



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TELEMEDİKAL ELEKTROKARDİYOĞRAFI
SİNYALLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE
DEĞERLENDİRİLMESİ**

**Müh. Yashar M. JWMAH
Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı
Biyomedikal Mühendisliği Programı**

Danışman

Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN

Doç. Dr. Munqith Saleem DAWOOD

Haziran, 2010

İSTANBUL



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TELEMEDİKAL ELEKTROKARDİYOĞRAFI
SİNYALLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE
DEĞERLENDİRİLMESİ**

**Müh. Yashar M. JWMAH
Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı
Biyomedikal Mühendisliği Programı**

Danışman

Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN

Doç. Dr. Munqith Saleem DAWOOD

Haziran, 2010

İSTANBUL

Bu alıřma 15/07/ 2010 tarihinde ařađıdaki jüri tarafından Biyomedikal Mühendisliđi Anabilim Dalı Biyomedikal Mühendisliđi programında Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiřtir.

Tez Jürisi

Daniřman
Prof. Dr. Osman Nuri UAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Aydın AKAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. İlhan KOCAARSLAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

Do. Dr. Seluk PAKER
İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik elektronik Fakültesi

Do. Dr. Mukden UĞUR
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

ÖNSÖZ

Yüksek lisans tez çalışmalarım boyunca değerli katkılarıyla beni yönlendiren Sayın Hocalarım Prof. Dr. Osman Nuri UÇAN ve Doç. Dr. Munqith Saleem DAWOOD'a (Al-Nahrain University- Baghdad-Iraq), benden desteklerini esirgemeyen Sayın Doç. Jawad K. ALI'ye (University of Technology – Baghdad-Iraq) ve Sayın Prof. Dr. Aydın AKAN'a, benim için mükemmel bir çalışma ortamı sunan Sayın Yrd. Doç. Dr. Niyazi Kılıç'a, yardımlarından dolayı Selçuk Üniversitesi Sayın Arş.Gör. Dr. Rahime CEYLAN ve Arş.Gör. Umut GÜNDOĞAN'a, arkadaşım Cavit ERDEMİR'e, Daoud JERAB'a, EMY'e ve Serkan TÜZÜN'a en içten dileklerle teşekkür ederim.

Son olarak bana her zaman destek veren, sabır gösteren ve bu günlere gelmeme büyük katkıları olan sevgili aileme şükranlarımı sunarım.

Haziran, 2010

Yashar M. JWMAH

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ	v
TABLO LİSTESİ	vii
SEMBOL LİSTESİ	viii
ÖZET	ix
SUMMARY	x
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL KISIMLAR	3
2.1. ELEKTROKARDİYOGRAF	3
2.2. TEMEL EKG ÖLÇÜMLERİ VE NORMAL DEĞERLER	5
2.1.1. P Dalgası	6
2.1.2. PR Aralığı	7
2.1.3. QRS Kompleksi	7
2.1.4. ST Segmenti (ST bölümü)	8
2.1.5. T Dalgası	9
2.1.6. QT aralığı	9
2.1.7. U dalgası	10
2.3. EKG DERİVASYONLARI	10
2.3.1. Taraf Derivasyonları: I, II, III, aVR, aVL ve aVF	10
2.3.4.1 Ekstremitte Derivasyonları Arasındaki İlişkiler	14
2.3.2. Göğüs Altı (Prekordiyal) Derivasyonları	14
3. MALZEME VE YÖNTEM.....	16
3.1. TEZ ÇALIŞMASINDA KULLANAN ARİTMİLER.....	16
3.1.1. Normal sinüs ritmi	16
3.1.2. Sol dal bloğu	17

3.1.3. Sağ Dal Bloğu RBBB	17
3.1.4. Atrial Couplet	18
3.2. SINIFLANDIRMA VERİLERİ	19
3.3. QRS DEDEKSİYONU	20
3.4. ÖZNİTELİK ÇIKARMA	20
3.4.1. Dalgacık Dönüşümü	20
3.4.1.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)	21
3.4.2. Temel Bileşen Analizi	24
3.4.3. Bağımsız Bileşen Analizi	25
3.5. YAPAY SİNİR AĞLARIN TEMELLERİ	27
3.5.1. Sinir Ağlarının Temel Yapısı	27
3.5.1.1. Biyolojik Nöronlar	27
3.5.2. Yapay Sinir Ağların Elemanları	28
3.5.2.1. Ağırlık Değeri.....	28
3.5.2.2. Eşik (Threshold θ)	28
3.5.2.3. Aktivasyon fonksiyonu	39
3.5.3. Yapay Sinir Ağı Modelleri	32
3.5.3.1. İleri Beslemeli Ağlar	32
3.5.3.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	33
3.6. QRS DEDEKSİYON ALGORİTMESİ.....	33
4. BULGULAR.....	34
4.1. EKG SİNYAL İŞLEME BLOĞU	34
4.1.1. QRS Dedeksiyon Algoritması İle Ede Edilen Sonuçla	35
4.1.1.1. Normal Sinüs	35
4.1.1.2. Sol Dal Bloğu	36
4.1.1.3. Sağ Dal Bloğu	37
4.1.1.4. Atrial Couplet	39

4.2. EKG SİNYAL TANI BLOĞU	40
4.3. EKG SINIFLANDIRMA BLOĞU	42
4.3.1. Bağımsız Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları (BBA-YSA)	43
4.3.2. Temel Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları (TBA- YSA)	43
4.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü – Yapay Sinir Ağları (ADD-YSA)	44
4.4. ÇOK KATMANLI YAPAY SİNİR AĞLARI SINIFLANDIRMADA KULLANILMASI	44
4.5. ELEKTROKARDİYOGRAFİ SİNYALLERİN SINIFLANDIRMASINDA ELDE EDİLEN SONUÇLAR	45
5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	47
KAYNAKLAR.....	49
ÖZGEÇMİŞ.....	51

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1	: Depolarizasyon ve repolarizasyon	4
Şekil 2.2	: EKG kağıdı	5
Şekil 2.3	: Normal elektrokardiyogram	6
Şekil 2.4	: P dalgası	7
Şekil 2.5	: Normal PR aralığı	8
Şekil 2.6	: QRS kompleksi	8
Şekil 2.7	: Normal ST bölümü ve bileşke (J) ST bölümünün hemen başlangıcıdır .	9
Şekil 2.8	: Normal T dalgası	9
Şekil 2.9	: A, 12 standart derivasyonu gösteren örnek EKG. B, Eş zamanlı II derivasyon Kaydı da alınmıştır	12
Şekil 2.10	: Derivasyon I, II, III' ün yerleşimi.....	12
Şekil 2.11	: A, Einthoven üçgeni, B, Triaksiyal diyagram	13
Şekil 2.12	: Üç arttırılmış ('unipolar') derivasyonun (aVR, aVL ve aVF) ilişkisini gösteren triaksiyal diyagram	13
Şekil 2.13	: A; Bipolar derivasyonları triaksiyal diyagramı, B; ekstremitte derivasyonlarının triaksiyal diyagramı, C, heksaksiyal diyagram	14
Şekil 2.14	: Göğüs derivasyonları kalbin üç boyutlu görünümünü verir	15
Şekil 2.15	: Göğüs derivasyonları, diyagram ile gösterilmektedir	15
Şekil 3.1	: Normal sinüs ritmi (103 nolu kayıt).....	16
Şekil 3.2	: Sol dal bloğu (109 nolu kayıt)	17
Şekil 3.3	: Sağ dal bloğu (118 nolu kayıt)	18
Şekil 3.4	: Atrial couplet (220 nolu kayıt).....	18
Şekil 3.5	: İki seviyeli ayrık dalgacık dönüşümü	24
Şekil 3.6	: Biyolojik Nöron Yapısı	28
Şekil 3.7	: Yapay sinir ağlarının elemanları	28
Şekil 3.8	: Lineer (Linear) aktivasyon fonksiyonu.....	29
Şekil 3.9	: Binary threshold aktivasyon fonksiyonu.....	30
Şekil 3.10	: Bipolar threshold aktivasyon fonksiyonu	30
Şekil 3.11	: Piecewise lineer aktivasyon fonksiyonu.....	31
Şekil 3.12	: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu.....	31
Şekil 3.13	: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu.....	32
Şekil 4.1	: Tez çalışmada yapılan işlemler.....	34
Şekil 4.2	: Orijinal (ham) EKG sinyalıdır.....	35
Şekil 4.3	: Filtre ve normalize olmuş EKG sinyalıdır.....	35
Şekil 4.4	: RR aralığı normal sinüs ritmi.....	36
Şekil 4.5	: Orijinal (ham) EKG sinyalıdır.....	36
Şekil 4.6	: Normalize ve filtrelenmiş EKG.....	37
Şekil 4.7	: RR aralığı sol dal bloğu.....	37
Şekil 4.8	: Orijinal EKG sinyalı.....	38
Şekil 4.9	: Filtre ve normalize olmuş EKG sinyalıdır.....	38
Şekil 4.10	: RR aralığı sağ dal bloğu.....	39
Şekil 4.11	: Orijinal EKG sinyalı.....	39
Şekil 4.12	: Normalize ve filtrelenmiş EKG.....	40

Şekil 4.13	: RR aralığı atrial couplet.....	40
Şekil 4.14	: Bağımsız bileşen analiziden elde edilen örüntüler	41
Şekil 4.15	: Temel bileşen analiziden elde edilen örüntül	42
Şekil 4.16	: Ayrık dalgacık dönüşümünden elde edilen örüntüler	42
Şekil 4.17	: Bağımsız bileşen analizi -Sinir ağı.....	43
Şekil 4.18	: Temel bileşen analizi -Sinir ağı.....	44
Şekil 4.19	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü- Sinir ağı.....	44
Şekil 4.20	: Çok katmanlı yapay sinir ağları.....	45

TABLO LİSTESİ

Tablo 3.1	: Sınıflandırmada kullanılan verileri.....	29
Tablo 4.1	: Sınıflandırmada elde edilen sonuçlar	46
Tablo 5.1	: Tez çalışmasında elde edilen sonuçların önceden yapılan çalışmalar ile karşılaştırılması sunulmuştur.....	48

SEMBOL LİSTESİ

Acoup	: Atrial Couplet
ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
ADD-YSA	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü – Yapay Sinir Ağları
AV	: Atriyoventriküler Noktası
BBA	: Bağımsız Bileşen Analizi
BBA-YSA	: Bağımsız Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları
DD	: Dalgacık Dönüşümü
EKG	: Elektrokardiyogram
GBYSA	: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları
IBYSA	: İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı
LBBB	: Sol Dal Bloğu
N	: Normal Sinüs
RBBB	: Sağ Dal Bloğu
STFT	: Kısa Süreli Fourier Dönüşümü
TBA	: Temel Bileşen Analizi
TBA-YSA	: Temel Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ÖZET

TELEMEDİKAL ELEKTROKARDİYOĞRAFI SİNYALLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

Bazı yerlerde sağlık hizmetleri çok kısıtlı ve ya ulaşılamazdır. Bilim ve teknoloji geliştiğinden dolayı sağlık hizmetlerine hızlı ulaşıldı ve hayatımızı daha kolaylaştırdı.

Elektrokardiyografi, kalp ritminin elektriksel özelliklerini kayıt etmektedir ve bu alet kalp aritmilerini belirlemede önemli rolü var. Kalp hastalıklarının ölüm oranı yüksek olmasından dolayı EKG'nin kalp ritimlerinin erken tanı ve kesin teşhisi hastalıkların tedavisinde çok önemlidir.

Bu çalışmada MIT-BIH EKG aritmi veri tabanından alınan tele-medikal EKG sinyallerinin sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Bu çalışma üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada EKG sinyal işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada EKG sinyallerinin süzgeçlenmesi ve QRS dedeksiyonu gerçekleştirilmiştir. İkinci aşama, EKG sinyallerinin öznitelik çıkarma işlemidir. EKG sinyallerinin öznitelik çıkarması için bağımsız bileşen analizi, temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Üçüncü aşama ise sınıflandırma aşamasıdır. Sınıflandırmada üç farklı sınıflandırma sistemi oluşturulmuştur. Bu sistemler; bağımsız bileşen analizi-yapay sinir ağları, temel bileşen analizi-yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü-yapay sinir ağlarıdır.

Sınıflandırmada 4 EKG sinyal sınıfı incelenmektedir. Bu sınıflar; Normal sinüs (N), Sol dal bloğu (LBBB), Sağ dal bloğu (RBBB) ve Atrial couplet (A.coup) kullanılmıştır. Gerçekleştirilen sınıflandırma sistemleri ile elde edilen sonuçlar; temel bileşen analizi % 99.2857, bağımsız bileşen analizi % 95.7143 ve dalgacık dönüşümü ise % 98.9286 elde edilmiştir.

Anahtar kelimeler: EKG, Bağımsız bileşen analizi, Temel bileşen analizi, Dalgacık dönüşümü ve Yapay sinir ağları.

SUMMARY

EVALUATION OF TELEMEDICAL ELECTROCARDIOGRAPH SIGNALS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Health services in some places are very limited or not reachable. Advancement in science and technology has made services much more reachable and ultimately our life much easier.

The electrocardiogram (ECG) is the recording of the electrical property of the heartbeats, and has become one of the most important tools in the diagnosis of heart diseases. Due to the high mortality rate of heart diseases, early detection and precise discrimination of ECG arrhythmia is very important for the treatment of patients.

In this work, tele-medical ECG signals which were taken from MIT-BIH ECG arrhythmia database are classified. This study consists of three phases. The first phase is pre-processing of ECG signals. In this phase, ECG signals are filtered and QRS detection is realized. The second phase is feature extraction process. In feature extraction process; Principal Component Analysis (PCA), Independent Component Analysis (ICA) and Wavelet Transform (WT) are used. The third phase is classification process. Three different classification systems are consisted in this phase. These are: PCA-Artificial Neural Network (ANN), ICA-ANN and WT-ANN.

Results showed that ECG beat types: normal beat (NORM), left bundle branch block beat (LBBB), right bundle branch block beat (RBBB), atrial coupled beat (ACB) are detected and classified. The experiments classification accuracies are 99.2857 % for principal component analysis (PCA), 95.7143% for Independent Component Analysis (ICA), and 98.9286 % for Wavelet Transform

Keywords: Electrocardiogram (ECG); Independent Component Analysis; Principal Component Analysis; Wavelet Transform; Artificial Neural Network.

1. GİRİŞ

İnsan vücudu üzerinden algılanan ve kalbin elektriksel aktivitesinin sonucu olarak ortaya çıkan belli tipteki biyolojik işaretlere, elektrokardiyogram, elektrokardiyografik işaret, EKG işareti ve ya kısaca EKG adı verilir. EKG işaretlerinin gösterilmesi ve ya kaydedilmesini sağlayan cihazlara elektrokardiyograf ve ya EKG ile ilgili sistemlere de genel olarak elektrokardiyografi denir. İnsan ölümlerinin bir yüzdesini, kalp rahatsızlıkları oluşturmaktadır. Bu yüzden, kalbin çalışması sırasındaki bozuklukların iyi bir göstergesi olan ve insan vücudu üzerinden operasyon yapmadan kolaylıkla elde edilebilen EKG işaretleri, işleme ve yorumlanma açısından büyük önem taşımaktadır.

Günümüzde bilişim teknolojik gelişmeler ile birlikte EKG verileri internet üzerinden ve/ veya cep telefonları üzerinden de izlenebilmektedir. Uzaktan sağlık izleme sistemleri ile tıbbi parametrelerin her yerden sürekli izlenmesi ve bu izleme bilgilerine her yerden erişim hedeflenmektedir. Kablosuz haberleşme teknolojilerindeki maliyetin azalmasıyla, izleme sistemlerine bütünleştirilmesi gerçekleştirilmiş, dolayısıyla hastalara daha fazla hareketlilik sağlanmıştır. Uzaktan elektrokardiyogram (EKG) izleme sistemlerinde çeşitli gelişmiş telekomünikasyon teknikleri kullanılmakta ve ambulatuvar elektrokardiyografi için çeşitli standartlar belirlenmektedir. Bu tarz tele-medikal sistemlerde EKG elektrodları kayıt ünitesine kablo ile bağlanmıştır. Bunların yanı sıra İnternet, Bluetooth teknolojisi, GSM cep telefonu , WAP-tabanlı, kablosuz yerel alan ağları (WLAN) ve GSM/GPRS teknolojilerini kullanan sistemler önerilmiştir.

Tez çalışmasında, EKG sinyallerinin filtrelenmesinden sonra QRS dedeksiyonu gerçekleştirilmiştir. QRS dedeksiyondan sonra R tepeleri tespit edilmiş ve RR aralıkları elde edilmiştir. EKG sinyalleri RR aralığına bölündükten sonra veriler üzerinde öznitelik çıkarma işlemi kullanılarak hem sinyal içerisinde sınıflandırmayı etkileyen gereksiz örneklerin atılması sağlanmış olur, hem de sinyal sıkıştırılmış olur. Öznitelik çıkarmada kullanan yöntemleridir; bağımsız bileşen analizi, temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü yöntemleri kullanılmıştır. Öznitelik çıkarmada elde edilen örüntüler

sınıflandırma verilerini oluşturmaktadır. Sınıflandırma ise, çok katmanlı yapay sinir ağıları kullanarak sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışması üç ana bölümden oluşmaktadır. Birinci bölüm genel kısımlar bölümüdür. Bu bölümde EKG'nin (EKG dalgaları ve EKG derivasyonları) tanıtımı yer almaktadır. İkinci bölüm, malzeme ve yöntemlerden oluşmaktadır. Malzeme bölümünde sınıflandırmada kullanılan aritmiler ve veri özellikleri yer almaktadır. Yöntemler kısmında ise QRS dedeksiyonu, yapay sinir ağıları, bağımsız bileşen analizi, temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü anlatılmıştır. Dördüncü bölüm, bulgular bölümüdür. Bu bölümde yapılan çalışma sonunda elde edilen sonuçlar verilmiştir. son bölüm ise sonuç ve tartışma bölümüdür. Bu bölümde, gerçekleştirilen teorik ve uygulama çalışmalarının sonuçları incelenmiştir.

2. GENEL KISIMLAR

2.1. ELEKTROKARDİYOĞRAF

Elektrokardiyogram (EKG) kalpte oluşan elektriksel voltajları kaydeder. Bunu hastanın göğsüne ve ekstremitelerine (tarafına) yerleştirilen metal elektrotlar vasıtasıyla yapar. EKG’de kaydedilen potansiyeller işlevsel atriyal ve ventriküler kas demetlerine aittir (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

Kalp kası hücrelerinin uyarımdan (depolarizasyon) sonra dinlenme durumuna dönmelerine ise repolarizasyon denir. Bu terimler normal dinlenme halindeki miyokardiyal hücrelerin (atriyal ve ventriküler) yüzeylerinde elektriksel yük taşıdığı kutuplaşma (polarize) hallerinden gelmektedir. Şekil 2.1A normal atriyal ya da ventriküler kalp kası hücrelerinin polarize dinlenme halini göstermektedir. Dinlenme durumundaki hücre dışının pozitif, hücre içinin negatif olduğuna dikkat ediniz (yaklaşık -90 mV civarında) (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

Kalp kası uyarıldığında depolarize olur. Sonuç olarak, uyarının gerçekleştiği yerde hücre dışı negatifleşir, hücre içi de pozitif hâl alır. Bu uyarılmış hücre dış yüzeyi ile uyarılmamış alandaki hücre dış yüzeyi arasında bir elektriksel voltaj farklılığı yaratır Şekil 2.1B. Sonuç olarak, küçük bir elektriksel akım oluşur ve hücre boyunca yayılarak tüm hücre depolarize oluncaya dek ilerler Şekil 2.1 C. Depolarizasyon yolu Şekil 2.1B deki gibi bir okla gösterilebilir. Her bir miyokardiyal hücre (lif) için depolarizasyon ve repolarizasyon aynı yönde ilerler. Ancak, tüm miyokarda, depolarizasyon, en iç tabakadan (endokard), en dış tabakaya (epikard) ilerlerken repolarizasyon tersi yönde gerçekleşir. Bu farklılığın mekanizması tam olarak anlaşılmamaktadır.

