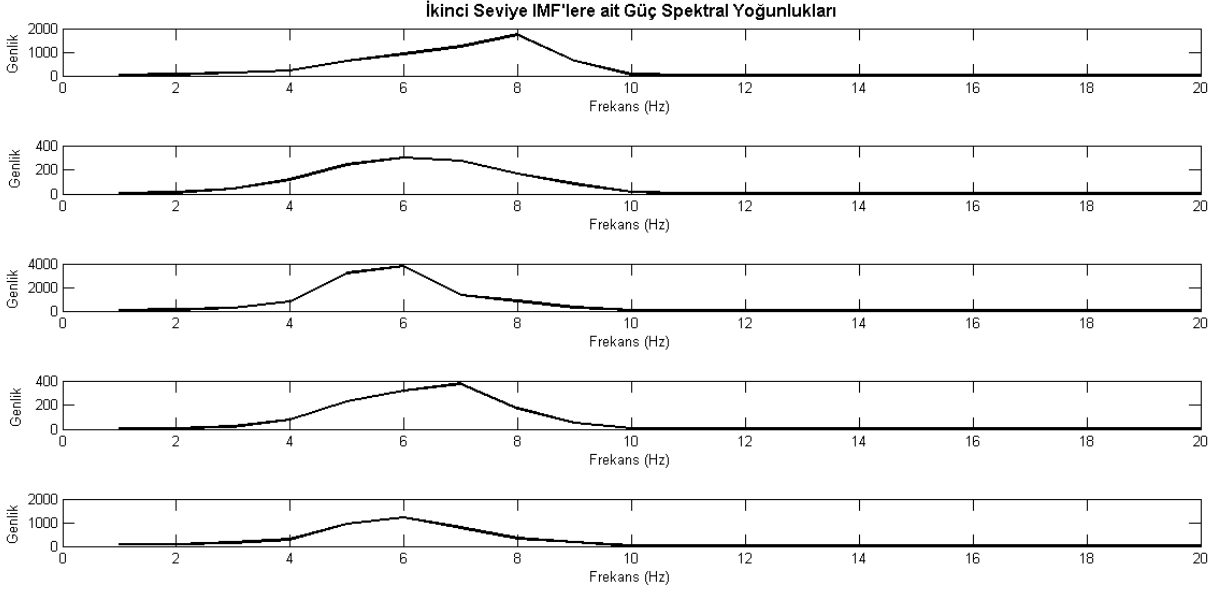


veri setinin her biri farklı kanallardan ve hastalardan alınmış 30 saniyelik kayıtları göstermektedir. Şekil 5.9 üzerinde görülen EEG verileri bölüm 3.3'te belirtildiği üzere ikinci seviye İKF'ler kullanılarak ayrıştırılmaktadır. Bu çalışmada İKF'lerin sonlanması için (durdurma kriteri) olması gereken standart sapma değeri 1 seçilmiş, ayrıca İKF işleminin anlamlı olarak devam edebilmesi için standart sapma değerinin 0.3'ten büyük olma şartı aranmıştır. İkinci seviye IMF'ler kullanılarak elde edilen EEG verileri şekil 5.13 üzerinde gösterilmektedir.



**Şekil 5.13:** İkinci Seviye İKF Uygulanması

Anestezi altında bulunan hastanın anestezi seviyesinin idamesinde EEG işaretlerinin içinde sakladığı değerli bilgiye ulaşmak için arzu edilen delta-teta bantlarına erişildiğini görmek bu şekil üzerinde mümkün gözükmemektedir. Bu sebeple, elde edilen verinin anlamlı olması ve bir sonraki aşamada kullanılacak olan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının girişlerini oluşturmak üzere bu verilere ait Güç Spektral Yoğunlukları çıkarılmıştır.



**Şekil 5.14:** İkinci Seviye IMF'lere ait Güç Spektral Yoğunlukları

Belirtilen 5 adet EEG verisine ait Güç Spektral Yoğunlukları şekil 5.14 üzerinde gösterilmektedir. Burada istenen frekans seviyesine (merkez frekans 6-8  $Hz$  civarı) ulaşılarak delta-teta spektrumuna ait veriler elde edilmiştir.

## 5.9 Çok Katmanlı Algılayıcı Topolojisi

### 5.9.1 Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı Giriş Seçimleri

Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının girişleri oluşturulurken optimum ağ yapısı tasarlanılmaya çalışılmıştır. Bu ağ yapısında amaç minimum sayıda giriş kullanılarak ağın verimliliğini arttırmak dolayısıyla maksimum fayda sağlamak olmuştur. Önceki çalışmalarda ağ yapısı girişlerine tüm EEG frekansına ait spektrumun yanı sıra, hastaya ait nabız değerleri, kan basıncı ve kalp atış hızı gibi iskeletsel kas sistemine ait değerler kullanılmıştır. Hatta bazı çalışmalarda EEG entropi değerlerinin yanı sıra FFT dönüşümü gibi çeşitli geleneksel metotlar da kullanılmakta idi. Bu tez çalışmasında ise, geleneksel metotlardan farklı olarak sadece EEG spektrumunun delta-teta bantlarına ait veriler yapılan çalışmalar ile kıyas etmek üzere iki farklı metot ile çıkarılmıştır. Sadece bu verileri kullanarak anestezi seviyesinin doğrulukla tahmini tasarlanan ağ yapısının