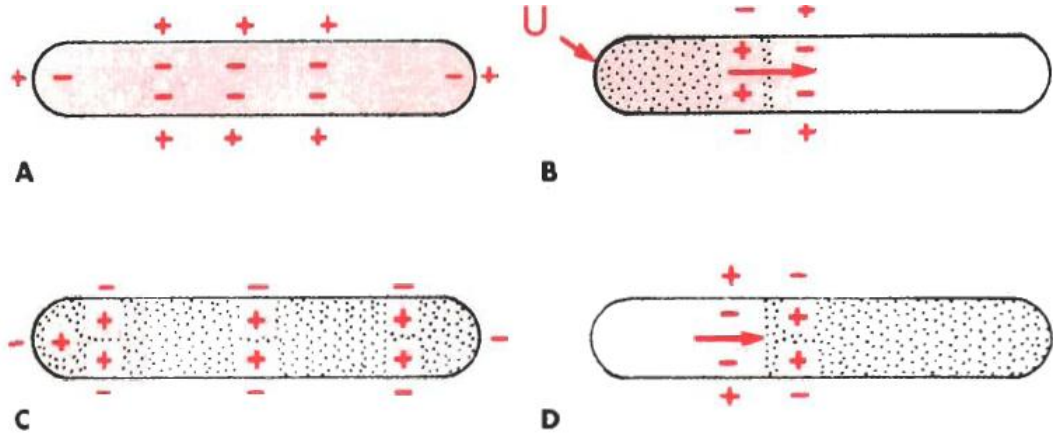
Depolarizan elektriksel akım EKG tarafından P dalgası (atriyumlar uyarıldığında ve depolarize olduğunda) ve QRS kompleksi (ventriküller uyarıldığında ve depolarize olduğunda) olarak kaydedilir (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

Bir süre sonra, tam olarak uyarılmış ve depolarize olmuş hücre dinlenme durumuna dönmeye başlar. Bu, repolarizasyon olarak bilinir. Hücrenin dışında küçük bir alan

yeniden pozitif hal alır şekil 2.1D ve repolarizasyon tüm hücre boyunca yayılarak hücreyi tamamen yeniden repolarize hale getirir. EKG tarafından kaydedilen ventiküler repolarizasyon ST segmenti, T dalgası ve U dalgasından oluşur (atriyal repolarizasyon genellikle ventiküler potansiyellerce gizlenir) (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

EKG tek bir hücreyi değil, büyük kütle oluşturan atriyal ve ventiküler hücreleri kaydeder. Kardiyak depolarizasyon ve repolarizasyon normalde eş zamanlı gerçekleştiğinde EKG bu elektriksel akımları dalgalar halinde kaydetmeyi başarır (P dalgası, QRS kompleksi, ST segmenti, T dalgası ve U dalgası).

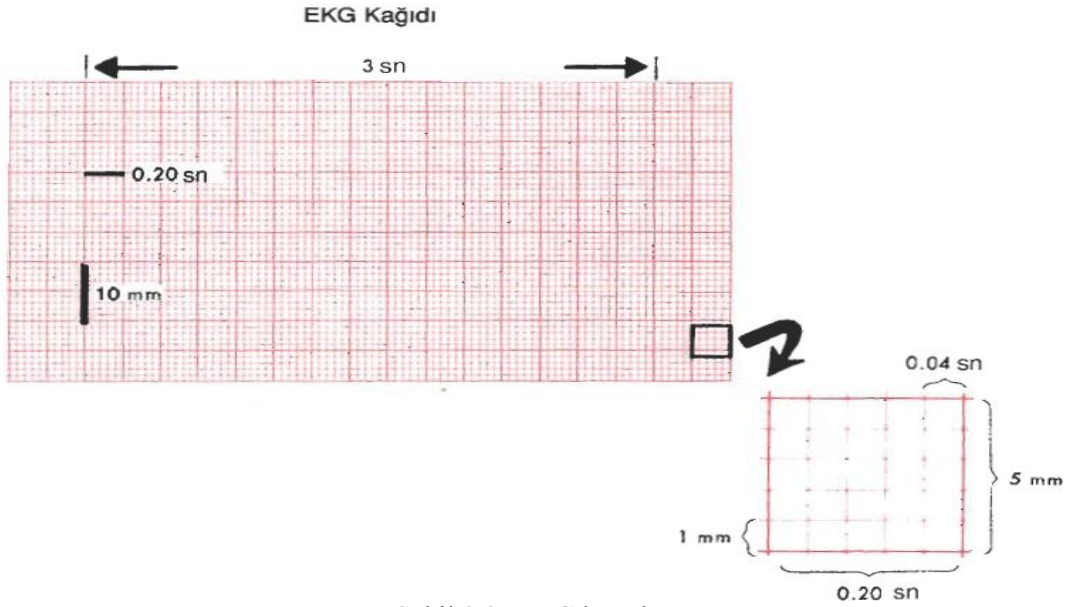
Özet olarak, EKG normal veya anormal oluşundan bağımsız olarak iki temel olay kaydeder: birincisi depolarizasyon, kalp kasında uyarımın yayılması; ikincisi, repolarizasyon, uyarılmış kalp kasının normal dinlenme durumuna dönüşü (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.1: Depolarizasyon ve repolarizasyon.

Elektrokardiyogramda yer alan dalgaların süreleri ve genlikleri, elektrokardiyografi kâğıdı üzerindeki dikey ve yatay çizgilerin aralıklarından yararlanılarak ölçülebilir. Her küçük kare 1 milimetre karedir (1mm^2). Kağıt genellikle 25 mm /sn hızıyla hareket eder. Bundan dolayı, yatay olarak her ünite 0.04 saniyeyi ($25\text{ mm /sn} \times 0.04 = 1\text{ mm}$) gösterir. Her beş karede bir çizgilerin daha koyu olduğu görülmektedir; böylece her büyük kare 0.2 saniyeye denk gelecektir ($5 \times 0.04 = 0.2$). Bundan dolayı EKG, yatay eksenini 0.04 ila 0.2 saniyelik aralıklara bölünmüş zamana denk düşen, hareket eden bir grafik olarak görülebilir.

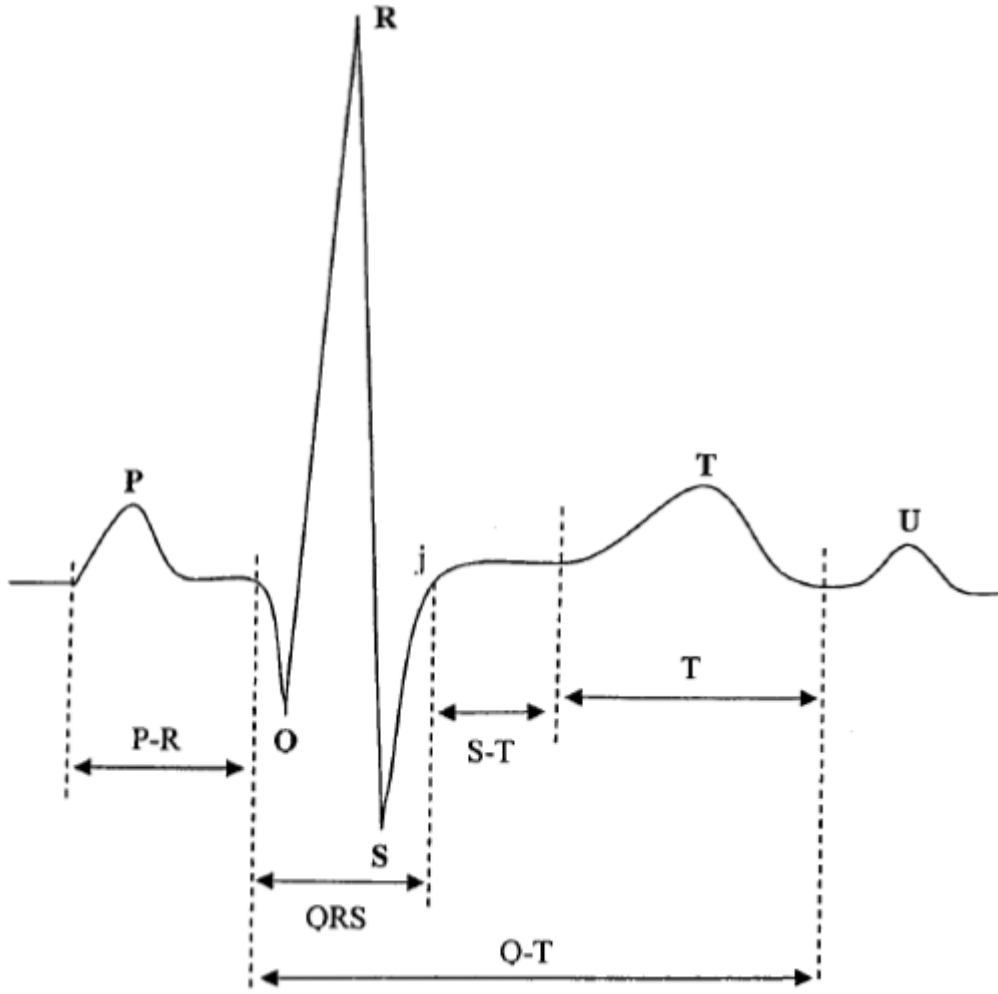
Dikey olarak, EKG grafiđi EKG dalgalarının dalga ya da defleksiyonlarının voltajlarını, genliklerini ölçer. 1 mV sinyal 10 mm genişliğinde bir defleksiyon ($1 \text{ mV} = 10 \text{ mm}$) oluşturacak şekilde kalibre edildiğinden tam voltajlar ölçülebilir Şekil 2.2 de (Morris F. ve diğ. 2003 & Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.2: EKG kağıdı.

2.2. TEMEL EKG ÖLÇÜMLERİ VE NORMAL DEĞERLER

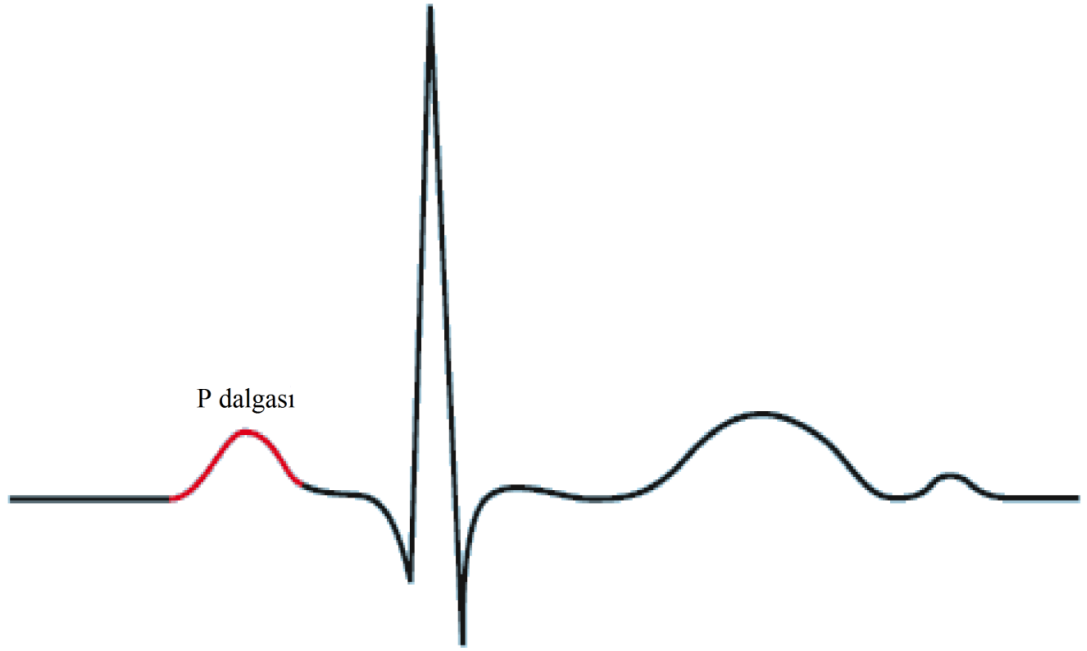
Elektrokardiyograf, her 1 mV sinyal 10 mm defleksiyon oluşturacak şekilde kalibre edilebilir. Normal Elektrokardiyogram bazal çizgi (baseline) adı ile bilinen çizgilerden ve P, Q, R, S, T, U adları verilen dalgalardan, aralıktan ve bölümlerden oluşur Şekil 2.3. Bir dalga aynı zamanda negatif ya da pozitif olarak da tanımlanabilir. Tanım olarak, yukarıda olan dalgalar pozitif olarak isimlendirilir. Aşağıya doğru olan dalgalar da negatiftir. Bazal çizgide olan defleksiyon ya da dalgalara izoelektrik denir. Bir kısmı pozitif, bir kısmı negatif olan dalgalar ise bifazik olarak isimlendirilir (Morris F. ve diğ. 2003 & Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.5. Normal elektrokardiyogramı

2.2.1. P Dalgası

Atriyal depolarizasyonu simgeleyen P dalgası, pozitif (veya negatif) defleksiyondur Şekil 2.4. Atriyal depolarizasyon sağ atriyumdaki sinüs nodundan başlatılır. P dalgasının genliği 0.25mV, genişliği de 0.12 saniyedir. (Morris F. ve diğ. 2003 & Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006) .



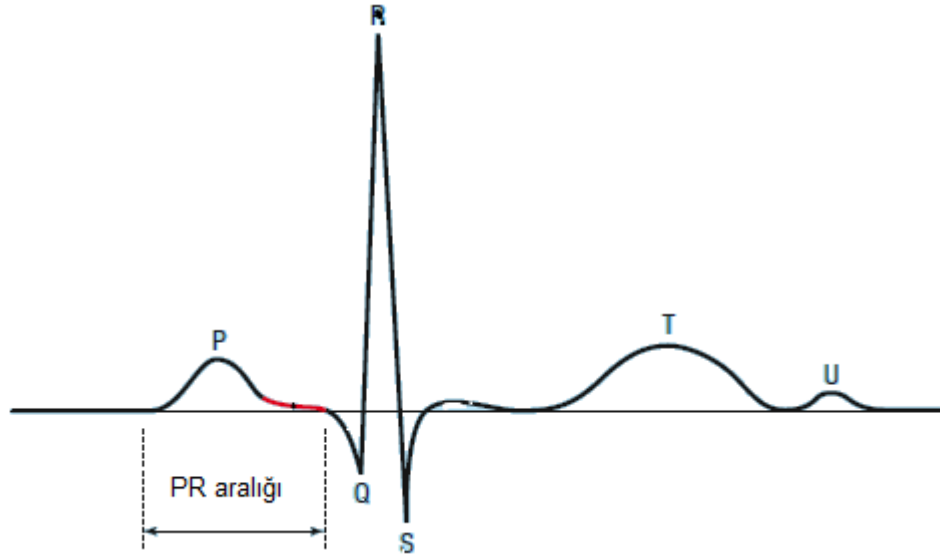
ŞEKİL 2.4 Normal P dalgası (MORRIS F. ve diğ. 2003).

2.2.2. PR Aralığı

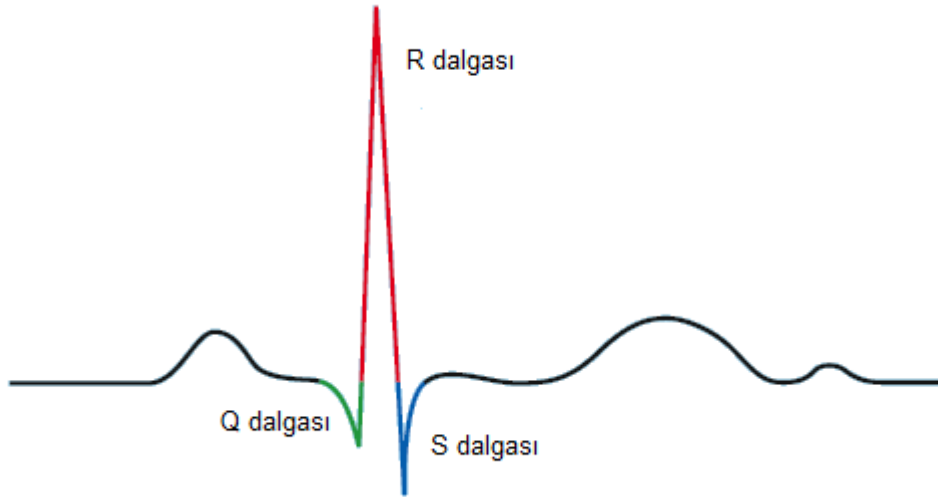
PR aralığı, P dalgasının başından QRS kompleksinin başlangıcına kadar olan süredir. PR aralığı çeşitli derivasyonlarda değişkenlik gösterebilir; en kısa aralığı alınmalıdır. Uyarının atriyumlara yayılmasını ve atriyoventiküler (AV) kavşaktan geçmesi için gereken süreyi gösterir. Erişkinlerde normal PR aralığı 0.12 ila 0.20 saniyedir Şekil 2.5 (Morris F. ve diğ. 2003 & Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

2.2.3. QRS Kompleksi

QRS kompleksi uyarının ventriküller boyunca yayılmasını simgeler. Ancak QRS kompleksinin belli başlı öğeleri, Q ile gösterilen negatif bir dalga, R ile adlandırılan pozitif bir dalga ve S adı ile bilinen ikinci negatif bir dalgadır. QRS genişliği uyarının ventriküller yayılması için gerekli zamanı (ventriküler depolarizasyonu) gösterir ve normalde 0.1 saniye ya da daha azdır Şekil 2.6 (Morris F. ve diğ. 2003, Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



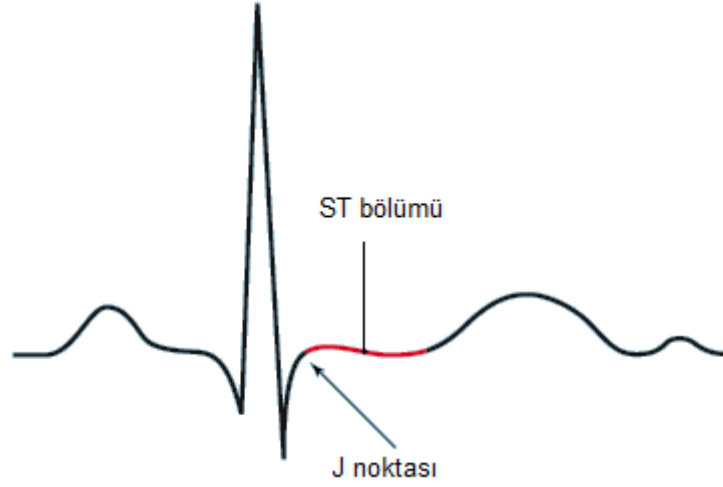
Şekil 2.5: Normal PR aralığı (Morris F. ve diğ. 2003).



Şekil 2.6: QRS kompleksi (Morris F. ve diğ. 2003).