karmaşıklıkta uzak ve hızlı olmasını sağlayacaktır. Bu açıklamalar ışığında Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına ait girişler bölüm 5.7 ve bölüm 5.8'deki çalışmalar ile elde edilmiş idi. Ayrık Dalgacık Dönüşümü kullanılarak EEG spektrumunun delta-teta bantlarını kapsayacak şekilde elde edilen değerler Tablo 5.2 üzerinde görülmektedir. Burada 10 adet veri setine ait ADD kullanılarak elde edilmiş Güç Spektral Yoğunlukları ve hastaya uygulanan bir önceki anestezi seviyesi gösterilmektedir. Tablo 5.2'de görülen ilk 19 satır, tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı girişleri için Güç Spektral Yoğunluklarının tamamı yerine anlamlı sayıları içeren ilk 19 değeridir ve son satır hastaya uygulanan bir önceki anestezi seviyesini göstermektedir. Benzer bir şekilde şekil 1.1'de bahsedilen metotlar kapsamında uygulanacak anestezi seviyesinin tahmininde uygulanan ikinci yol (Ampirik Kip Ayrışımı) ile elde edilen Güç Spektral Yoğunlukları Tablo 5.3'de 10 adet veri setini içerecek şekilde gösterilmektedir. Tablo 5.3'de görülen ilk 19 satır, tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı girişleri için Güç Spektral Yoğunluklarının tamamı yerine anlamlı sayıları içeren ilk 19 değeridir ve son satır hastaya uygulanan bir önceki anestezi seviyesini göstermektedir.

**Tablo 5.2:** Ayrık Dalgacık Dönüşümü Sonucu Elde Edilen 10 Adet Veri Seti

**10  
Adet  
Veri  
Setine  
ait  
Elde  
Edilm  
iş  
Güç  
Spekt  
ral  
Yoğu  
nlukl  
arı**

Sıra No:	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4	Veri Seti 5	Veri Seti 6	Veri Seti 7	Veri Seti 8	Veri Seti 9	Veri Seti 10
1	62986,94	27219,8	32081,3	22915,13	20202,78	97961,69	50721,95	57662,62	62368,36	71840,65
2	29380,5	21244,96	22187,6	16477,95	13213,01	41340,01	85302,53	85532,39	82289,25	104978,2
3	11247,64	15495,88	16431,35	13099,8	9189,53	15389,94	95207,73	86048,95	71650,85	70104,28
4	6904,816	9971,38	10684,89	8092,998	5681,209	10154,71	46787,71	43430,42	35359,34	31915,61
5	3443,249	4993,42	5209,978	3866,937	2734,336	6117,396	18091,12	20603,42	18457,93	19373,39
6	1799,134	2133,15	2302,063	1839,893	1301,091	4830,535	10232,48	11344,4	11985,2	12925,26
7	1201,4	1303,317	1331,22	1071,841	909,9857	4161,469	8061,641	8942,793	9458,029	10185,82
8	897,562	1093,475	1023,316	807,5501	723,4249	2938,039	6305,995	6187,387	6825,859	6886,177
9	509,5219	596,7386	587,9145	450,5231	353,828	1457,067	3005,108	2944,389	2999,08	3135,889
10	163,6933	173,5712	177,9388	137,7579	100,7007	338,6489	497,0165	576,35	576,6626	604,9096
11	41,89322	29,36208	34,45675	28,51571	22,35184	35,83022	63,67443	70,25699	80,97285	68,70952
12	8,316125	6,403409	7,05287	5,530962	4,053786	4,376252	7,427691	9,019216	10,91877	10,53318
13	1,016716	1,184788	1,133515	1,098828	0,920095	0,623953	0,837314	0,908446	1,408877	1,452975
14	0,106377	0,122326	0,1464	0,165753	0,19436	0,106923	0,152724	0,125569	0,173196	0,187058
15	0,018293	0,018615	0,020982	0,025119	0,031327	0,023816	0,032762	0,026083	0,033801	0,031444
16	0,004079	0,003965	0,004244	0,004338	0,005583	0,006069	0,009493	0,009152	0,009935	0,008672
17	0,00136	0,001185	0,001331	0,001275	0,001311	0,002297	0,004257	0,003393	0,003746	0,003467
18	0,000483	0,000462	0,000561	0,000439	0,00045	0,001078	0,002141	0,002062	0,001987	0,001865
19	0,000278	0,00024	0,00029	0,000224	0,0002	0,000559	0,001254	0,001107	0,0012	0,00109
20 (Bir önceki A.oram)	1,2	1,2	1,2	1	0,76	1	1	2	2	2

**Tablo 5.3:** Ampirik Kip Ayrışımı Sonucu Elde Edilen 10 Adet Veri Seti

**10  
Adet  
Veri  
Setine  
ait  
Elde  
Edilm  
iş  
Güç  
Spekt  
ral  
Yoğu  
nlukl  
arı**

Sıra No:	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4	Veri Seti 5	Veri Seti 6	Veri Seti 7	Veri Seti 8	Veri Seti 9	Veri Seti 10
1	739,0645	1099,697	1652,112	1266,487	956,7698	976,8679	3729,124	2389,585	722,6221	1496,261
2	15244,35	2035,704	4561,912	2241,652	1557,128	1381,046	14265,14	3474,542	1424,741	883,5213
3	16195,96	5020,272	14826,53	5875,74	4345,928	2454,281	6181,474	3142,648	2057,98	1121,444
4	10231,07	15938,07	20195,58	13512,39	12639,46	5180,308	6405,338	5979,13	4788,348	2978,985
5	18555,64	36240,2	29780,7	33044,99	32107,73	13956,88	13911,52	13241,52	11516,17	9581,239
6	26830,08	45275,28	40610,19	42088,87	55174,75	17994,57	33172,99	29058,41	19728,19	22665,27
7	21538,09	36194,32	36621,43	36815,34	54263,48	14034,81	39051,12	49657,28	20641,19	29830,24
8	13135,83	20363,93	18243,93	22067,18	31067,31	11732,88	25401,88	35937	16756,63	21745
9	5371,852	7291,041	5944,698	6292,995	9633,598	3881,789	9119,106	10922,67	7845,746	9161,686
10	921,1253	1038,009	974,1069	1046,895	1305,541	620,296	1443,322	1589,568	1569,216	1837,927
11	122,0962	107,4525	93,67362	92,68226	129,9118	81,80609	143,8538	188,084	194,4257	216,2495
12	17,33723	14,34905	13,94955	11,57089	15,84727	9,144068	19,9959	24,08787	18,43081	25,0646
13	2,685337	2,909458	2,577163	2,290652	2,434158	1,427031	3,064326	3,661497	2,980426	3,398246
14	0,762002	0,751464	0,742087	0,606412	0,735766	0,402719	0,819921	0,821533	0,701378	0,716111
15	0,36033	0,360014	0,284442	0,278801	0,276187	0,132867	0,291185	0,328061	0,230417	0,26225
16	0,170236	0,22624	0,174088	0,169154	0,16375	0,080313	0,180318	0,155094	0,128832	0,11446
17	0,115454	0,153646	0,11196	0,139226	0,141754	0,068432	0,129891	0,119528	0,08903	0,094991
18	0,072501	0,123816	0,086271	0,139613	0,115246	0,051698	0,118372	0,096643	0,076728	0,085324
19	0,054501	0,091718	0,072981	0,100161	0,098781	0,03884	0,100391	0,081103	0,060738	0,061071
20 (Bir önceki A. oram)	1,5	2	2	1	0,5	1,8	1,8	1	1	1