2.2.4. ST Segmenti (ST bölümü)

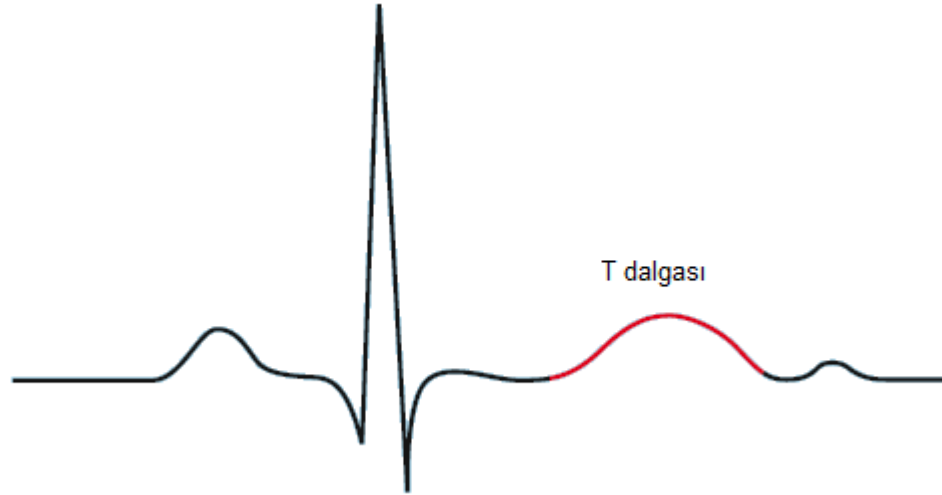
QRS kompleksinin sonlandığı nokta ile T dalgasının başlangıcını birleştiren aralık ST bölümü olarak adlandırılır Şekil 2.7. QRS bileşiği ile ST bölümü arasındaki kavşak J harfi ile gösterilir. Ventriküler repolarizasyonun başlamasına denk gelir. Normal ST bölümü genellikle izoelektriktir (bazal çizgide ve düz, pozitif ya da negatif değil), ancak normal durumlarda bile hafifçe (1mm'nin altında) aşağı ve/veya yukarı kayması normaldir (Morris F. ve diğ. 2003, Ary.L.Golbberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.7: Normal ST bölümü ve bileşke (J) ST bölümünün hemen başlangıcıdır.

2.2.5. T Dalgası

Ventriküler repolarizasyonun bir kısmını yansıtan T dalgasıdır. Normal T dalgası asimetrik bir biçime sahiptir; tepe noktası başlangıcından ziyade bitişine yakındır Şekil 2.8 (Morris F., ve diğ. 2003 & Ary.L.Golbberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.8: Normal T dalgası (Morris F. ve diğ. 2003).

2.2.6. QT Aralığı

QRS kompleksinin başlangıcından T dalgasının bitimine kadar olan uzaklığı kapsar. Ventriküllerin uyarılıp normal dinlenme durumuna dönmesi (ventriküler repolarizasyon) için geçen süreyi gösterir. QT aralığı için normal değerler kalp hızına bağlıdır. Kalp hızı

arttıkça (RR aralığı kısaldıkça), QT normal olarak kısalmır; kalp hızı azaldıkça (RR aralığı uzadıkça) QT aralığı uzar (Morris F. ve diğ. 2003., Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

2.2.7. U Dalgası

U dalgası, T dalgasından sonra görülen küçük, yuvarlak bir defleksiyondur ve kesin olarak bilinmeyen bir dalgadır. Normalde U dalgasının yönü T dalgası ile aynıdır. Bazen T dalgası pozitif olduğu halde, U dalgası ters olabilir. Bu normal bir bulgu değildir (Morris F. ve diğ. 2003., Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

2.3. EKG DERİVASYONLARI

Kalp bilinen kuru bir pile benzer ve elektriksel akımlar üretir. Vücut bir elektrik iletkeni gibi hareket eder. Bundan dolayı, kaydedici elektrotlar kollar, bacaklar ve göğüs duvarı gibi kalpten belli bir mesafe uzaklığa yerleştirilebilir. Kalp voltajlarını kaydetmek için kullanılan, genelde, 12 derivasyonlu EKG'dir.

Derivasyonlar iki gruba bölünebilirler: alt taraf (ekstremit) derivasyonu ve göğüs altı derivasyonu. Alt taraf derivasyonu, alt taraflara (I, II, III, aVR, aVL ve aVF) taraflara yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla voltaj farklılıklarını ölçer. Alt taraf derivasyonları da iki alt gruba ayrılabilirler: üç standart 'bipolar' taraf derivasyonu (I, II ve III) ve üç arttırılmış 'unipolar' taraf derivasyonu (aVR, aVL ve aVF). Alt göğüs derivasyonu V1, V2, V3, V4, V5 ve V6 göğüs duvarının çeşitli yerlerine yerleştirilen elektrotlarla voltaj farklılıklarını kaydederler (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

2.3.1. Taraf Derivasyonları: I, II , III, aVR, aVL ve aVF

Taraf derivasyonları, standart 'bipolar' (I, II ve III) ve arttırılmış 'unipolar' derivasyonu (aVR, aVL ve aVF) derivasyonlardan oluşur. Bipolar derivasyonlar tarihsel olarak böyle isimlendirilmiştir, çünkü iki taraf arasındaki elektriksel farkı ölçmektedir .
Örneğin;

Elektrokardiyografin birinci derivasyonu (I), sol kol(RL) ve sağ kol (RL) arasındaki potansiyel farkını yansıtır:

$$\text{Derivasyon I} = \text{LA} - \text{RA}$$

İkinci derivasyon, sol bacak (left leg; LL) ve sağ kol (right arm; RA) arasındaki farkı ölçmektedir:

$$\text{Derivasyon II} = \text{LL} - \text{RA}$$

Üçüncü derivasyon ise sol bacak (left leg; LL) ve sol kol (left arm; LA) arasındaki farkı ölçmektedir;

$$\text{Derivasyon III} = \text{LL} - \text{LA}$$

I, II ve III derivasyonlarının arasındaki ilişki basit bir denklemle ifade edilebilir. Şekil 2.9 de I, II ve III derivasyonlarını göstermektedir (Ary.L.Golberger, MD, FAC 2006).

I.derivasyon + III. derivasyon = II. Derivasyon

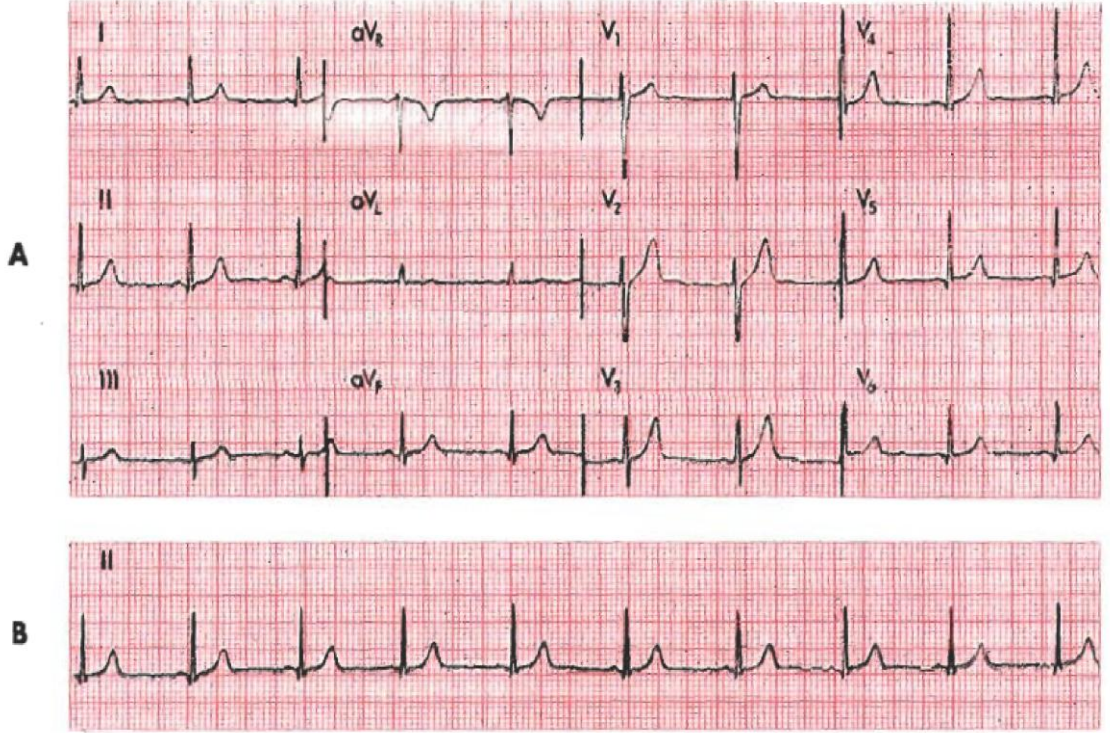
$$\text{I} = \text{LA} - \text{RA}$$

$$\text{III} = \text{LL} - \text{LA}$$

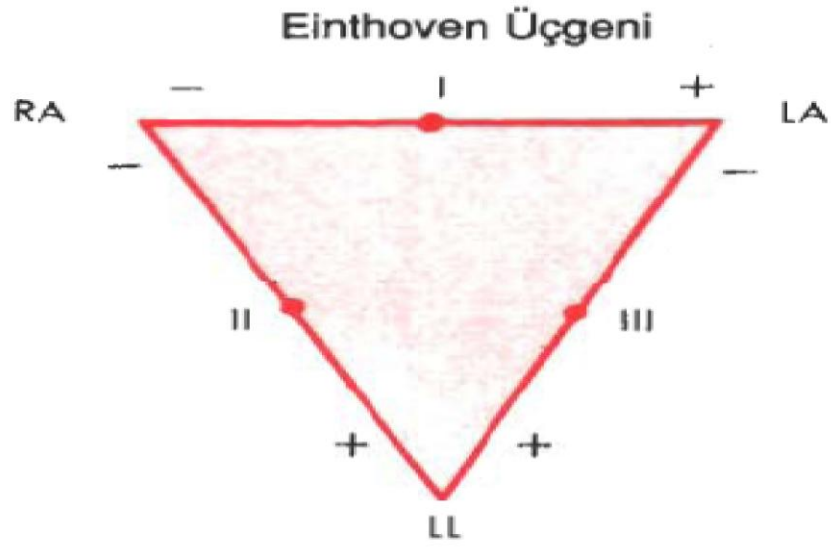
$$\text{I} + \text{III} = \text{LL} - \text{RA} = \text{II}$$

I, II ve III derivasyonlar, 1900'lü yılların başında Elektrokardiyografi icat eden Hollandalı fizyologdan adını alan Einthoven üçgeni ile şematik olarak gösterilebilir Şekil 2.10. Einthoven üçgeni I, II ve III derivasyon ortak bir merkezi noktada birleşecek şekilde yeniden çizilmiştir Şekil 2.11B. Sonuç Şekil 2.11B de görülen triaksiyal diyagramdır (Ary.L.Golberger, MD, FAC 2006).

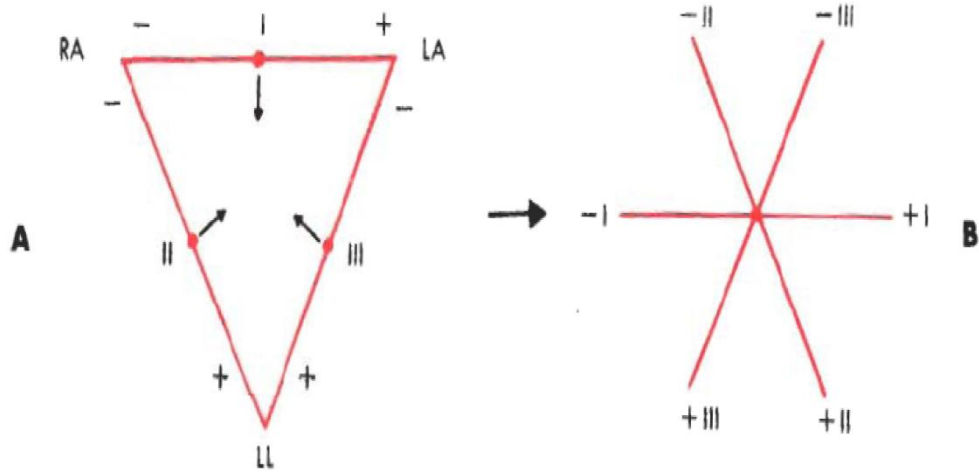
Orijinal üç 'bipolar' derivasyonuna dokuz derivasyon eklenmiştir. 1930'larda Dr. Frank N. Wilson ve arkadaşları 'unipolar' bularak V1' den V6 'ya alt göğüs derivasyonunu eklemişlerdir. Kısa bir süre sonra, Dr. Emanuel Golberger üç arttırılmış unipolar taraf (aVR, aVL ve aVF) derivasyonunu bulmuştur. "a" kısaltması arttırılmış (augmented) için, "V", ise voltaj sözcüğünün karşılığı olarak kullanılır. "R" harfi ile sağ kol (right arm), "L" harfi sol kol (left arm), "F" harfi ile sol bacak (left leg) anlatılmak istenmektedir. (Ary.L.Golberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.9. A, 12 standart derivasyonu gösteren diğer EKG. B, eş zamanlı II derivasyonu kaydı da alınmıştır.

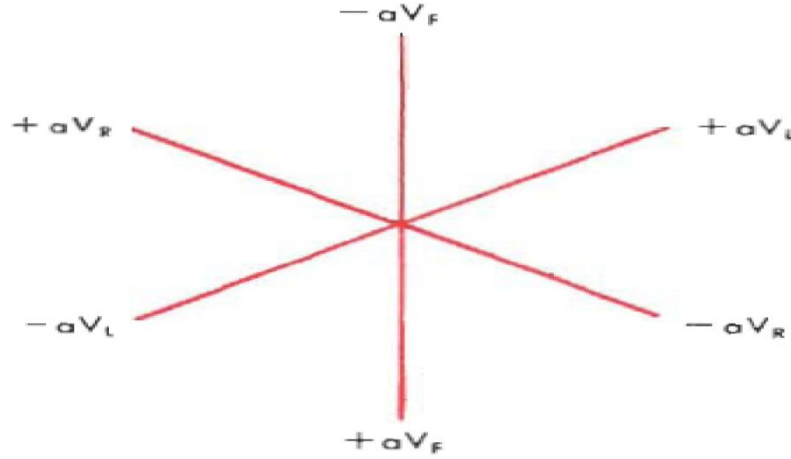


Şekil 2.10: Derivasyon I, II, III' ün yerleşimi.



Şekil 2.11 A :Einthoven üçgeni, B, Triaksiyal diyagram

Unipolar derivasyonlar bir noktadaki voltajı yaklaşık sıfır potansiyele karşı ölçerler. Her unipolar derivasyonunun da birer pozitif ve negatif kutba eksen olarak çizildiğine dikkat ediniz Şekil 2.12 . Bu diyagramın da üç eksenli olduğundan yine triaksiyal diyagram adı verilir (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.12: Üç arttırılmış ('unipolar') derivasyonun (aVR , aVL ve aVF) ilişkisini gösteren triaksiyal diyagram

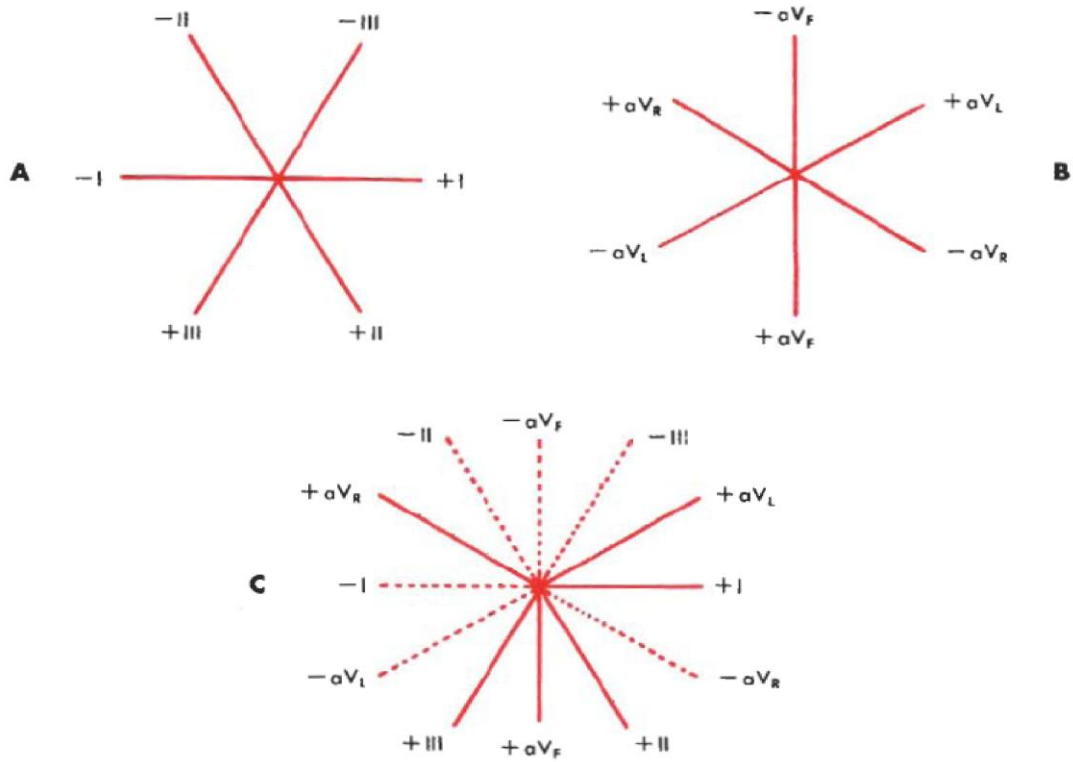
Einthoven eşitliği gerçekli olan I, II. ve III. derivasyonlar gibi, aVR , aVL ve aVF derivasyonları da ilişkilidir (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

$$aVR + aVL + aVF = 0$$

Diğer deyimle, üç arttırılmış derivasyon kaydedildiğinde toplamlar sıfır olmalıdır. P dalgalarının toplamı sıfır, QRS voltajlarının toplamı sıfır, T dalgalarının toplamı sıfır olmalıdır (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).

2.3.1.1 Ekstremitte Derivasyonları Arasındaki İlişkiler

Şekil 2.10 daki Einthoven üçgeni üç standart ekstremitte derivasyonu arasındaki ilişkiyi göstermekteydi (I, II, ve III. derivasyon). Benzer biçimde, Şekil 2.12 deki triaksiyal diyagram da üç arttırılmış ekstremitte derivasyonu arasındaki ilişkiyi göstermekteydi (aVR, aVL ve aVF). Kolaylık açısından, bu iki diyagram, ortak bir merkezi noktada kesişecek şekilde bir araya getirilebilir. Sonuç, Şekil 2.13 te görülen heksaksiyal diyagramdır. Heksaksiyal diyagram altı ekstremitte derivasyonunun uzaysal yerleşimini gösterir (I, II, III, aVR, aVL ve aVF) (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.13: A; Bipolar derivasyonları triaksiyal diyagramı, B; ekstremitte derivasyonlarının triaksiyal diyagramı, C; Heksaksiyal diyagramı göstermektedir

2.3.2 Göğüs Altı (Prekordiyal) Derivasyonları

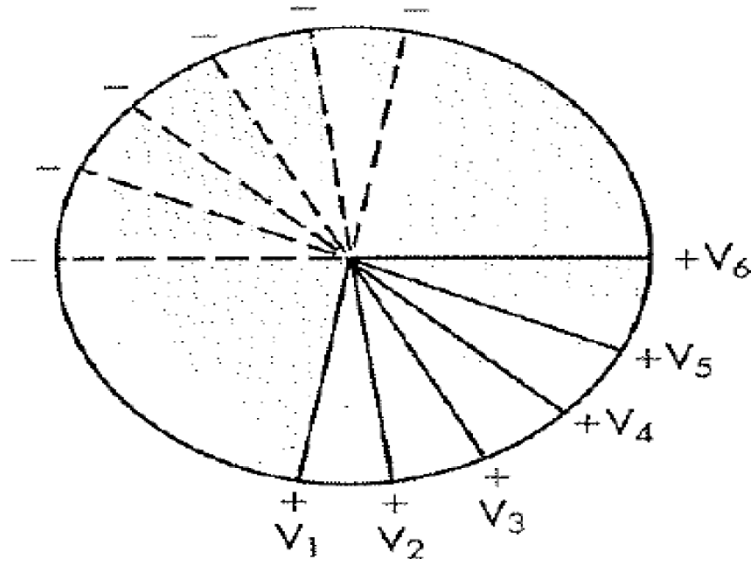
Alt göğüs (prekordiyal) derivasyonu (V_1 ' den V_6 'ya) kalbin horizontal düzleme (vücudu üst ve alt yarıya ayıran düzlem) yansıyan voltajlarını kaydeder. Özel anatomik yerleşimleri olan elektrotlarla kaydedildiği Şekil 2.14 te görülmektedir. Bugün

kullanımda olan göğüs derivasyonları unipolar olarak düşünülürler; çünkü yaklaşık sıfır potansiyele karşı voltajı ölçerler (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.14: Göğüs derivasyonları kalbin üç boyutlu görünümünü verir.

Şekil 2.15 te göğüs derivasyonları, ekstremite (taraf) derivasyonları gibi diyagramlarla gösterilebilirler. Diğer derivasyonlar gibi her göğüs derivasyonunun da birer pozitif ve negatif kutbu vardır (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006).



Şekil 2.15: Göğüs derivasyonları, diyagram ile gösterilmektedir.

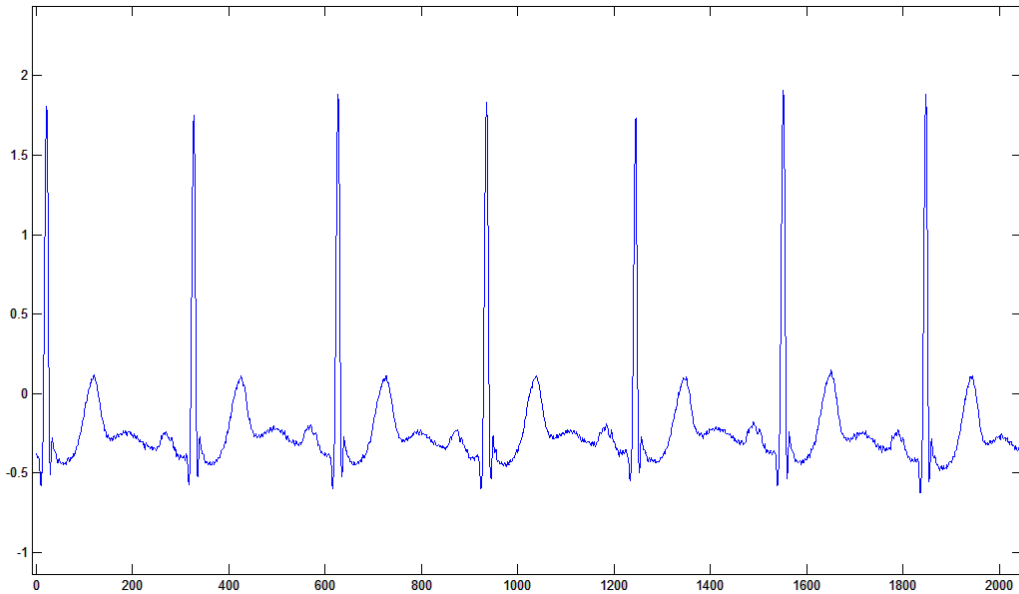
3. MALZEME VE YÖNTEMLER

3.1. TEZ ÇALIŞMASINDA KULLANAN ARİTMİLER

Bu tez çalışmasında, MIT-BIH ECG Arrhythmia Database'ler (www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/) kullanılmıştır. Bu datalarda bulunan normal sinüs ritmi ve 3 aritmi kullanarak, 4 sınıflı bir veri oluşturulmuştur. Bu veriler, önerilen sistemde kullanılmıştır.

3.1.1. Normal sinüs ritmi (N)

Normal sinüs ritmi, kalbin referans fizyolojik ritmidir. Sinüs (sinoatriyal SA), nod kalbin ritmini tuttuğunda atriyal depolarizasyon sağdan sola ve yukarıdan aşağıya, atriyoventriküler (AV) noda doğru yayılır; genellikle 60-100 vuru/dk arasında olduğu durumlarda normal sinüs ritmi denir (Morris F. ve diğ. 2003, Ary.L.Golberger, MD, FAC 2006) Şekil 3.1 de, Çalışmada kullanılan sinyaller MIT-BIH ECG Arrhythmia veri tabanından alınmıştır.

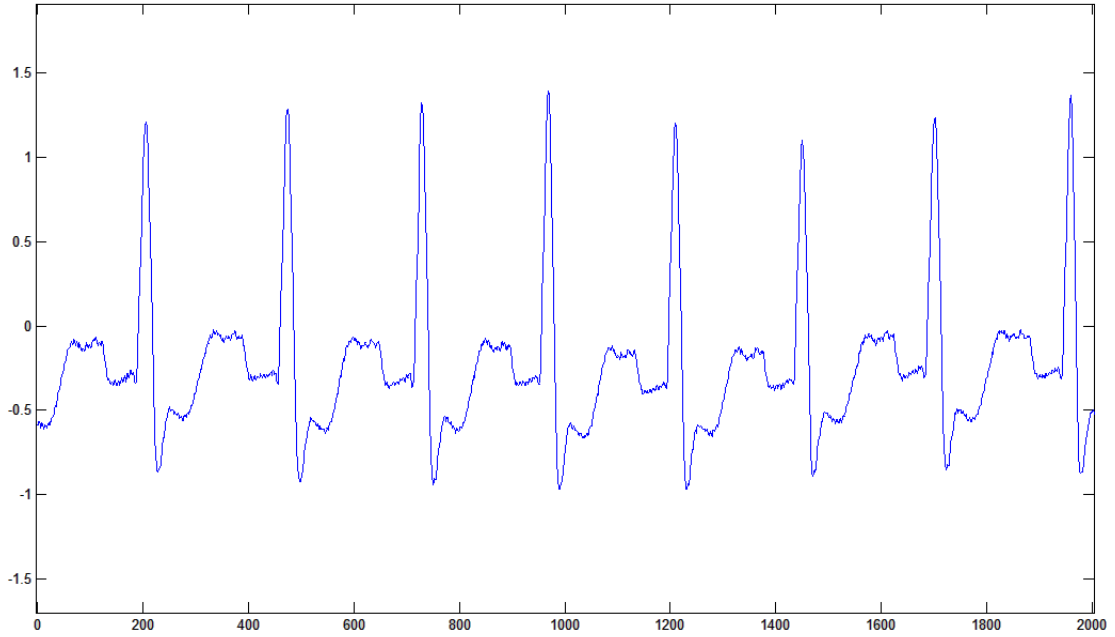


Şekil 3.1: Normal sinüs ritmi (103 nolu kayıt)

3.1.2. Sol Dal Bloğu (LBBB)

Sol dal bloğu (left bundle branch block), yani iletiminin sol dalda gecikmeye uğraması ya da kesinti olması durumuna verilen addır. Ventriküler depolarizasyonun normal düzeni, sol dal bloğu uygulandığında bozukluk görülmektedir (Uçak 2005). Sol dal

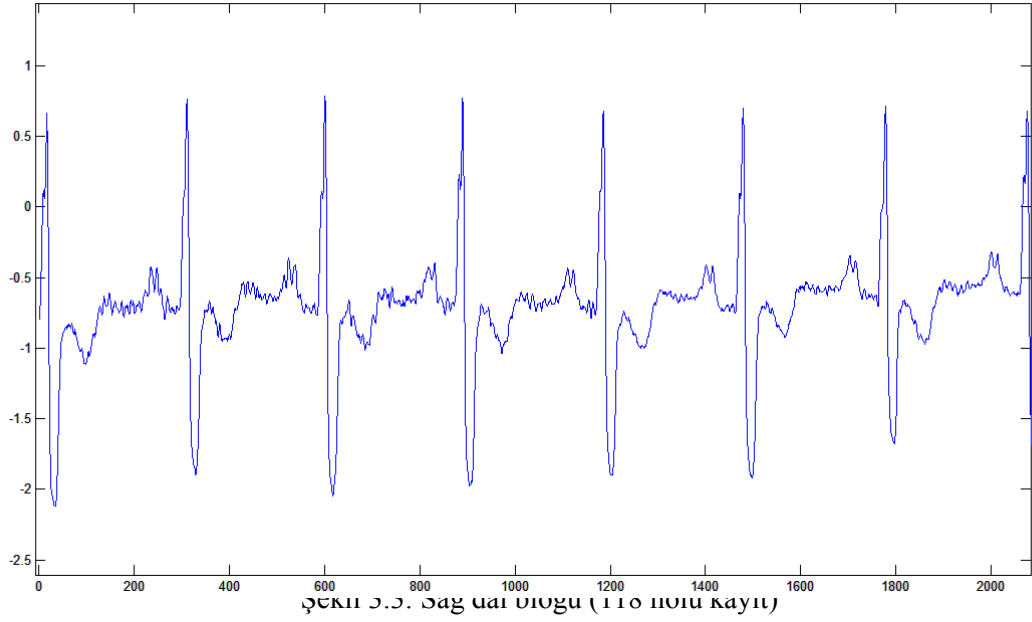
bloğu şu karakteristik örüntüleri gösterir: V_1 'de derin, geniş QS (nadiren geniş S'li rS), V_6 'da başta q olmaksızın geniş R dalgası ve QRS genişliği 0.12 sn ya da daha fazladır (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006). MIT-BIH ECG arrhythmia veri tabanındaki 109 nolu kayıttan alınan sol dal bloğu verileri Şekil 3.2 de görülmektedir. Bu kaydın özelliği, erkek 64 yaşında ve derivasyon II'den alınmıştır.



Şekil 3.2: Sol dal bloğu (109 nolu kayıt)

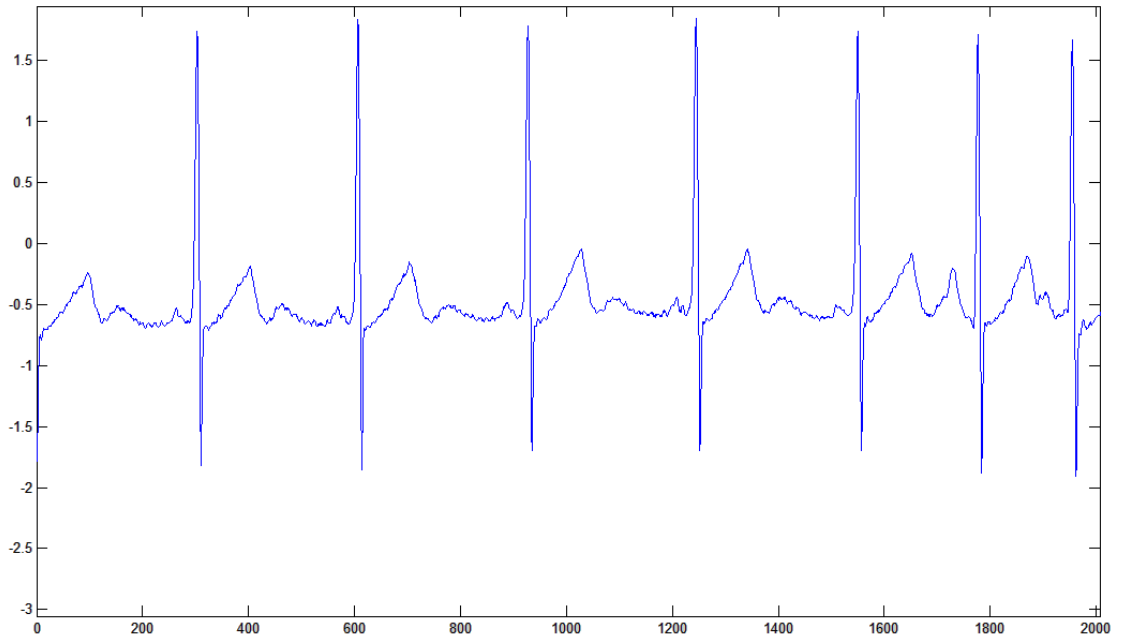
3.1.3. Sağ Dal Bloğu (RBBB)

Kalp uyarı iletimi bozukluğundan kaynaklanan aritmi, sağ dal bloğu aritmisi olarak tanımlanmaktadır. Uyarı iletiminin sağ dalda gecikmeye ya da kesintiye uğrayan durumuna “right bundle block” adı verilir (Uçak 2005). Sol dal bloğu, şu karakteristik örüntüler gösterir: V_1 'de belirgin R' ile birlikte rSR' dalgası, V_6 'da geniş son S dalgası ile qRS ve QRS bileşiği 0.12 sn ya da daha fazladır (Ary.L.Goldberger, MD, FAC 2006). MIT-BIH ECG arrhythmia veri tabanındaki 118 nolu kayıttan alınan sağ dal bloğu verileri Şekil 3.3 te görülmektedir. Bu kaydın özelliği, erkek 69 yaşında ve derivasyon II'den alınmıştır.



3.1.4. Atrial Couplet (A coup)

Atriyum erken vurumu, atriyumların SA düğümü dışında kalan bölgelerden alınan ve temel ritmin siklus mesafesine göre erken oluşan ektopik kontraksiyona denir. Atrial couplet (atrial çifti), arka arkaya gelen iki atrium erken vurumunun birleşmesi ile oluşmaktadır (Ceylan 2009). MIT-BIH ECG arrhythmia veri tabanındaki 220 nolu kayıttan alınan Atrial couplet verileri Şekil 3.4 te görülmektedir. Bu kaydın özelliği, kadın 87 yaşında ve derivasyon II'den alınmıştır.



3.2. SINIFLANDIRMA VERİLERİ

Bu çalışmada, Physionet'ten alınan MIT-BIH ECG Arrhythmia tabanına ait veriler tez çalışmasında eğitim ve test amacıyla kullanılmıştır. EKG kayıtları, Boston's Beth İsrail Hospital'da yatan veya gözlem altında olan hastalardan 1975-1979 yılları arasında alınmıştır. Her kayıt 360 Hz'de örneklenmiş olup, 30.06 dakikalıktır.

Sınıflandırmada 280 veri kullanılmıştır. Her bir veri seti RR aralığı içermekte ve 200 örnekten oluşmaktadır. (280 x 200) bir veri seti elde edilmiştir Tablo 3.1 de gösterilmiştir. Bütün bu veri setleri, derivasyon II'den alınmıştır.

EKG sinyallerinin, veri setleri haline getirilmesi için QRS dedeksiyonu gerçekleştirilmiş ve ham veri setleri elde edilmiştir. Veri set uzunluklarını eşit hale getirmek için her RR aralığı, 200 örnek olacak şekilde setler düzenlemiştir.

Tablo 3.1: Sınıflandırmada kullanılan veriler

Aritmi	Kısıtlama	Veri Seti	Kayıt No.	Kayıtlardan alınan veriler	Kayıt Özelliği
Normal Sinüs Ritmi	N	140	100	20	Erkek (69)
			103	20	Erkek
			122	20	Erkek (51)
			123	20	Kadın (63)
			202	20	Erkek (68)
			205	20	Erkek (59)
			234	20	Kadın (56)
Sol Dal Bloğu	LBBB	60	109	20	Erkek (64)
			111	20	Kadın (47)
			214	20	Kadın (72)
Sağ Dal Bloğu	RBBB	60	118	20	Erkek (69)
			212	20	Kadın (32)
			231	20	Kadın (72)
Atrial Couplet	A coup	20	220	20	Kadın (87)
Toplam	4	280 veri seti	14 kayıt		

3.3. QRS DEDEKSİYONU

EKG sinyalleri, düzenli periyotlara ayrılabilen bir sinyallerdir. EKG sinyallerinin periyotlara ayrılması işlemi, QRS dedeksiyonu olarak adlandırılır. Sinyalin periyotlara bölünmesi için öncelikle sinyal üzerinde bulunan gürültülerin yok edilmesi gerekmektedir. EKG sinyallerinde en çok görülebilecek gürültüler;

1. Elektrot bağlantı gürültüsü
2. Güç hattı.
3. Kas kasılması
4. Solunum kaynaklı gürültüler (solunum kaynaklı baseline kayması)
5. Elektronik devre gürültüsü
6. Hareket kaynaklı gürültü

3.4. ÖZİNİTELİK ÇIKARMA

3.4.1. Dalgacık Dönüşümü (DD)

STFT'nin sabit uzunluklu pencereler kullanması ve belirsizlik ilkesi kısıtlaması nedeniyle istenilen eş zamanlı, zaman-frekans çözünürlüğünü sağlayamaması gibi temel eksiklerle pencere uzunluğu değişken, çeşitli frekanslarda seviye seviye çözünürlük sağlayabilen ve hem zaman bilgisini hem de frekans bilgisini gösteren bir çözüm araştırılmaya başlanmıştır. Bulunan çözümlerden biri Dalgacık Dönüşümü'dür (Uçan ve diğ.,2006, Uçan ve Albora, 2003, FİDAN S., 2006).

Dalgacık Analizi, sinyali analiz için bileşenlerine ayırırken, diğer bir deyişle, sinyali *ayrıştırırken* (decomposition), baz fonksiyonları ile ifade etmesiyle Fourier analizine benzer. Fourier dönüşümünde sinyal, değişik frekanslardaki sinüzoidal serilere ayrılır; dalgacık dönüşümünde sinyal “ana dalgacığın ölçeklendirilmiş ve kaydırılmış versiyonları olan kendi “dalgacıklarına” ayrılır. Dalgacık dönüşümünde sinyaller analiz edilirken, analiz penceresinin uzunluğu ve konumu kendiliğinden değişir. STFT’de ise analiz penceresi kaydırılabildiği halde, uzunluğu analiz boyunca sabit kalır. Dalgacıkların güçlü bir yöntem olmasını sağlayan temel özellikleri şunlardır: sıkı desteğe sahiptirler; yani sonlu bir tanım bölgesinin dışında sıfır değerini alırlar; sönme

momentine sahiptirler, dalgacıklar düzgündür ve hızlı dönüşümü sağlayan hesaplama yöntemlerine izin verir (Uçan ve diğ.,2006, Uçan ve Albora, 2003, FİDAN S., 2006).