Tablo 5.2 ve Tablo 5.3'ten anlaşılacağı gibi oluşturulan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına iki farklı yöntemle edilmiş EEG spektrumunun delta-teta bantlarına ait Güç Spektral Yoğunlukları ayrı ayrı sunulacaktır. Burada amaç hem bu iki yöntemin olabilirliğini incelemek hem de geleneksel uygulamalara göre sonuçlarını kıyaslamaktır.

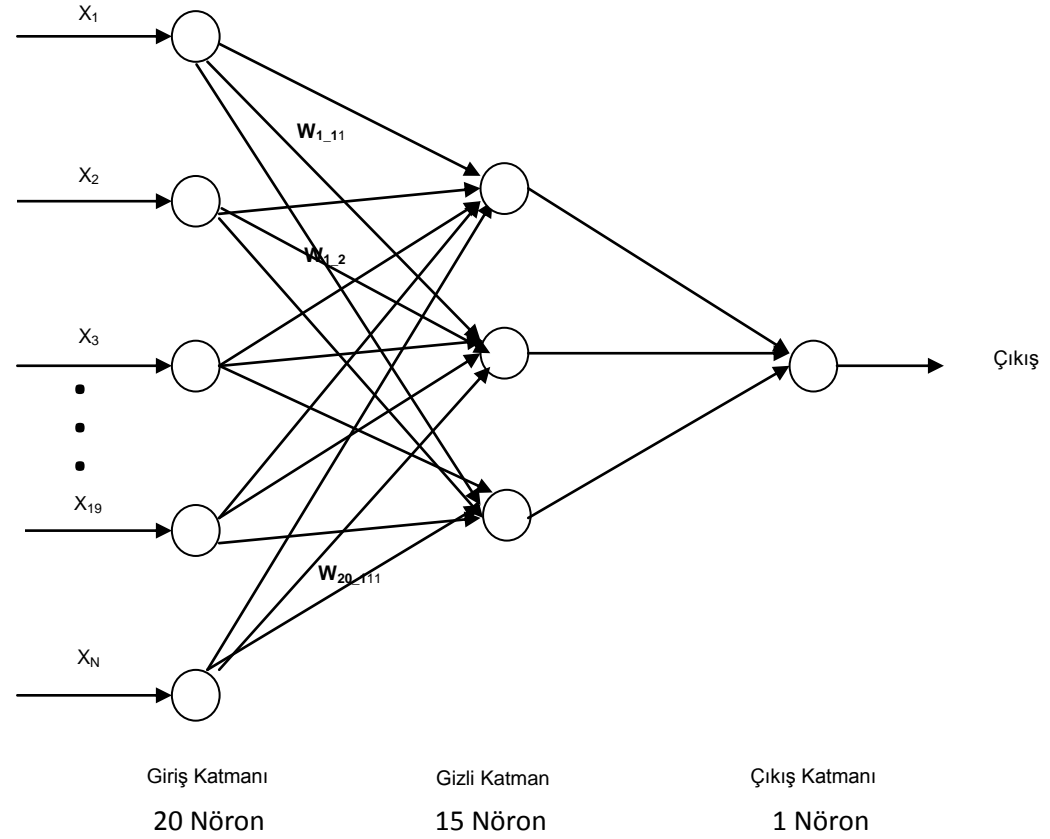
### 5.9.2 Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı

Bu aşamada en sık kullanılan yapay sinir ağları modellerinden olan Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-layer perceptrons) yapısı, anestezi altında bulunan hastaya idame safhasında uygulanacak anestezi oranının tahminini yapmak üzere tasarlanmaktadır. Tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı (Şekil 5.15) üç katmandan oluşmakta, giriş katmanında 20 nöron, ara katmanda (gizli katman) 15 nöron ve çıkış katmanında bir nöron (anestezi seviyesinin tahmini bu nöron çıkışında sağlanmaktadır) bulunmaktadır. Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı ileri yönlü (feed-forward) ve güçlü bir eğitim algoritması olarak tanınan ve hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışan geri yayılım (back-propagation) algoritması kullanılarak eğitilmektedir. Eğitim işlemi çıkış katmanından giriş katmanına doğru gerçekleşmekte ve nöronların güncellenmesinde gerekli olan hata hesabı en dik iniş yöntemi (steepest descent method) kullanılmaktadır. Bu yöntem sırasında amaç gradyanın tersi doğrultusunda ilerleme ve bu ilerleyiş sırasında lokal minimumu bulmak ve bulunduğu yerde sonuçlanmaktır. Bu yapıda amaç hatayı minimize edecek ağırlıklara ulaşmaktır. Optimum ağırlıklara ulaşmak için hata için belirlenen değere ulaşılması beklenir. Ağ bu süreçte tekrarlama (iteration) yaparak hatayı minimize eder ve öğrenmeyi tamamlar. Ağa sunulan 50 adet EEG veri seti ile Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı eğitilmiş ve geri kalan 10 adet EEG veri seti ile de eğitilen ağ sınanmıştır.