3.4.1.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

En yaygın formunda, ADD, a ve b olarak iki ölçekli bir güç sağlar. Gerçekte dönüşümün integrali, ADD için süreklidir; fakat, ayrıklaştırılmış a,b uzayında belirlenir. Çoklu çözünürlük (multiresolution) algoritması kullanarak, dalgacık dönüşümü ve ters dönüşümü hızlı ve sinyal bilgisinde kayıp olmadan hesaplanabilir (Addison, Paul, S., 2005).

$$\Psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \Psi\left(\frac{t-n.b_0.a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (3.1)$$

m ve n tamsayıları dalgacık ölçeklemesini ve dönüşümünü kontrol eder. a_0 genişleme adım parametresidir; belirli bir sabit olup değeri de 1'den büyük olmalıdır. b_0 sıfırdan büyük olmak zorunda olan konum parametresidir. a_0 ve b_0 ayrık dalgacık parametreleri için yaygın bir seçim sırasıyla 2 ve 1'dir. Hem genişleme ve hem de genişim adımlarının yani logaritmik ölçeğin gücü, diyadik bir ızgara düzeni olarak bilinmektedir. Diyadik ızgara en basit ve verimli ayrıklaştırma biçimidir. (3.1) eşitliğinde $a_0 = 2$ ve $b_0 = 1$ yerine yazılırsa (Addison, Paul, S., 2005).

$$\Psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \cdot \Psi(2^{-m} \cdot t - n) \quad (3.2)$$

Bunun, denklemin (3.1) da verilen genel ayrık dalgacık gösterimi ile aynı olduğuna dikkat ediniz. Buradan, $\psi_{m,n}(t)$ sadece $a_0=2$ ve $b_0=1$ ile ölçeklenmiş diyadik ızgara göstermek için kullanılacaktır. Ayrık diyadik ızgara dalgacıkları genellikle ortonormal olmak için seçilir. Bu dalgacılık aynı zamanda hem ortogonaldır, hem de birim enerjiye olması için normalize edilir (Addison, Paul, S., 2005).

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{m,n}(t) \Psi_{m',n'}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{Eğer } m = m' \text{ ve } n = n' \\ 0 & \text{Diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.3)$$

$T_{m,n}$ dalgacık katsayısında depolanan bilgi, başka yerde tekrar edilemez ve fazlalık olmaksızın orijinal sinyalin yeniden üretimini sağlar (Addison, Paul, S., 2005).

Denklem (3.2)'nin diyadik ızgara kullanarak, ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) aşağıdaki gibi yazılabilmektedir:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\Psi_{m,n}(t)dt \quad (3.4)$$

$T_{m,n}$, (m,n) konumlu ve ölçekli dalgacık katsayısı olarak bilinir.

Ortonormal ikili ayrık dalgacıklar, *ölçekleme fonksiyonu* ve onların genişleme denklemleri ile bağlantılıdır. Ölçekleme fonksiyonu, sinyalin düzgünleştirilmesi ile bağlantılıdır ve dalgacık ile aşağıda verildiği üzere aynı forma sahiptir (Addison, Paul, S., 2005).

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2}\phi(2^{-m}t - n) \quad (3.5)$$

Bu dalgacıklar aşağıdaki eşitlik ile ifade edilen özelliklere sahiptirler:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi_{0,0}(t)dt = 1 \quad (3.6)$$

Burada $\phi_{0,0}(t)=\phi(t)$, bazen baba ölçekleme fonksiyonu olarak veya baba dalgacık olarak anılmaktadır. (Bir dalgacık fonksiyonunun integrali sıfırdır). Ölçekleme fonksiyonu kendi ötelemesine ortogondur; fakat kendi genişlemesine değildir. Ölçekleme fonksiyonu, yaklaşım katsayılarını meydana getirmek üzere aşağıdaki gibi evrilebilmektedirler (Addison, Paul, S., 2005):

$$S_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\phi_{m,n}(t)dt \quad (3.7)$$

Yaklaşım (approximation) katsayıları sürekli sinyalin $2^{m/2}$ çarpanlı sürekli sinyalin ağırlıklandırılmış ortalamasıdır. Sabit m ölçeğinde yaklaşım katsayıları; sinyalin ayrık yaklaşımı olarak bilinir. m ölçeğinde sinyalin sürekli yaklaşımı bu ölçekte yaklaşım katsayısı ile çarpılan ölçekleme fonksiyonlarının dizisi toplanarak üretilebilir (Addison, Paul, S., 2005).

$$x_m(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m,n}\phi_{m,n}(t) \quad (3.8)$$

Burada $x_m(t)$, m ölçek indeksinde $x(t)$ sinyalinin düz bir ölçekleme fonksiyonuna bağımlı versiyonudur. Bu sürekli yaklaşım, $x(t)$ 'ye küçük ölçeklerde, yani $m \rightarrow -\infty$ yaklaşmaktadır. Bir $x(t)$ sinyali, o halde, hem kestirim katsayılarını, hem de dalgacık (ayrıntı) katsayılarını aşağıdaki gibi kullanan, kombine bir genişleme serisini kullanarak temsil edilebilmektedir (Addison, Paul, S., 2005);

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m_0,n} \phi_{m_0,n}(t) + \sum_{m=-\infty}^{m_0} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \Psi_{m,n}(t) \quad (3.9)$$

Bu denklemden, orijinal sürekli sinyalin, rasgele m_0 ölçek indeksinde m_0 ölçeklerinden negatif sonsuza yaklaşımın kendisinin bir kombinasyonu olarak ifade edilebileceğini görebilmekteyiz. m ölçeğinde *sinyal ayrıntısı* aşağıdaki gibi tanımlanabilmektedir (Addison, Paul, S., 2005):

$$d_m(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \Psi_{m,n}(t) \quad (3.10)$$

Böylece denklem (3.9)'u aşağıdaki gibi yazabiliriz:

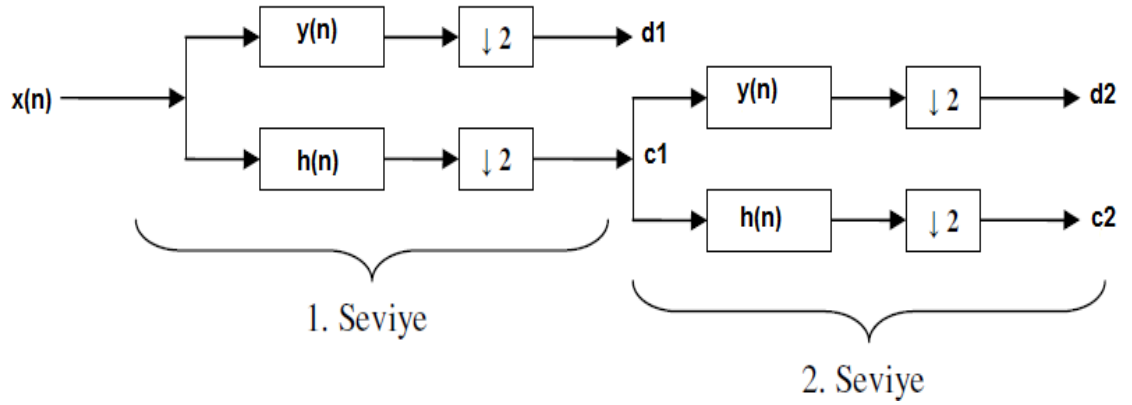
$$x(t) = x_{m_0}(t) + \sum_{m=-\infty}^{m_0} d_m(t) \quad (3.11)$$

Bu eşitlik kullanılarak, aşağıdaki eşitliğin çıkarılması çok kolaydır:

$$x_{m-1}(t) = x_m(t) + d_m(t) \quad (3.12)$$

Bu gösterim “çoklu çözünürlük gösterimi (multiresolution representation)” olarak adlandırılır.(Mallat 1989, Addison, Paul, S., 2005).

Buraya kadar teorisi formüllerle ifade edilmeye çalışılan ayrık dalgacık dönüşümünü, pratikte, Şekil 3.5 te görüldüğü gibi, filtre bankaları gerçekleştirir. Şekilde görüldüğü gibi, $x(n)$ sinyalinin iki seviyeli dalgacık ayrıştırılması yapılmıştır. Ayrıştırılan sinyal, özel tasarlanmış filterlerle ve giriş sinyalinin konvolüsyonu ve filtrelenmiş sinyalin aşağı örnekleme (downsampling) metodu ile örneklenmesi ile elde edilmiştir. Şekil 3.5 te gösterildiği gibi bir alçak geçiren filtre $h(\cdot)$ ile ayrıştırma prosesi gerçekleştirilir. $\downarrow 2$ sembolü filtrelenmiş sinyalin 2 ile aşağı örneklendiğini gösterir. d_1 detay (detail) ve c_1 yaklaştırma (approximation) parametreleri sırayla yüksek geçiren filtre kullanarak gerçekleştirilen ilk seviye ayrıştırma ve aşağı örnekleme prosedürlerinden sonraki sinyalleri gösterir. Birinci seviye ayrıklaştırmadan sonra, c_1 yaklaştırma katsayısı aynı filtreler kullanılarak ikinci seviye için tekrar ayrıştırılır. Bu proses iki seviyeden daha fazla istenirse aynı şekilde devam edilebilir [Ceylan2009].



Şekil 3.5 iki seviyeli ayrık dalgacık dönüşümü

3.4.2. Temel Bileşen Analizi

Temel bileşen analizi (TBA), klasik bir doğrusal öznitelik çıkarma yöntemidir. Verilerin ikinci dereceden istatistiklerinin analizine ve özellikle kovaryans matrisinin öz değer analizine dayanmaktadır. TBA esas sinyal ve görüntü işlemede kullanılan Karhunen-Loève dönüşümüne eşdeğerdir. TBA'nin kökleri yaklaşık bir asır öncesinden, Pearson'ın çalışmasına uzanmaktadır. Pearson, en küçük karelerin optimizasyonuna dayanan n boyutlu bir doğrusal regresyon yöntemi önerdi. Ancak, çok boyutlu rastgele değişkenlerin varyans analizi için yeni bir yöntem önermiş olan Hotelling, TBA'nın babası olarak kabul edilmektedir (Hu, Hen, Yu., ve Jenq- Neng, Hwang, 2002)

PCA'daki esas fikir, doğrusal olarak dönüştürülmüş bileşenlerle, maksimum değişim miktarını ifade eden bileşenleri bulmaktır. Danışmansız bir metod olan PCA, yüksek boyutlu verileri, daha düşük boyutlu verilere indirgemeye yarayan güçlü bir veri analiz tekniğidir. PCA, kısaca şu biçimde özetlenebilir:

X , n adet d boyutlu x_i verisi içeren bir matris olsun. Giriş vektörü olan

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (3.13)$$

$X \in R^{n \times 1}$ ise, çıkış matrisi $Y \in R^{m \times 1}$ ($m \ll n$) olur. Burada X giriş vektörü sıfır ortalamalı olmalıdır. İlk olarak n adet verinin ortalama değeri \bar{x} bulunur. ortalama değerle her bir x_i verisinin farkı alınarak \hat{X} fark matrisi bulunur:

$$\hat{X} = [x_1 - \bar{x}, x_2 - \bar{x}, \dots, x_n - \bar{x}] \quad (3.14)$$

Elde edilen fark matrisi, aşağıdaki ifadede kullanılarak, C kovaryans matrisi $C \in R^{n \times n}$ hesaplanır:

$$C = \frac{1}{n} \hat{X} \hat{X}^T \quad (3.15)$$

öz vektörleri $\Psi_{\hat{X}}$ ve öz değerleri $\mathcal{L}_{\hat{X}}$ bulmak için

$$C \Psi_{\hat{X}} = \Psi_{\hat{X}} \mathcal{L}_{\hat{X}} \quad (3.16)$$

Bu aşamayla elde edilen d adet d boyutlu özvektör ve köşegen matris biçiminde d adet özdeğer aşağıdaki gibidir:

$$\mathcal{L}_{\hat{X}} = \begin{bmatrix} \lambda_d & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_d & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_d \end{bmatrix}, \quad \Psi_{\hat{X}} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_d] \quad (3.17)$$

m adet, yüksek özdeğere karşılık gelen özvektörler seçilerek, $d \times m$ boyutlu iz düşüm matrisi W elde edilir;

$$y_i = W^T (x_i - \bar{x}) \quad (3.18)$$

ifadesiyle d boyutlu x_i verisiyle, daha düşük boyutlu y_i elde edilir.

3.4.3. Bağımsız Bileşen Analizi

Bağımsız Bileşen Analizi (BBA), istatistiksel bir yöntemdir. körlemesine kaynak ayırımında kullanılır. Birbirine karışmış sinyalleri bağımsız bileşenlerine ayırmaktadır. BBA, sadece birbirine dik bileşenleri değil, olmayanları da kolayca ayırabilmektedir [Hyvärinen ve diğ., 2001].

Bağımsız Bileşen analizi (BBA), istatistiksel olarak bağımsız bileşen değişkenlerinin doğrusal kombinasyonları olarak bir rasgele değişkenler kümesini ifade etmek amacıyla sahip olan bir sinyal işleme tekniğidir. t anında gözlemlenmiş m rasgele $x_1(t), \dots, x_m(t)$ değişkeninin, $s_1(t), \dots, s_n(t)$ n değişkeninin doğrusal kombinasyonları olarak modellenmektedirler. Vektör-matris notasyonunu kullanarak, karıştırma modeli (Hyvärinen, 1999; Hyvärinen ve diğ.,2001) aşağıdaki gibidir:

$$x = As \quad (3.19)$$

\mathbf{x}_j : gözlem vektörleridir, $j=1, \dots, m$

\mathbf{s}_j : kaynak vektörleridir, $i=1, \dots, n$

\mathbf{A} : karıştırma matrisidir.

BBA'da amaç, gözlem vektörlerinin kullanılarak, bilinmeyen karışım matrisi ve kaynak vektörleri değerlerinin kestirilmesidir. Doğrusal BBA'da karıştırma matrisinin kare, kaynakların non-gaussian dağılıma sahip olduğu kabul edilir. BBA'da bağımsız bileşenlerin hesaplanması için yüksek dereceden bilgilerin bilinmesi gerekmektedir. Gaussian dağılımda bu bilgiler sıfırdır. Bu yüzden BBA, gaussian dağılıma sahip verilerde sonuç vermemektedir. Karıştırma matrisinin kare kabul edilmesi, kaynak sayısı ile bağımsız bileşen sayısının eşit olması demektir (A.Hyvarinen, ve diğ.,2001).

Burada $\mathbf{x}(t)=[x_1(t), \dots, x_m(t)]^T$, $\mathbf{s}(t)=[s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ ve \mathbf{A} gerçek a_{ij} ($i=1, \dots, m; j=1, \dots, n$) katsayıları ile karıştırma matrisidir. $\mathbf{s}(t)$ ve \mathbf{A} bilinmeyen olduklarından dolayı, BBA'nin amacı her iki bilinmeyeni, $s_1(t), \dots, s_n(t)$ kaynak sinyallerinin karşılıklı bağımsız oldukları varsayımı ile gözlemlenen $\mathbf{x}(t)$ 'lerden tahmin etmeyi amaçlamaktadır.

BB'leri tahmin etmenin başlangıç adımı, ölçümlerin korelasyonsuz olarak ve birim varyansla yapıldığı bir dönüşüm olan beyazlatmadır (küre şeklini verme) (Yu, S.-N., ve Chou, K.-T. 2008, Hyvärinen ve diğ., 2001). Beyazlatma temel bileşen analizi (TBA) gerçekleştirilmektedir. Beyazlatılmış olan \mathbf{z} verileri, \mathbf{V} 'nin beyazlatma matrisi ve \mathbf{I} birim matris olmak üzere, $E\{\mathbf{z} \mathbf{z}^T\}=\mathbf{I}$ ile $\mathbf{z}=\mathbf{V}\mathbf{x}$ tarafından tanımlanmaktadır. Beyazlatma matrisi $E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^T\}$ kovaryans matrisinin öz değerleri ile \mathbf{D} bir köşegen matris ve \mathbf{U} sütunları ile karşılık gelen öz vektör olmak üzere $\mathbf{V}=\mathbf{U}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{U}^T$ ile verilmektedir. (3.19) de tanımlanmış olan sinyal modeli ile, beyazlatılmış \mathbf{z} verileri aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir;

$$\mathbf{Z}=\mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{s}=\mathbf{W}\mathbf{s} \quad (3.20)$$

\mathbf{W} matrisi ortogonal olduğundan, bağımsız kaynakların çözümü aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir:

$$\mathbf{s}=\mathbf{W}^T\mathbf{z} \quad (3.21)$$

BBA'yı uygulayan bir dizi algoritma mevcuttur. Bu çalışmada, $g(u)=\tanh(u)$ doğrusal olmama fonksiyonlu, sabit noktalı bir algoritma, bağımsız bileşenleri tahmin etmek

üzere uyarlandı (Hyvärinen, 1999). Bu yöntemi kullanarak, Gram-Schmidt ortogonalizasyonu prosedürü kullanılmaktadır ve bağımsız komponentler birbiri arkasından üretilmektedir (Yu, S.-N., ve Chou, K.-T., 2008).

3.5. YAPAY SINİR AĞLARIN TEMELLERİ

Sinir ağları, fen ve mühendislik verilerde sıkça kullanılan bir yöntemdir. Sinir ağları gerçek beyin sinir hücrelerine benzetilerek modellenen sinir ağları yapılarıdır. Sinir ağları ilgili çalışmalar, 1940'lı yıllara dayanmaktadır. Yapay sinir ağlarına ilişkin ilk çalışmalar, McCulloch ve Pitts tarafından 1943'te başlamıştır. Biyolojik nöron benzeri olarak tanımlanan yapay sinir ağlarına ilişkin gerçekleşmiş ve basit yapılarıdır; daha sonra karmaşık yapılar olmuşlardır. 1949 yılında Hebb, 1958 yılında Rosenblatt, 1969 yılında Minsky ve Papert, 1976 yılında Grossberg, 1982 yılında Hopfield ve 1984 yılında Kohonen'nin yaptığı çalışmalar ile insanın öğrenme mantığını kullanarak modellenmesi hedeflenmiştir. Türkiye'de yapay sinir ağları ile ilgili çok çalışmalar vardır; [(Özmen 2001)Uçan ve Albora 2003), (Bal 2002), (Uçan,Albora ve Özmen 2000), (Uçan, Albora, Danacı, Bilgili ve Stümpel 2000), (Huang, Shimeld, Williamson ve Katsube 1996)]. Yapay sinir ağları birbirleri ile paralel çalışmaktadırlar. Pattern recognition, sınıflandırma, görüntü işleme, kontrol sistemleri, ses tanıma gibi uygulamalarda sonuç elde etme işlemleri yapay sinir ağlarının uygulama alanları içinde yer alan bazı önemli örneklerdir (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001, Uçan ve diğ., 2006).

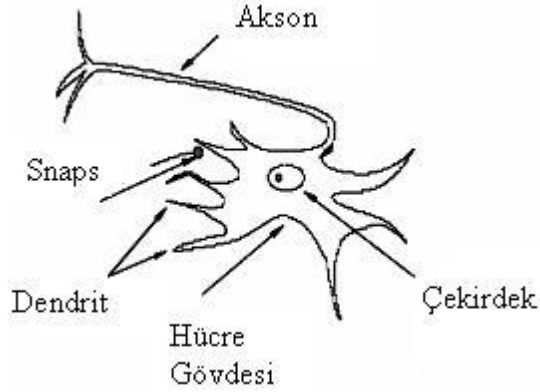
3.5.1. Sinir Ağlarının Temel Yapısı

3.5.1.1. Biyolojik Nöronlar

İnsan, beyin işlevlerini sinir hücreleri yardımıyla gerçekleştirir. Nöronlar, insan beyninin temel fonksiyonel birimleridir. İnsan beyninde toplam nöron sayısı, ortalama olarak 10^{11} nörona meydana gelmiştir. Nöronlar, son derece hızlı bir şekilde birbirleri ile haberleşmektedir.

Biyolojik açıdan ele aldığımızda bir nöron, temel olarak üç kısımdan oluşmaktadır; bunlar: nöronun temel yapısını oluşturan hücre gövdesi, tek ve uzun bir yapıdan oluşan ve hücrenin çıkış birimi olarak adlandırabileceğimiz "axon" ve kısa kısa, çok sayıda

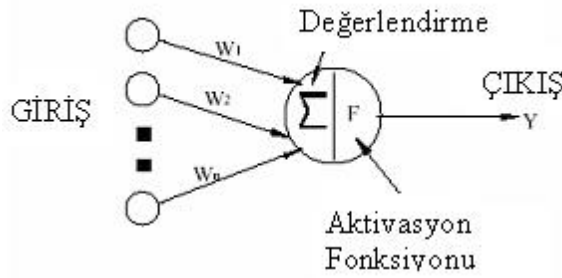
iplikçiklerden oluşmuş olan ve giriş birimi olarak adlandırabileceğimiz dendrit. Nöronlar arasındaki bağlantılar ise snaps olarak adlandırılır Şekil 3.6 de göstermektedir (Uçan ve Albora, 2003) .



Şekil 3.6: Biyolojik nöron yapısı

3.5.2. Yapay Sinir Ağların Elemanları

Yapay sinir ağları, üç temel elemandan oluşur. Bunlar: ağırlık, eşik ve aktivasyon fonksiyon (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001) Şekil 3.7 de gösterilmektedir (Uçan ve diğ. 2006).



Şekil 3.7: Yapay sinir ağlarının elemanları.

3.5.2.1. Ağırlık Değeri

Nöron modelinde, giriş vektörüne $X=[x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_n]^T$ karşılık gelen $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ değerleri ise bu girişlerin söz konusu nöronu ne derece etkileyeceğini belirleyen ağırlık katsayılarına karşılık gelmektedirler. Nörona her giriş, ağırlığına çarpılır $X^T W$. (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001).

3.5.2.2. Eşik (Threshold θ)

Eşik seviyesini göstermektedir. Genellikle dıştan uygulanır ve aktivasyon toplamını toplam girişini düşürür (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001);

$$y = \sum_{i=1}^n (X_i W_i) - \theta_k \quad (3.22)$$

3.5.2.3. Aktivasyon fonksiyonu

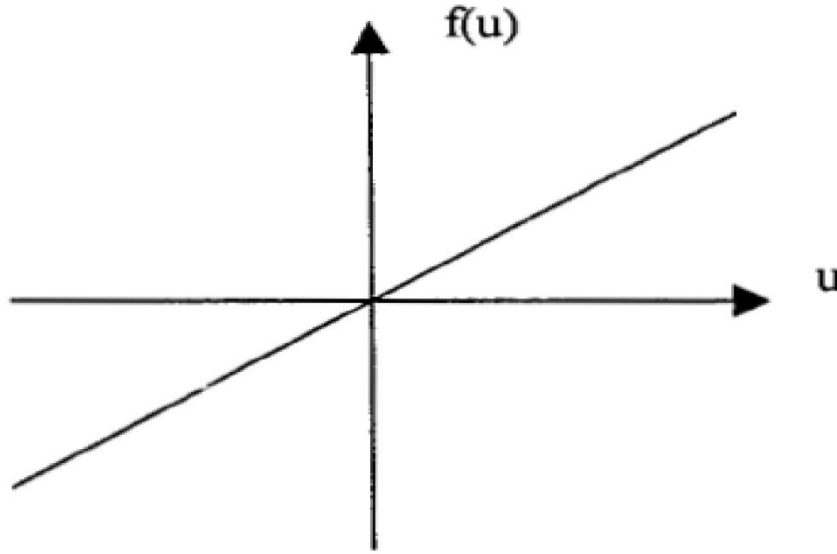
Nöronun çıkışı y , aktivasyon fonksiyonun girişi ile ilgilidir. Aktivasyon fonksiyonu, lineer veya nonlinear bir fonksiyon olabilir. Aktivasyon fonksiyonlarının birçok farklı tipi vardır (Hu, Hen, Yu., ve Hwang Jenq-Neng, 2002) . Bu tiplerden besisi aşağıda sunulmuştur:

3.5.2.3.1. Linear Fonksiyonu

Bu tip, sürekli değerli fonksiyondur. Matematiksel olarak şu şekilde yazılabilir:

$$y = f(u) = \alpha \cdot u \quad (3.23)$$

α lineer fonksiyonun eğimi. Eğer α bire eşitse, identity fonksiyon denir. Çıkış fonksiyonu (y) giriş fonksiyonuna (u) eşittir. Şekil 3.8 de gösterilmektedir (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001).

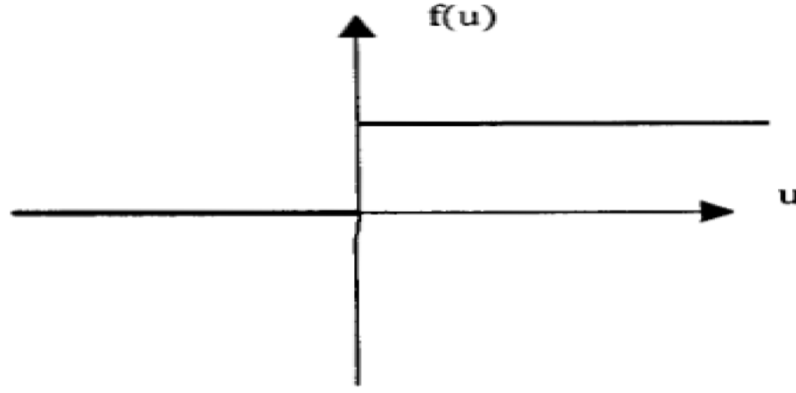


Şekil 3.8: Linear (Linear) aktivasyon fonksiyonu

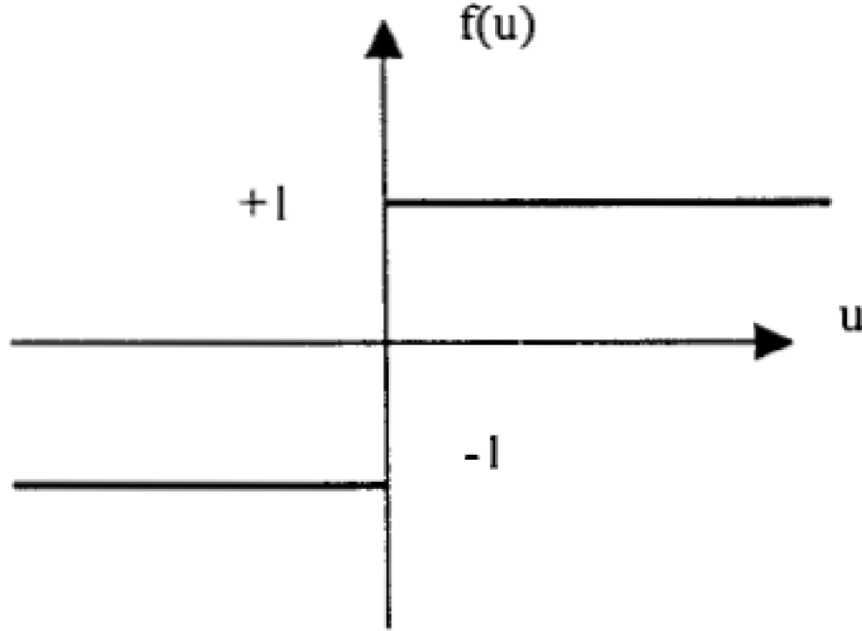
3.5.2.3.2. Threshold Fonksiyonu

İkinci tip aktivasyon fonksiyonu, “ keskin sınırlayıcı(hard limiter)” olarak isimlendirilen fonksiyondur. Bu fonksiyonun iki tipi vardır: ilki $[0,1]$ aralığında (binary), ikincisi $[-1,1]$ aralığında (bipolar) Şekil 3.9 ve Şekil 3.10 da gösterilmektedir (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001).

$$y = f(u) = \begin{cases} 0 & \text{if } u < 0 \\ 1 & \text{if } u \geq 0 \end{cases} \quad (3.24)$$



Şekil 3.9 Binary threshold aktivasyon fonksiyonu

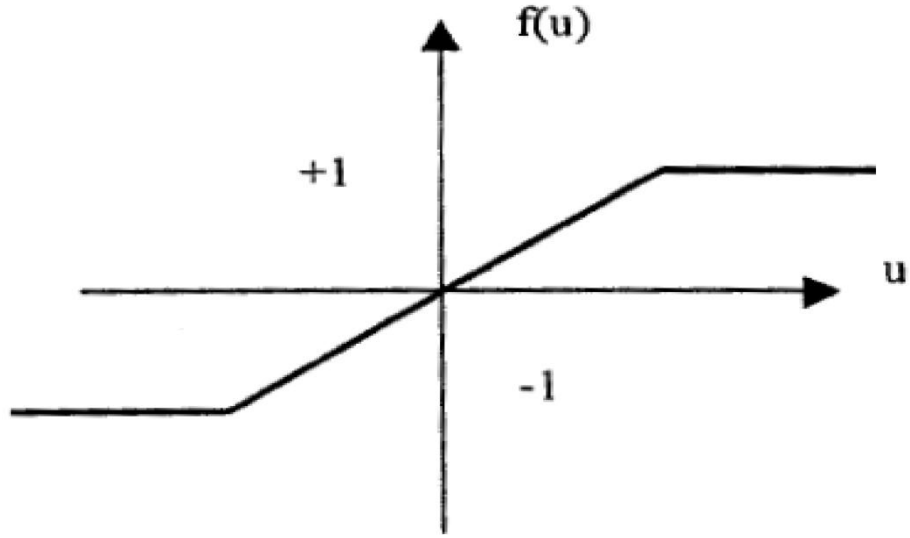


Şekil 3.10: Bipolar threshold aktivasyon fonksiyonu

3.5.2.3.3. Piecewise Linear Fonksiyon

Üçüncü tip (parçalı lineer fonksiyon), aktivasyon fonksiyonudur. Bu tip fonksiyonun çıkışı saturasyon limitleri için ya binary ya da bipolar sahip olabilir. Matematiksel olarak şu şekilde yazılabilir Şekil 3.11 de (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001):

$$y = f(u) = \begin{cases} -1 & \text{if } u < -1 \\ u & \text{if } -1 \geq u \geq 1 \\ 1 & \text{if } u \geq 1 \end{cases} \quad (3.25)$$

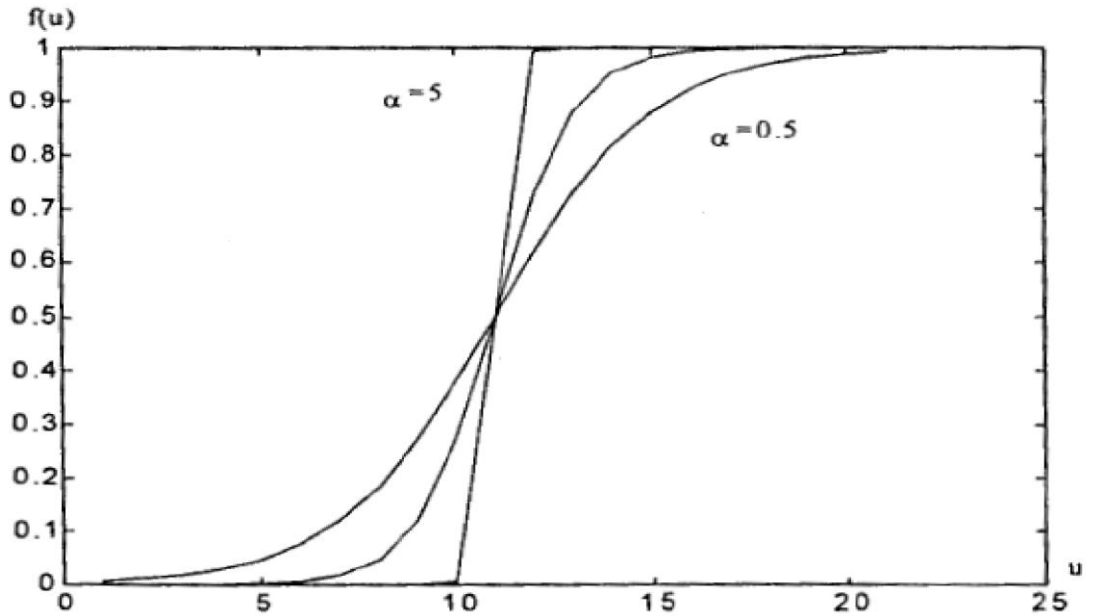


Şekil 3.11: Piecewise linear aktivasyon fonksiyonu

3.5.2.3.4. Sigmoidal (S Şekil) Fonksiyonu

Nonlinear sigmoid fonksiyonu, yapay sinir ağlarının oluşturulmasında kullanılan en genel aktivasyon fonksiyondur. Matematiksel olarak şu şekilde yazılabilir: α sigmoid fonksiyonunun eğim parametresidir Şekil 3.12 (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001):

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\alpha x}} , \quad 0 \leq f(x) \leq 1 \quad (3.26)$$

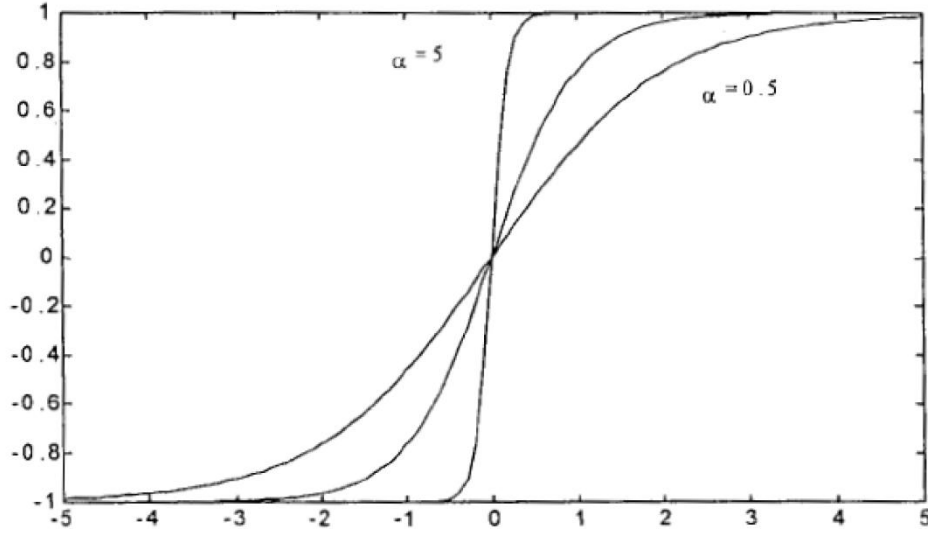


Şekil 3.12: Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

3.5.2.3.5. Hyperbolik Tanjant Fonksiyonu

Bu tip bir fonksiyon, eğitmek için önemlidir. Matematiksel olarak şu şekilde yazılabilir: α sigmoid fonksiyonunun eğim parametresidir Şekil 3.13 te (Zilouchian, A., ve Jamshidi, M., 2001):

$$f(x) = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}} , \quad -1 \leq f(x) \leq 1 \quad (3.27)$$



Şekil 3.13: Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu

3.5.3. Yapay Sinir Ağı Modelleri

YSA yapılarında, işlemci elemanlar ve bağlantıları çok farklı şekillerde bir araya getirilebilir. Bunun sonucu olarak da ağ yapıları, işlemci eleman ve bağlantı mimarilerine göre değişik isimler alır. YSA mimarileri, işlemci elemanlar arasındaki bağlantıların yönlerine göre veya ağ yapısı içerisindeki işaretlerin akış yönlerine göre birbirlerinden ayrılmaktadır. Bu ifadeye göre YSA' lar için

- İleri Beslemeli (Feedforward).
- Geri Beslemeli (Feedback).

ağlar olmak üzere iki temel ağ mimarisi tanımlanabilir (Uçan ve diğ.,2006).

3.5.3.1. İleri Beslemeli Ağlar

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Yapısında (IBYSA), giriş verileri, çoğunlukla parametrelere bağlı olarak tanımlanan ağ yapısı içerisinde, giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü olarak iletilir. Bu tip YSA yapıları genellikle katmanlar şeklinde tasarlanmaktadır. Her katmandaki nöronlar, sadece kendilerinden önceki katmanda bulunan nöronlardan giriş kabul edebilir. Bir işlemci, kendi bulunduğu

katmanda yer alan işlemci elemanlar ile bağlantı kuramamaktadır. Bu tip ağ yapılarında herhangi bir andaki çıkış değeri, o andaki giriş vektörünün bir fonksiyonudur. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları Yapısı'na örnek olarak, Çok Katmanlı Perseptron Ağlar (MLP) ve LVQ (Learning Vector Quantisation) ağ yapıları sayılabilir.

3.5.3.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında (GBYSA), ileri beslemeli olanların aksine, bir nöronun çıktısı, sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona girdi olarak bağlanabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları, doğrusal olmayan, dinamik bir davranış göstermektedir. Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlantı şekline göre geri aynı yapay sinir ağıyla farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapay sinir ağları elde edilebilir (Uçan ve diğ.,2006, Zurada, Jacek M., 1992).

3.6. QRS DEDEKSİYON ALGORİTMASI

Tez çalışmasında, QRS dedeksiyon Menard'ın birinci türev tabanlı QRS dedeksiyon algoritması kullanılmıştır. Bu algorithmada, EKG sinyalin birinci türevini alınmasıdır ve aşağıdaki formülle hesaplanır. Burada N sinyalin uzunluğudur (friesen ve diğ., 1990):

$$Y(n) = -2X(n - 2) - x(n - 1) + x(n + 1) + 2X(n + 2) \quad 2 < n < (N-2) \quad (3.28)$$

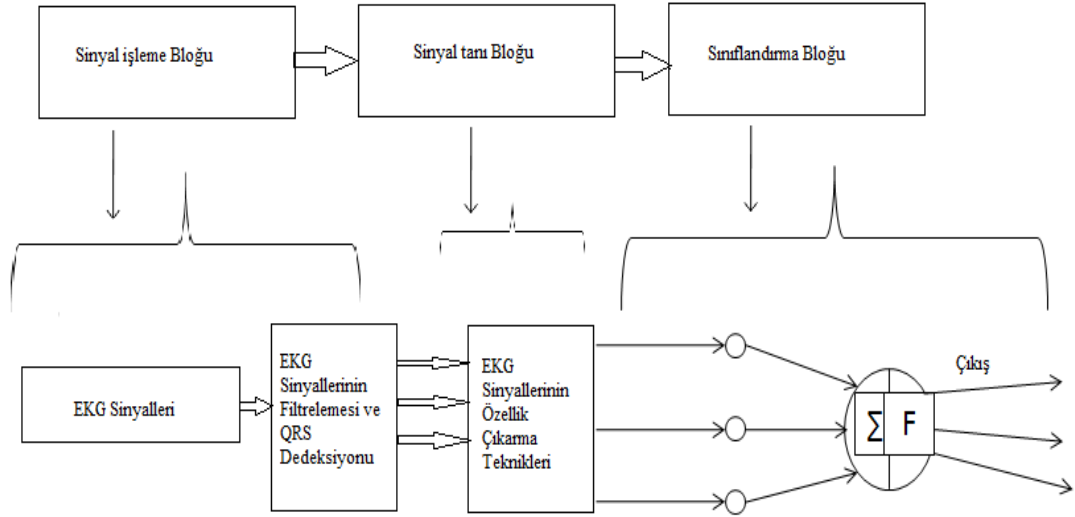
QRS dedeksiyonu için eğim eşiğinin hesaplanması gerekmektedir. Sinyale ait eğim eşiğini hesaplamak için aşağıdaki formül kullanılır:

$$Eğim\ eşiği = 0.7 \times \max[Y(n)] \quad < n < (N-2) \quad (3.29)$$

Eğer $Y(n) > eğim\ eşiği$ ve bu ifadeyi sağlayan nokta R tepesidir (friesen ve diğ., 1990).