**GİRİŞLER**  
Ayrık Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak Elde Edilen Güç Spektral Yoğunlukları (İlk 19 Değer)

**veya**  
Ampirik Kip Ayrışımı Kullanılarak Elde Edilen Güç Spektral Yoğunlukları (İlk 19 Değer)

Bir Önceki Anestezi Seviyesi



**Şekil 5.15:** Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı

Anestezi seviyesine ağ yapısı içerisindeki EEG sinyallerine göre karar verilmektedir. Ağırlıkların güncellenmesinde en dik iniş yöntemini kullanan ağ yapısının da kendini özgü parametreleri belirlenmiştir. Örneğin tasarlanan ağ yapısında bütün katmanlarda kullanılan aktivasyon fonksiyonu "logarithmic sigmoid" fonksiyonudur. Öğrenme hızı 0.8 seçilmiş, önerilen iki yöntem için de tekrarlama sayısı 20.000 ile sınırlandırılmıştır. Burada amaç, iki yöntemde aynı performans ve tekrarlama değerleri ile karşılaştırılmasına olanak sağlamaktır. Ağ yapısı için belirlenen parametreler Tablo 5.4'te sunulmuştur.

**Tablo 5.4:** Ağ Yapısı Parametreleri

Aktivasyon Fonksiyonu	Logarithmic sigmoid
Öğrenme Hızı	0.8
Performans	20.000 tekar sayısı
Giriş Katman Nöron Sayısı	20
Gizli Katman Nöron Sayısı	15
Çıkış Katman Nöron Sayısı	1
Momentum Sabiti	0.9

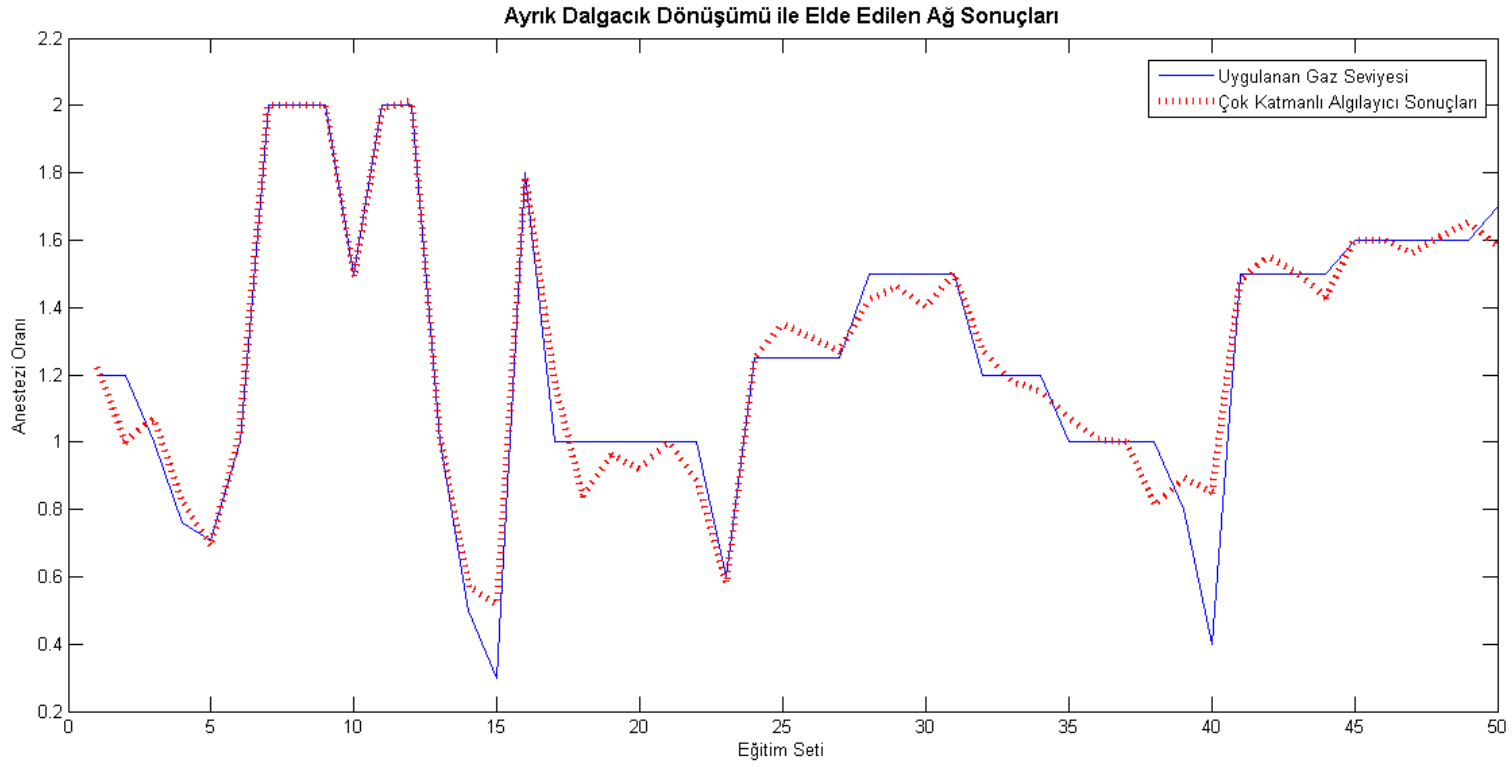
Her iki yöntem için de 10 farklı hastadan alınan 50 adet EEG veri seti Çok Katmanlı Algılayıcı yapısını eğitmek için kullanılmıştır. Her iki metot kapsamında EEG spektrumunun delta-teta bantlarına ayrılmış ve güç spektrumları alınmış değerlerin ilk 19 adeti ağ yapısına sunulmuştur. Bu yöntemler sonucu elde edilen değerlerin ağ yapısına sunulması esnasında EEG kayıtlarına ait güç spektrum değerleri 30-saniyelik kayıtlardan oluşmaktadır. Kayıtların oluşturulması sırasında anestezinin idame safhasında hastadan yaklaşık her 5 dakikada bir alınan EEG değerlerinin ortalaması bölüm 5.4'te ifade edildiği gibi alınmaktadır. Dolayısıyla ortalama her 5 dakikada bir verilen anestezi (sevefloaran gazı) seviyesini belirlemek için, 5 dakika boyunca sürekli olarak EEG kaydı alınmakta, alınan değerler üzerinden 30-saniyelik ortalama değer çıkarılmaktadır. Bu ortalama değer üzerinden elde edilen güç spektrum yoğunluk değerleri de Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının girişlerini oluşturmaktadır. Bundan dolayı da, Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı EEG



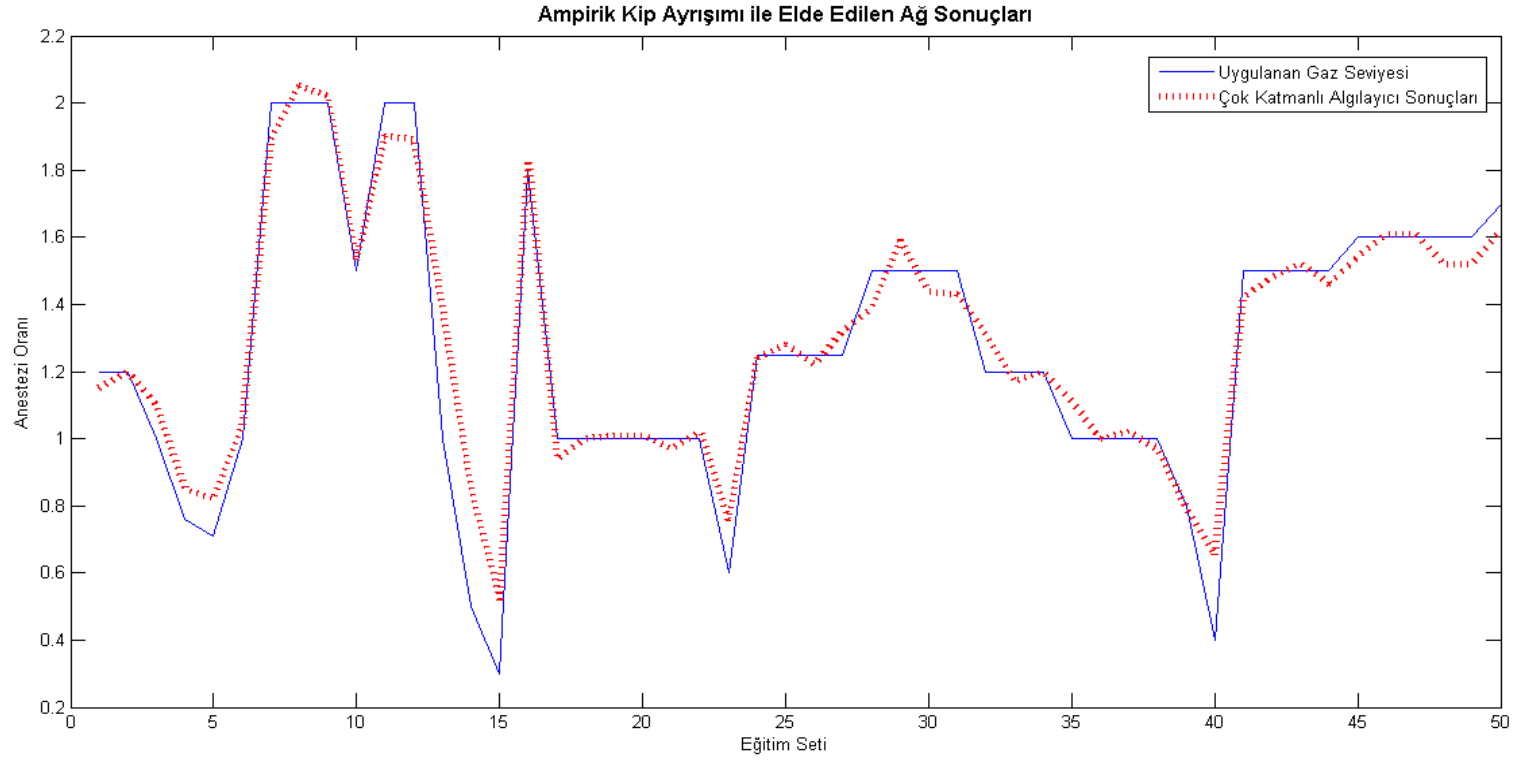
sinyallerinde oluşabilecek beklenmedik bozulmaları yok sayabilme şansına sahip olmakta ve bu tür bozulmalara karşı eğitimin uzaması riski azalmaktadır.