4. BULGULAR

Tez çalışmasında yapılan işlemlere ait blok gösterim Şekil 4.1 de yer almaktadır. Şekil 4.1 den de görüldü gibi işlemler, üç bloktan oluşmaktadır: sinyal işleme bloğu, sinyal tanı bloğu ve sinyal sınıflandırma bloğu.



Şekil 4.1: Tez çalışmasında yapılan işlemler

4.1. EKG SİNYAL İŞLEME BLOĞU

Elektrokardiyografi sinyalleri, belirli bir periyoda sahip sinyallerdir. Periyodun süresi kişilere göre değişebileceği gibi, aynı kişide bile farklılık gösterebilir. Bu sebepten dolayı QRS dedeksiyonu algoritmaları uygulamaları kullanılmış ve en az hata ile R tepesi tespit edilmiştir. R tepesini tespit etmeden önce, EKG sinyalleri üzerinden gürültülerin yok edilmesi gerekmektedir. Bu da EKG sinyallerinin filtrelenmesi ile gerçekleşmektedir. Gürültülerin eliminasyonu için, sinyalleri 30 Hz'lik bir alçak geçiren filtreden ve 0.09 Hz'lik bir yüksek geçiren filtreden geçirilmiştir.

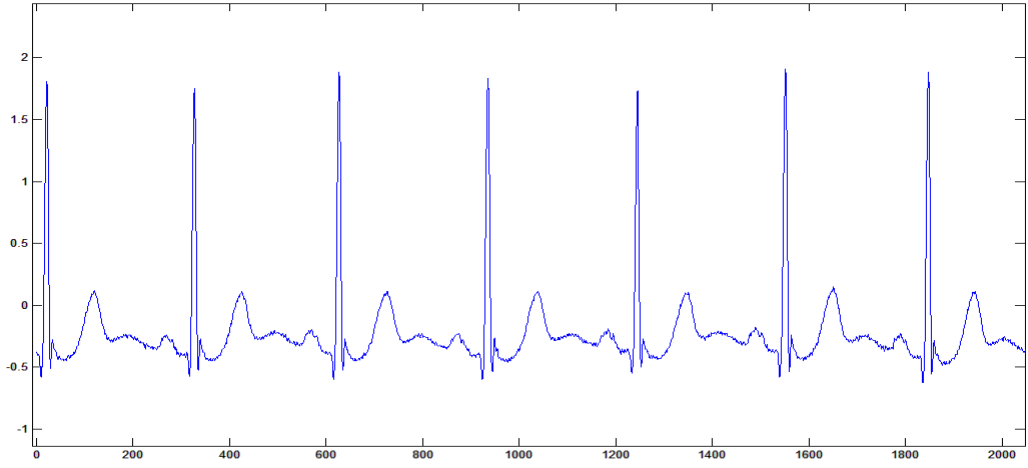
Sinyalleri filtreden geçirdikten sonra, QRS dedeksiyon algoritması ile R tepesi bulunur. Her RR aralığı, bir sinyal için periyodu temsil etmektedir.

4.1.1. QRS Dedeksiyon Algoritması İle Elde Edilen Sonuçlar

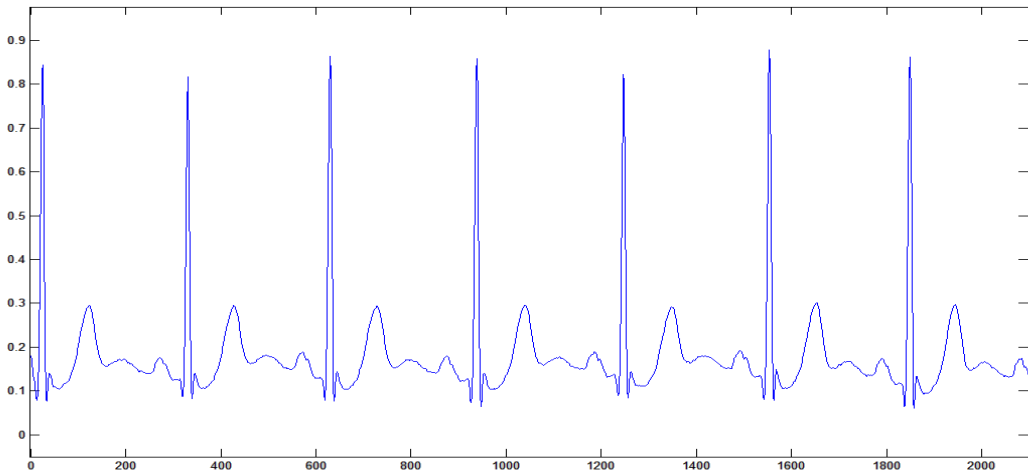
Menard'ın birinci türev tabanlı QRS dedeksiyon algoritmasını kullanarak, dört aritmi sınıfı üzerinde QRS dedeksiyonu yapılmıştır. Her aritmi sınıfı için dedeksiyon sonucu RR aralığı elde edilmiştir.

4.1.1.1. Normal Sinüs

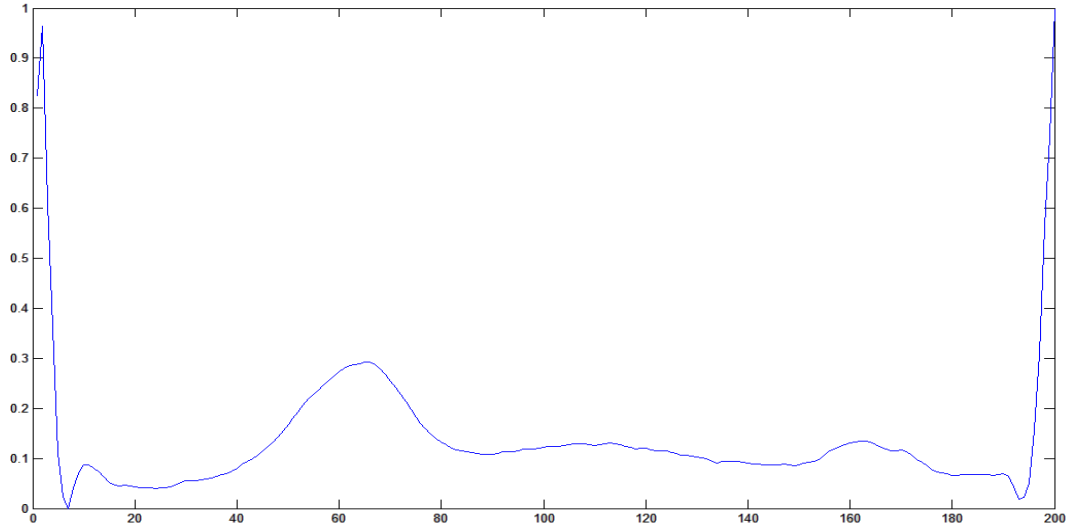
Şekil 4.2 de görüldüğü gibi normal sinüs ritmi, ham EKG sinyalidir. Ham sinyale dikkat edersek, üzerinde gürültüleri görebiliriz. Şekil 4.3 te görüldüğü gibi ham sinyalden farkı yok sadece sinyal filtrelenmiş ve normalize olmuş halidir. Sinyal, filtre olduktan sonra sinyal üzerinde, QRS dedeksiyon yapılmış ve R tepesi bulunduktan sonra RR aralığı alınmıştır Şekil 4.4 te göstermektedir. Her RR aralığı 200 örnekten oluşmaktadır.



Şekil 4.2: Orijinal (ham) EKG sinyali



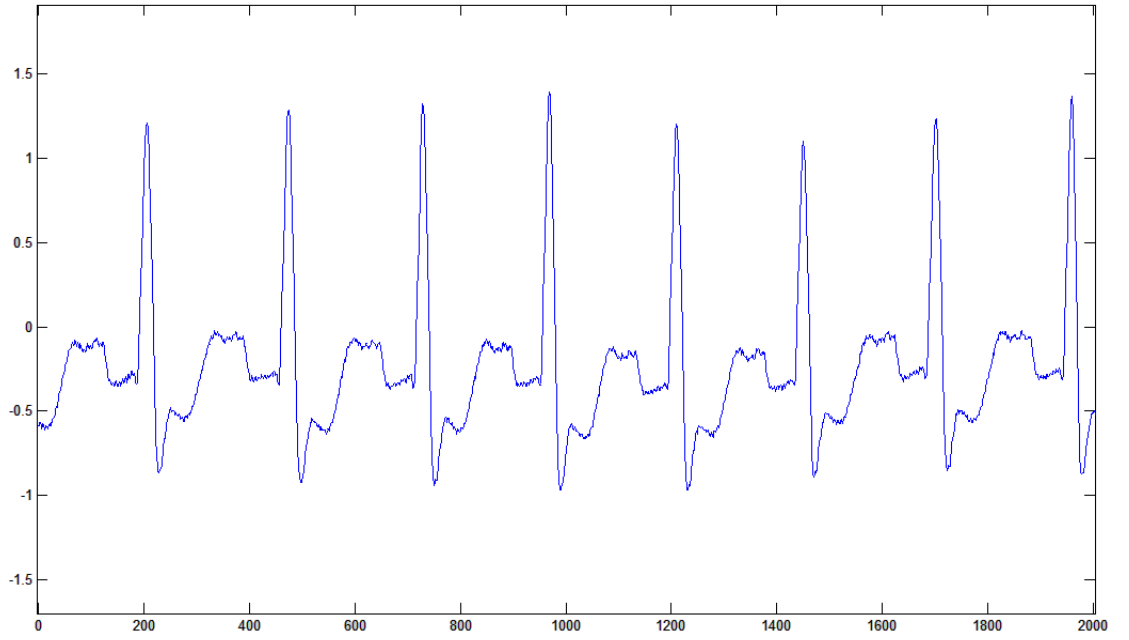
Şekil 4.3: Filtre ve normalize olmuş EKG sinyali



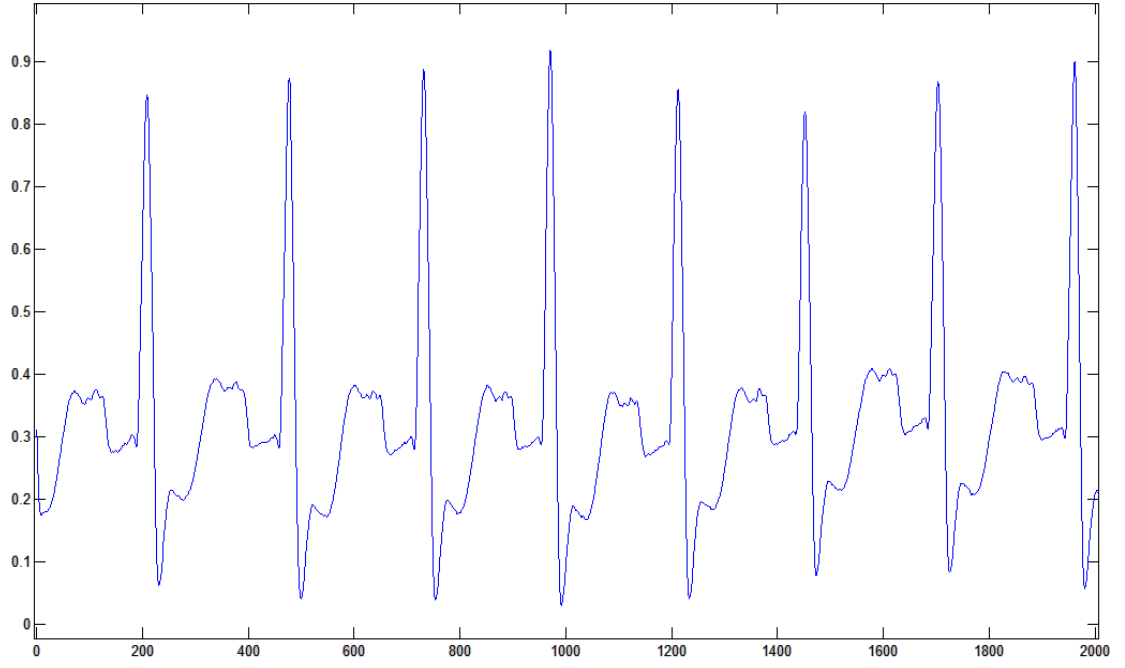
Şekil 4.4: RR aralığı normal sinüs ritmi

4.1.1.2. Sol Dal Bloğu

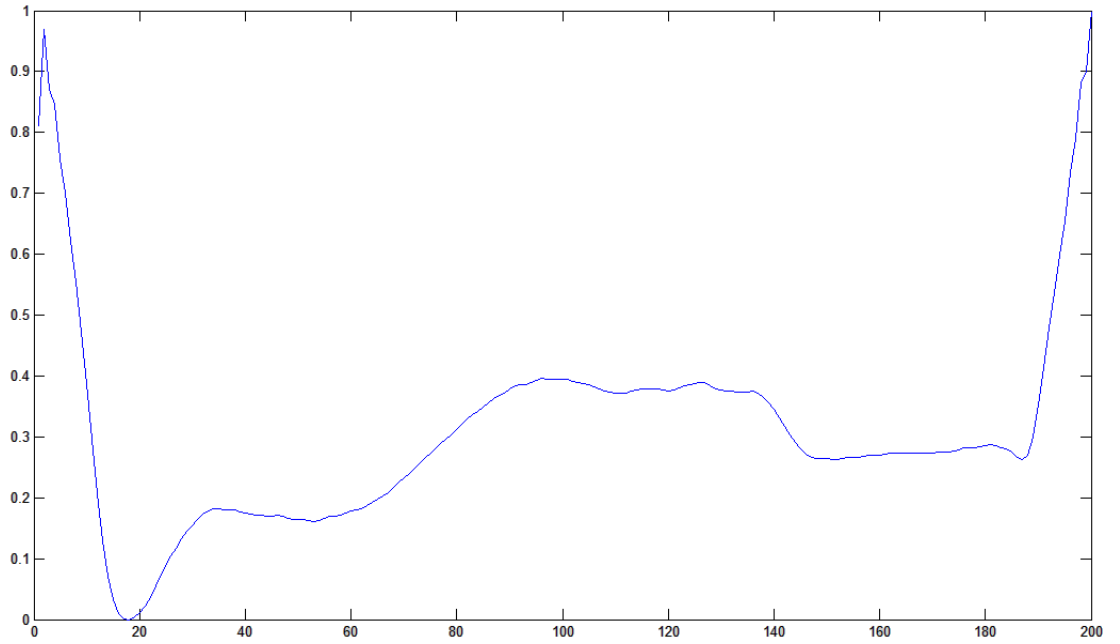
Şekil 4.5 te görüldüğü gibi sol dal bloğu, ham EKG sinyalidir. Ham sinyale dikkat edersek, üzerinde gürültüleri görebiliriz. Şekil 4.6 da EKG sinyali filtrelenmiş ve normalize olmuştur. Sinyal, filtre olduktan sonra sinyal üzerinde QRS dedeksiyon yapılmış ve R tepesi bulunduktan sonra RR aralığı alınmıştır Şekil 4.7 de göstermektedir. Her RR aralığı 200 örnekten oluşmaktadır. Menard QRS dedeksiyon algoritması kullanılmıştır.



Şekil 4.5: Orijinal (ham) EKG sinyali



Şekil 4.6: Normalize ve filtrelenmiş EKG

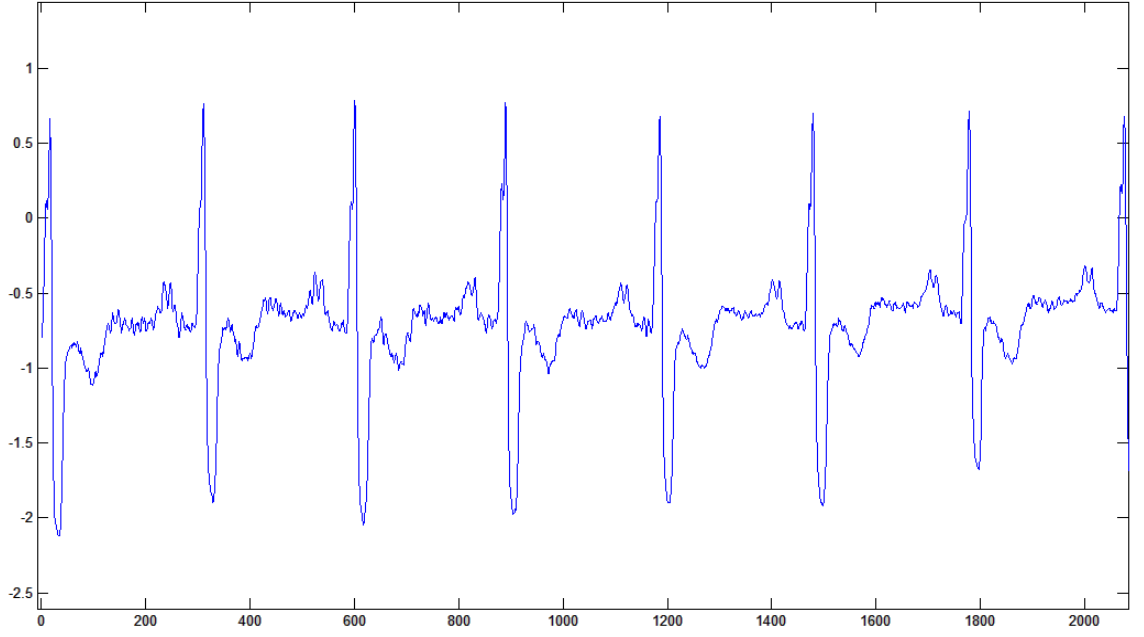


Şekil 4.7: RR aralığı sol dal bloğu

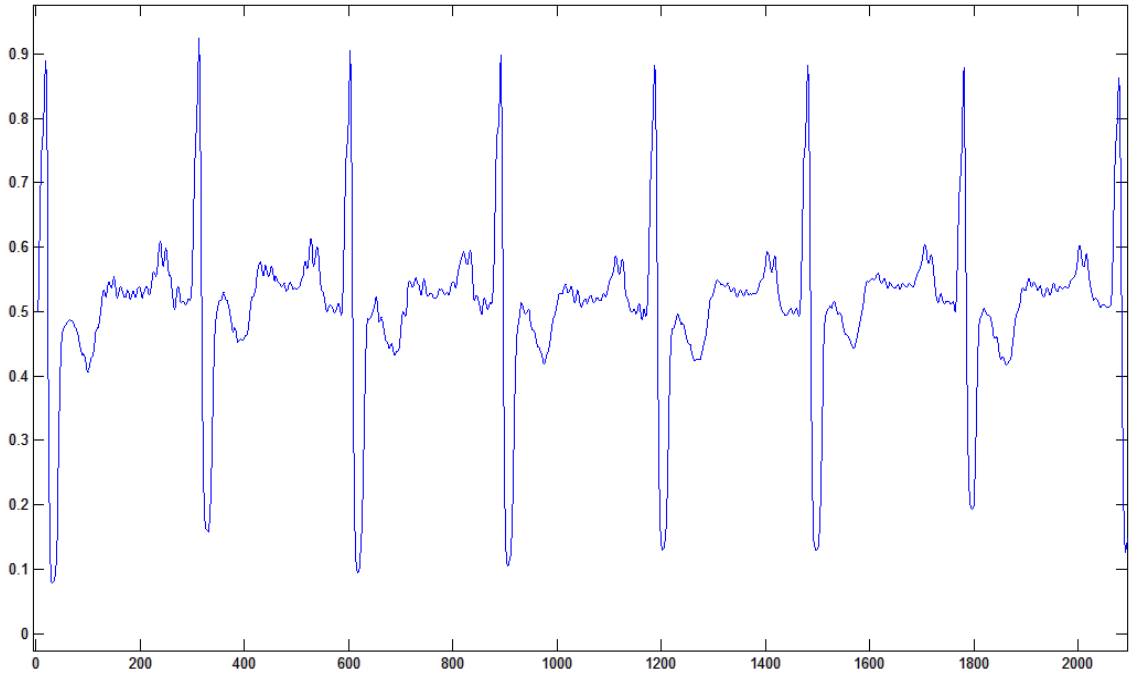
4.1.1.3. Sağ Dal Bloğu

Şekil 4.8 de görüldüğü gibi sağ dal bloğu, ham EKG sinyalidir. Ham sinyale dikkat edersek üzerinde gürültüleri görebiliriz. Şekil 4.9 da EKG sinyali filtrelenmiş ve normalize olmuştur. Sinyal filtre olduktan sonra sinyal üzerinde QRS dedeksiyon yapılmış ve R tepesi bulunduktan sonra RR aralığı alınmıştır Şekil 4.10 da