### 5.9.3 Eğitim Sonuçları

Tez çalışmasının bu safhasında her iki yöntem içinde Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının sonuçları değerlendirilecektir. Ayrık Dalgacık Dönüşümü kullanılarak elde edilen sonuçlar şekil 5.16 ve AKA kullanılarak elde edilen sonuçlar şekil 5.17'de görülmektedir. Bahsi geçen şekiller incelendiğinde anestezi uzmanı tarafından verilen her bir EEG veri setine ait anestezi seviyesi mavi ile belirtilmiş, akabinde Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının eğitim sonucunda (20.000 tekrarlama) bu sonuçları baz alarak ürettiği değerler kırmızı ile gösterilmiştir. Bu noktada her iki yöntem içinde Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının başarılı sonuçlar verdiği açıkça görülmektedir. Bu sonuçlara ait hata hesapları ortalama karesel hata (mean squared error-MSE) yöntemi kullanılarak hesaplanmıştır. İki yöntem için de 20.000 tekrarlama sonucunda  $10^{-5}$  mertebesinde bir karesel hata seviyesi yakalanmıştır. Ayrık Dalgacık Dönüşümü kullanılarak elde edilen hata oranı  $4.10^{-6}$  ve AKA kullanılarak elde edilen hata oranı  $2,6.10^{-6}$  olarak belirlenmiştir. Görüldüğü üzere Çok Katmanlı Algılayıcı kendisine sunulan Güç Spektral Yoğunluklarını ve bir önceki anestezi oranını kullanarak eğitimini (ağırlıklarını güncellemiş) gerçekleştirmiş, çıkış katmanında da operasyonun idame safhasında uygulanması gereken anestezi oranını başarılı bir şekilde tahmin etmiştir.

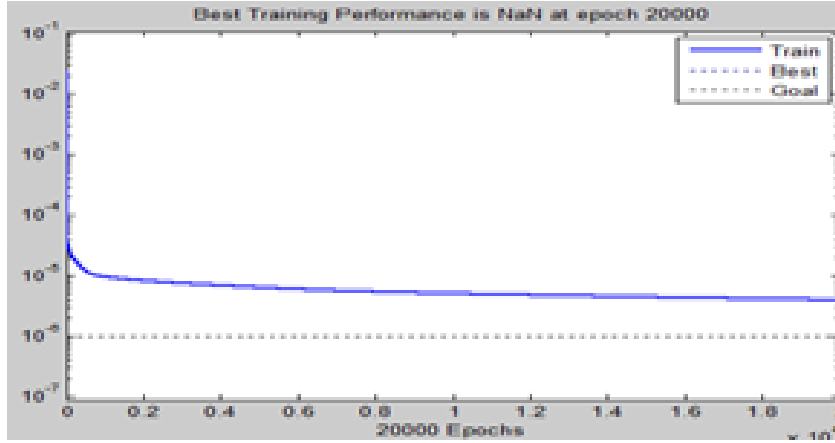


**Şekil 5. 16:** Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Elde Edilen Eğitim Sonuçları



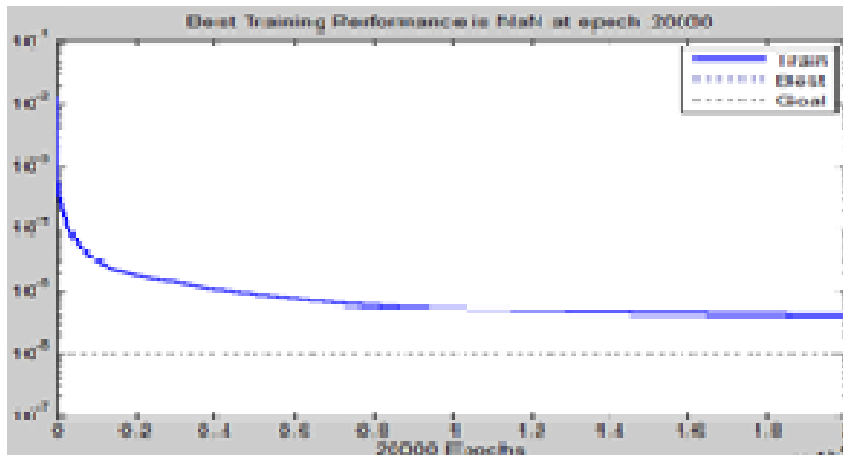
**Şekil 5.17:** Ampirik Kip Ayrışımı ile Elde Edilen Eğitim Sonuçları

Her iki metodun da başarılı benzer şekilde başarılı sonuçlar sergilemesine rağmen eğitim sürecinde farklılıklar da meydana gelmiştir. ADD kullanılarak eğitim süreci (Şekil 5.18) incelendiğinde eğitimin sürecinin iyi bir başlangıç yaptığı, çok hızlı olarak yaklaşık 1000 tekrarlama sonucunda  $10^{-5}$  mertebesinde ortalama karesel hataya ulaştığı görülmektedir. Ancak eğitimin geri kalan safhasında öğrenme yavaşlamış ve 20.000 tekrarlama sonunda  $4 \cdot 10^{-6}$  hata mertebesine ulaşılmıştır.



**Şekil 5.18:** ADD kullanılarak Oluşan Eğitim Süreci

Bu durumun aksine AKA kullanılarak eğitim süreci (Şekil 5.19) incelendiğinde ise eğitimin sürecinin daha yavaş bir hız ile hata oranını azalttığı, ancak eğitimin geri kalan safhasında ise öğrenmenin ADD yönteminde olduğu gibi aşırı bir yavaşlama göstermeden 20.000 tekrarlama sonunda daha başarılı bir sonuca ulaşarak  $2 \cdot 10^{-6}$  hata mertebesine ulaşıldığı görülmektedir.



**Şekil 5.19:** AKA kullanılarak Oluşan Eğitim Süreci

#### 5.9.4 Test Sonuçları

Eğitim sürecinin her iki yöntemi uygulayarak elde edilen girişler ile başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu sebeple, test kümeleri ile eğitimi yapılan ağın ne kadar başarılı olduğu belirlenecektir. Ağ testi için ayrılmış olan 10 adet EEG veri seti ayrı ayrı eğitilmiş Çok Katmanlı Algılayıcı yapısına sıra ile sunulmuştur. Test kümesinin ağa sunulması ile elde edilen sonuçlar Tablo 5.5 ve Tablo 5.6'da sunulmuştur. Anestezinin idame safhasında uygulanan gaz oranının tahmininde Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının her iki test kümesi içinde başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Tablolar incelendiğinde anestezi uzmanı tarafından gerçekte uygulanan Sevofluran gazı oranı ilk satırda, buna karşılık Çok Katmanlı Algılayıcı tabanlı ağ yapısının ürettiği sonuçlar ikinci satırda görülmektedir. Başarı oranı her iki metot için de % 95 gibi başarılı bir sonuca ulaşmıştır. Ortalama bağıl yüzde hata hesabına göre ADD kullanılarak eğitilen ağın başarı oranı % 94.95, AKA kullanılarak eğitilen ağın başarı oranı ise % 95.16 seviyesindedir. Bu test sonuçları tasarlanan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısının farklı metotlarla elde edilen girişlerine benzer başarı oranını yakalayarak başarılı bir ağ yapısına sahip olduğunu göstermektedir.

**Tablo 5.5:** ADD Kullanımı ile Sevofluran Gaz Oranının Tahmini

<b>Uygulanan Sevofluran Gazı Oranı</b>	1,5	1,25	1,25	1,2	1	1,5	1,5	1,7	1,7	1,7
<b>ADD kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar</b>	1,58	1,24	1,28	1,16	0,88	1,4	1,42	1,64	1,59	1,62

**Tablo 5.6:** AKA Kullanımı ile Sevofluran Gazı Oranının Tahmini

<b>Uygulanan Sevofluran Gazı Oranı</b>	1,5	1,25	1,25	1,2	1	1,5	1,5	1,7	1,7	1,7
<b>AKA kullanılarak Elde Edilen Sonuçlar</b>	1,46	1,15	1,34	1,23	1,08	1,42	1,43	1,64	1,65	1,64

## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, operasyon sırasında hastaya uygulanan anestezi seviyesinin tespiti Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve Ampirik Kip Ayrışımı temelli iki metod kullanılarak oluşturulan Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı sayesinde tahmin edilmiştir. Anestezi seviyesi tespitinde çeşitli klinik belirtiler ve geleneksel bazı metodlardan faydanılrsa da, EEG değerlerinden anestezi seviyesinin tahmininde daha objektif olarak yararlanmak mümkündür.

Bu çalışmada, yaşları 45-65 arasında değişen ve hayati risk seviyesi düşük ameliyat geçiren hastalardan operasyon anında alınan EEG kayıtları kullanılmıştır. Söz konusu EEG kayıtları, öncelikle alçak geçiren filtre ile gürültüden arındırılmaya çalışılmış, akabinde ADD veya AKA metodlarından biri kullanılarak beynin stabil olduğu ve anestezi altında benzerlik gösteren EEG Spektrumunun delta-teta frekans bantları elde edilmiştir. EEG gibi durağan olmayan sinyallerin analizinde başarılı sonuçlar veren ADD ve AKA metodları dayandıkları temel (ADD matematiksel teori temelli, AKA ise deneysel temelli) itibarı ile farklılık arz ettikleri için çalışmanın başarısını sınamak ve doğruluğunu iki farklı yöntem ile test etmek için seçilmişlerdir. İlgili frekans bantlarına ayrılan EEG işaretleri çok katmanlı algılayıcı yapısına direkt verilmek yerine, Güç Spektral Yoğunlukları alınmış şekilde giriş olarak kullanılmışlardır. Bu sayede, tasarlanan algılayıcı yapısına uygun veri seçimi yapılmış ve ağ kalabalık veriye boğulmamıştır. Giriş için öngörülen diğer değer anestezi uzmanı tarafından bir önceki zaman dilimi için uygulanan anestezi seviyesidir. Bu sayede ağ, eğitim anında doğru olduğunu bildiği bir değeri kullanabilecektir. Tasarlanan çok katmanlı algılayıcı yapısı 20 giriş nöronu, 15 gizli nöron ve bir çıkış nöronundan oluşmaktadır. Giriş olarak GSY'lıkları alınmış EEG verisinin anlamlı olan ilk 19 değeri ve bir önceki anestezi seviyesi belirlenmiştir. Bu çalışmada kalp hızı, kan basıncı vb. gibi değerler giriş olarak belirlenmemiştir. Literatürde bulunan mevcut çalışmalar ile karşılaştırıldığında, bu çalışmayı ayıran başlıca özellik olarak EEG frekans spektrumunun tamamının yerine beynin stabil olduğu ilgili frekans bantlarına ait GSY'lerin kullanılması olduğu belirtilebilir. İki farklı temele dayanan metod ile yaklaşık %95 oranında bir doğruluk ile operasyonun idame safhasında gerekli olan anestezi seviyesinin tespiti gerçekleştirilmiştir.

Sonuç olarak Çok Katmanlı Algılayıcı yapısı çıkışında elde edilen değerler anestezi uzmanı tarafından gerçek hayatta uygulanan değerler ile benzeşmiş, bu sayede idame safhasında uygulanacak anestezi seviyesi daha az veri, etkili yöntem ve zaman kazandırarak yüksek doğrulukta tahmin edilmiştir.

## 7. KAYNAKLAR

- [1] Demir, Ö., "EEG Dalgalarının Dalgacık (Wavelet) Dönüşümü İle Değerlendirilmesi", Yüksek Lisans Tezi, *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kütahya, (2008).
- [2] Batar, H., "EEG İşaretlerinin Dalgacık Analizi Yöntemleri Kullanılarak Yapay Sinir Ağlarıyla Sınıflandırılması", Yüksek Lisans Tezi, *Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kahramanmaraş, (2005).
- [3] Alkan, A., "Eeg İşaretlerinin Ayırıştırılmasında, Altuzay Yöntemlerinin Kullanılması", *Journal of Yaşar University*, 1(3), 211-213, (2006).
- [4] Tosun, M., "İnhalasyon Anestezisinde Sevofluran Oranının Neuro-Fuzzy Sistem İle Kontrolü", Doktora Tezi, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Sakarya, (2004).
- [5] Sleight, J. W., Andrzejowski, J., Steyn-Ross, A. and Steyn-Ross, M. "The bispectral index: A measure of depth of sleep", *Anesth Analg*, 88, 659-661, (1999).
- [6] Nahm, W., Stockmanns, G., Petersen, J., Gehring, H., Konecny, E., Kochs, H.D., et al., "Concept for an intelligent anaesthesia EEG monitor", *Medical Informatics and the Internet in Medicine*, 24(1), 1-9, (1999).
- [7] Ye, S., Park, J., Kim, J., Jung, J., Jeon, A., Kim, I., et al., "Development for the Evaluation Index of an Anesthesia Depth using the Bispectrum Analysis", *International Journal of Biological and Medical Sciences*, 4, 67-70, (2009).
- [8] Tawade, L. and Warpe, H., "Detection of Epilepsy Disorder Using Discrete Wavelet Transforms Using Matlabs", *International Journal of Advanced Science and Technology*, 28 , March (2011).



- [9] Shaker, M.M., "EEG Waves Classifier using Wavelet Transform and Fourier Transform", *International Journal of Biological and Life Sciences*, 1:2, 85-90, (2005).
- [10] Sweeney-Reed, C.M., Andrade, A.O. and Nasuto, S.J., "Empirical mode decomposition of EEG signals for synchronization analysis.", *3rd IEEE EMBSS UK and RI postgraduate conference in Biomedical Engineering and Medical Physics*, IEEE EMB Student Society UKRI, 15-16, (2004).
- [11] Li, X., Chu, M., Qiu, T. and Bao, H., "An EMD based time-frequency distribution and its application in EEG analysis", *Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi.*, 24(5), 990-995, (2007).
- [12] Zhang, X., Roy, R.J. and Jensen, E.W. "EEG complexity as a measure of depth of anesthesia for patients", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48, (12), 1424-1433, (2011).
- [13] Esmailie, V. and Assareh, A., "Estimating the depth of anesthesia using fuzzy soft computation applied to EEG Features", *Intelligent Data Analysis*, 12, 393-407, (2008).
- [14] Gunturkun, R., "Using Elman Recurrent Neural Networks with Conjugate Gradient Algorithm in Determining the Anesthetic the Amount of Anesthetic Medicine to be Applied", *J Med Syst*, 34, 479–484, (2010).
- [15] Prochazka, A.; Kukal, J. and Vysata, O.; "Wavelet transform use for feature extraction and EEG signal segments classification", *Communications, Control and Signal Processing, ISCCSP 2008. 3rd International Symposium on*, 719-722, (2008).
- [16] Cvetkovic, D., Übeyli, E.D. and Cosic, I., "Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: A pilot study", *Digital Signal Processing*, 18, 861–874, (2008).
- [17] Daubechies, I., "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis", *IEEE Transactions on Information Theory*, 36(5), 961-1005, (1990).

- [18] Miner, N.E., "An introduction to wavelet theory and analysis", *Sandia Report*, 1-25, (1998).
- [19] Percival, D.B. and Walden, A.T., *Wavelet methods for time series analysis*, New York: Cambridge University pres, (2002).
- [20] Lee, J.J., Lee, S.M., Kim, I.Y., Min, H.K. and Hong, H.S., "Comparison between short time fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound", *IEEE TEnCON*, 102, 18-55, (1999).
- [21] Serdengeçti, Ç., "Biyomedikal İşaretlerin Ayırıştırılması", Yüksek Lisans Tezi, *Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, İzmir, (2008).
- [22] Grap, A., "An Introduction to Wavelet Analysis", *IEEE Computational Science and Engineering*, 2(2), (1995).
- [23] Bilgin, S., "Kalp Hızı Değişkenliğinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Analizi", Doktora Tezi, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Sakarya, (2004).
- [24] Vatansever, F., Uysal, F. ve Uzun, A., "Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Gürültü Süzme", *ELECO'2002*, Bursa, 338-342, (2002).
- [25] Tanaka, K. and Hargens, A.H., "Wavelet packet transform for R-R interval variability", *Elsevier Medical Engineering and Physics*, 26(4), 313-319, (2004).
- [26] Demir, B. ve Ertürk, S., "Ampirik Kip Ayırışımı Temelli Hiperspektral Görüntü Sınıflandırması", *IEEE 16. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, SİU2008*, (2008).
- [27] Ali, A.N., *Advanced Biosignal Processing*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 335-352, (2009).

- [28] Battista, B. M., Knapp, C., McGee, T. and Goebel, V., "Application of the empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform to seismic reflection data," *Geophysics*, 72(2), 29–37, (2007).
- [29] Çelebi, A.T. ve Ertürk, S., "Sualtı Görüntülerinde Ampirik Kip Ayırışımı ve Dalgacık Gürültü Giderimine Dayalı Görsel İyileştirme", 20. *IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, SİU2012*, (2012).
- [30] Çelebi, A.T. ve Ertürk, S., "Sonar İmgelerinde Ampirik Kip Ayırışımı ve Morfolojik İşlemler Kullanarak Hedef Tespiti", *IEEE 18. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, SİU2010*, (2010).
- [31] Doya, K., Kimura, H. and Kawato, M., "Neural Mechanisms of Learning Control", *IEEE Control System Magazine*, 21(4), 42-54, (2001).
- [32] Lipmann, R.P., "An introduction to computing with neural nets", *IEEE ASP Magazine*, 4, 4-24, (1987).
- [33] Haykin, S., *Neural-Networks- A Comprehensive Foundation*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, (1999).
- [34] Feeley, T.W., *The recovery room. in: Anesthesia*, NewYork: Churchill Livingstone, 1921-1945, (1986).
- [35] Isaac, P.A. and Rosen, M., "Lower oesophageal con-tractility and detection of awareness during an-aesthesia", *British Journal of Anesthesia*, 65(3), 319-324, (1990).
- [36] Adeli, H., Zhou, Z. and Dadmehr, N., "Analysis Of EEG Records In An Epileptic Patient Using Wavelet Transform", *Journal of Neuroscience Methods*, 123, 69-87, (2003).