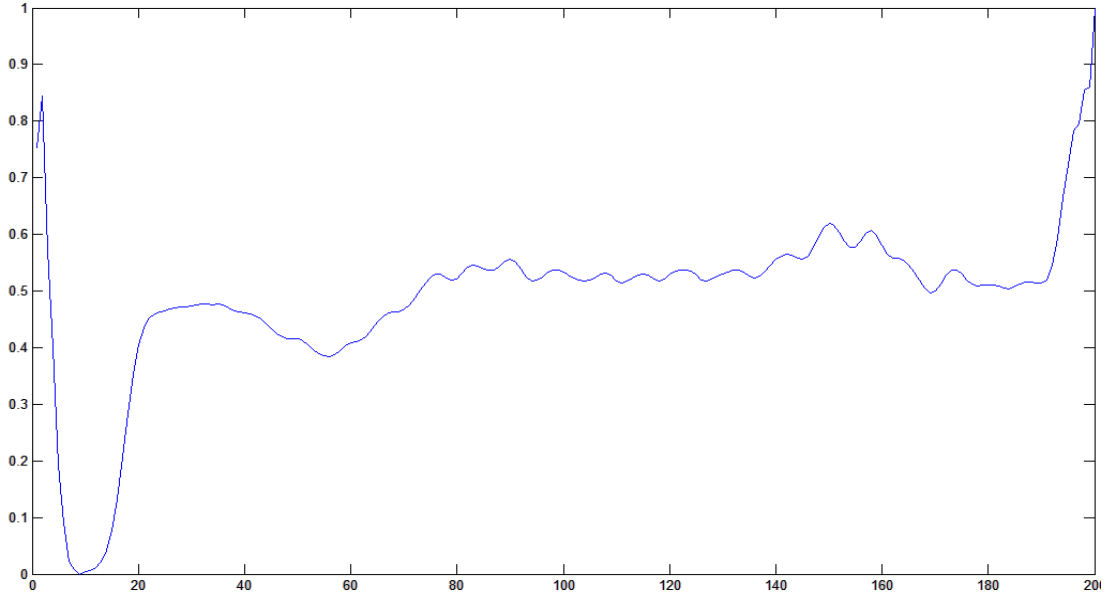
göstermektedir. Her RR aralığı 200 örnekten oluşmaktadır. Menard QRS dedeksiyon algoritması kullanılmıştır.



Şekil 4.8: Orijinal EKG sinyali



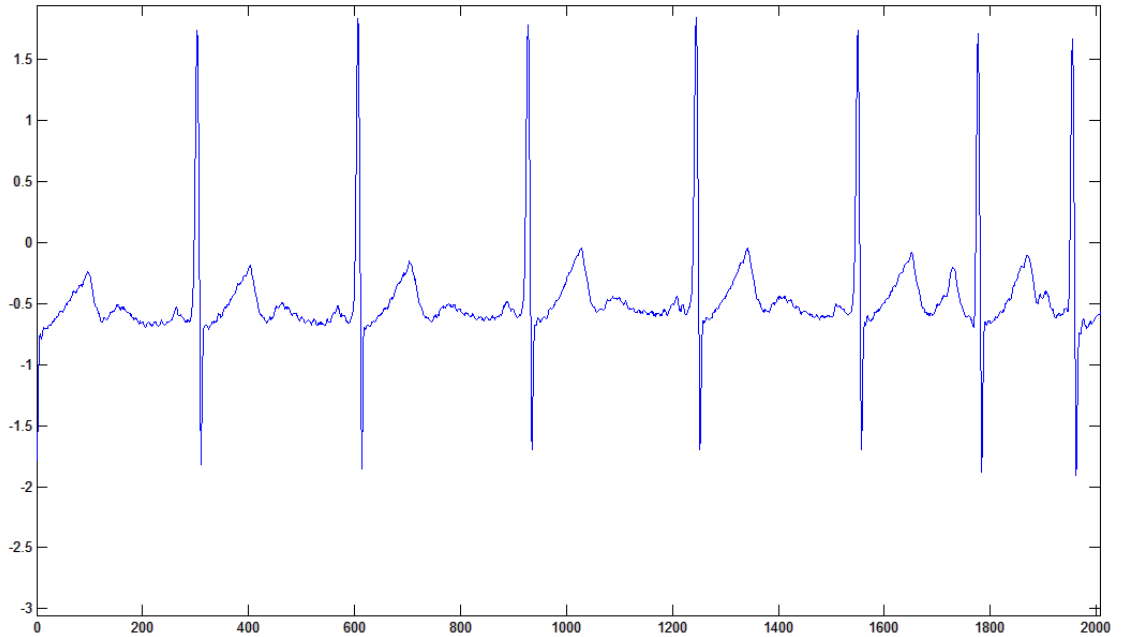
Şekil 4.9: Filtre ve normalize olmuş EKG sinyali



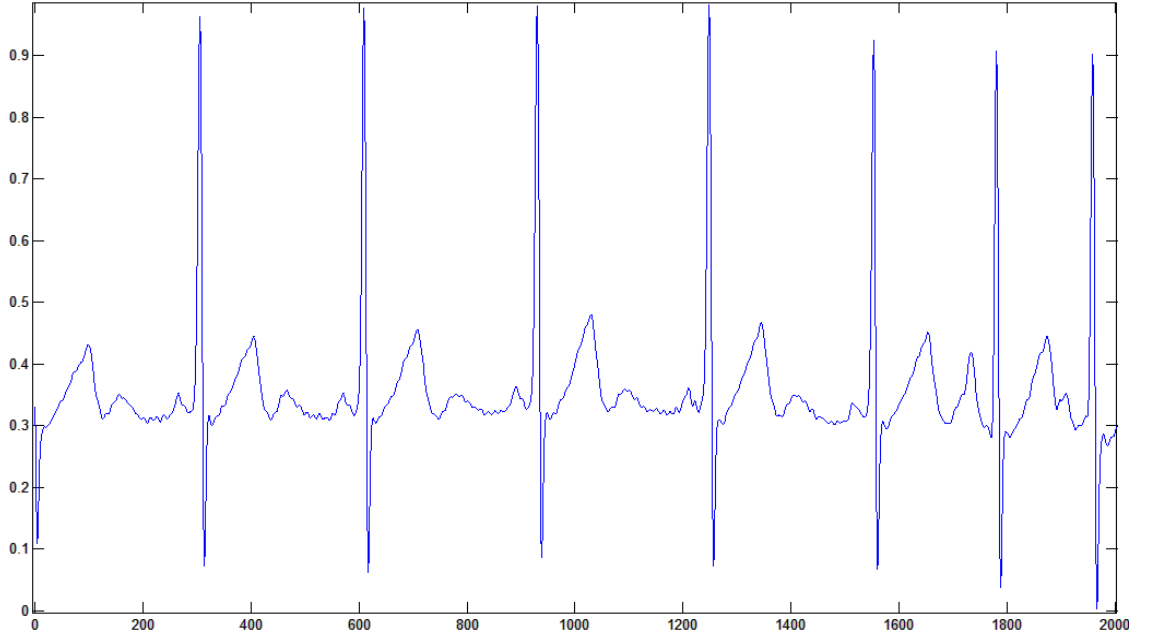
Şekil 4.10: RR aralığı sağ dal bloğu

4.1.1.4. Atrial Couplet

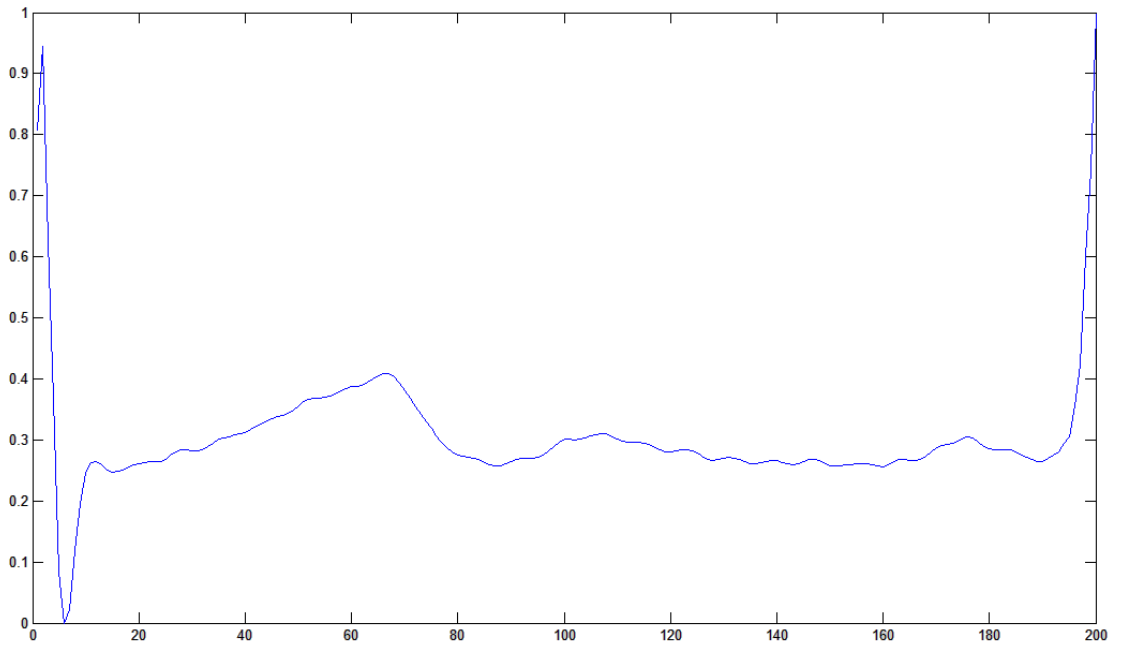
Şekil 4.11 de görüldüğü gibi atrial couplet ritmi, ham EKG sinyalidir. Ham sinyali inceleyecek olursak, üzerinde gürültülerin olduğunu görülebilir. Şekil 4.12 de görüldüğü gibi ham sinyalden farkı yoktur sadece sinyal filtrelenmiş ve normalize olmuş halidir. Sinyal, filtre olduktan sonra sinyal üzerinde QRS dedeksiyon yapılmış ve R tepesi bulunduktan sonra RR aralığı alınmıştır Şekil 4.13 te gösterilmektedir. Her RR aralığı 200 örnekten oluşmaktadır.



Şekil 4.11: Orijinal EKG sinyali



Şekil 4.12: Normalize ve filtrelenmiş EKG



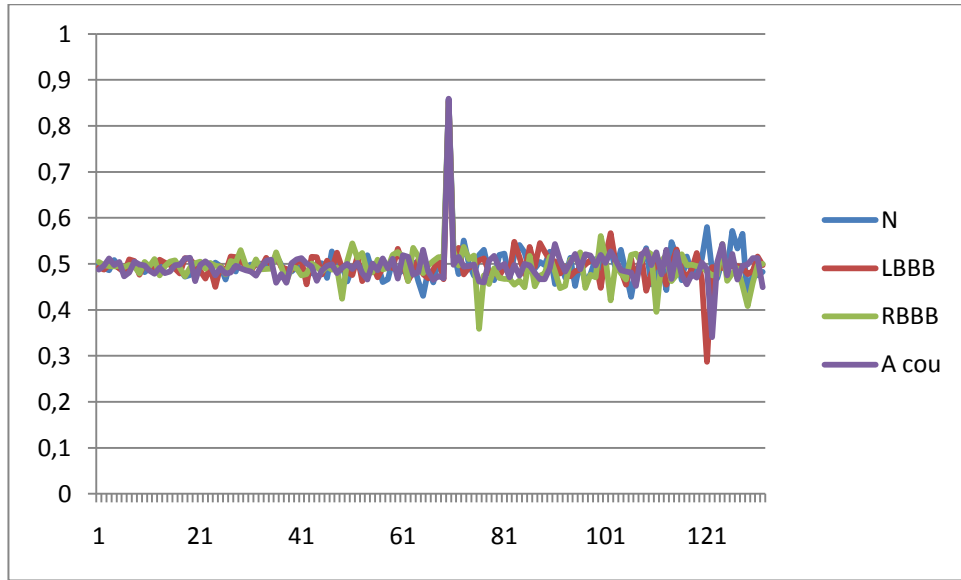
Şekil 4.13: RR aralığı atrial couplet

4.2. EKG SİNYAL TANI BLOĞU

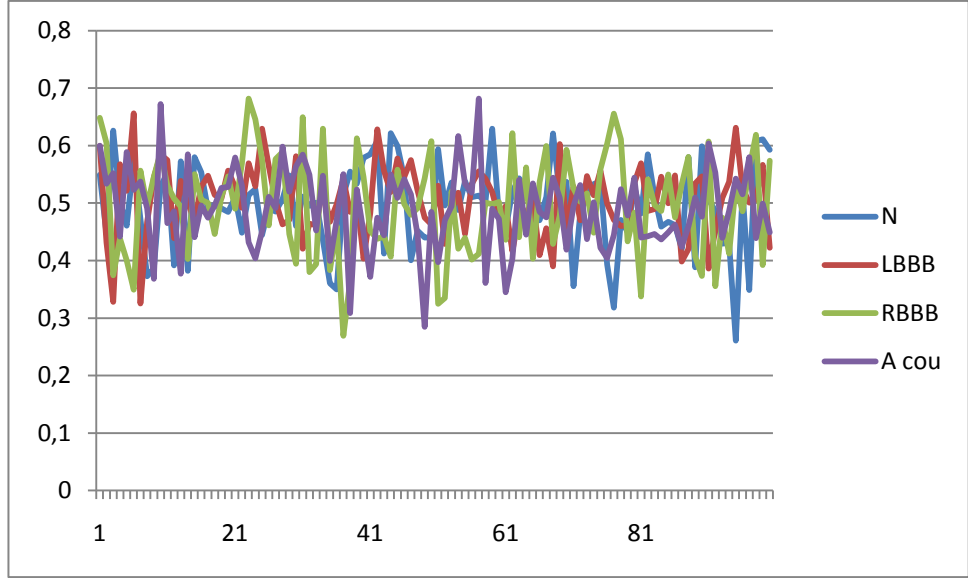
EKG sinyalleri, RR aralığına bölüldükten sonra veriler üzerinde öznitelik çıkarma kullanarak, hem sinyal içerisinde sınıflandırmayı etkileyen gereksiz örneklerin atılması

sağlanmış olur hem de sinyal sıkıştırılmış olur. Sıkıştırılmış sinyallerden, başka bir anlamda sinyali daha iyi karakterize eden örneklerden oluşmuş örüntü setidir.

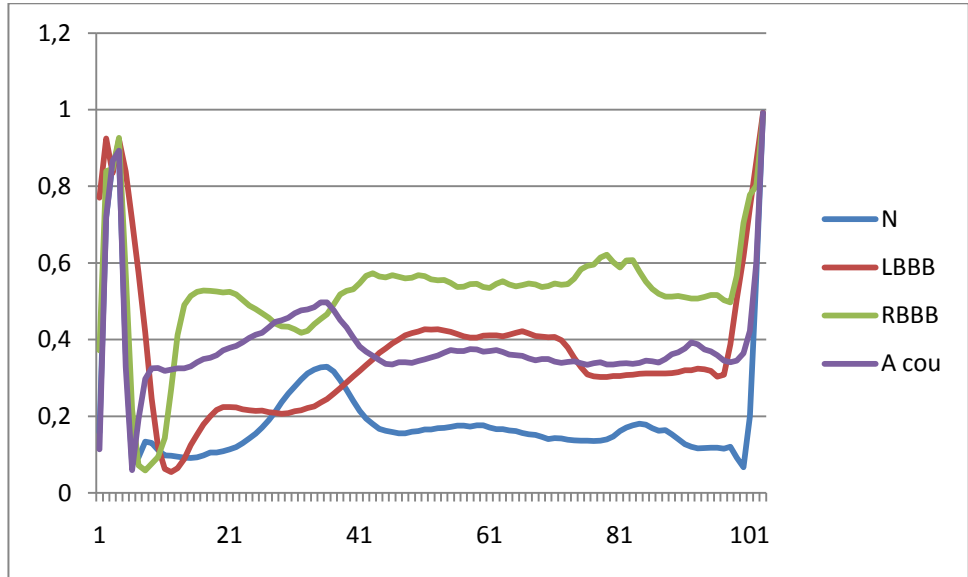
Örüntülerin örnek sayılarının azaltmasında kullanılan öznitelik çıkarma algoritmaları; birinci yapı için Bağımsız Bileşen Analizi (BBA), ikinci yapı için Temel Bileşen Analizi (TBA), üçüncü yapı için Dalgacık Dönüşümüdür (DD). Öznitelik çıkarma işlemi sonrasında elde edilen örüntüler, yapay sinir ağında sınıflandırılır. Bağımsız Bileşen Analiziden elde edilen örüntüler Şekil 4.14 te göstermektedir, Temel Bileşen Analiziden elde edilen örüntüler Şekil 4.15 te ve göstermektedir ve için Dalgacık Dönüşümünden elde edilen örüntüler Şekil 4.16 da göstermektedir.



Şekil 4.14: Bağımsız bileşen analiziden elde edilen örüntüler



Şekil 4.15: Temel bileşen analiziden elde edilen örüntüler



Şekil 4.16: Ayrık dalgacık dönüşümünden elde edilen örüntüler

4.3. EKG SINIFLANDIRMA BLOĞU

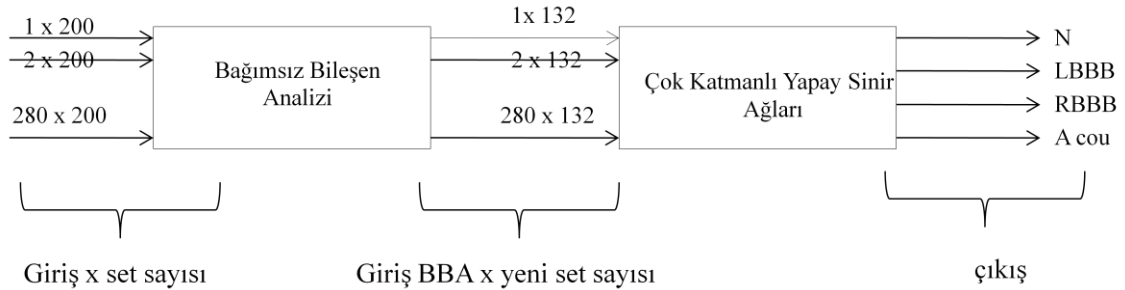
EKG sinyaline ait yapılar; EKG sinyal işleme bloğu, öznelik çıkarma bloğu ve sınıflandırma bloğudur. Sinyal işleme bloğu, en önemli işleme adıdır. Sınıflandırma performansının yüksek olması isteniyorsa; öznelik çıkarma bloğu da sinyal işleme bloğu gibi önemlidir. Son yıllardaki çalışmalarda, öznelik çıkarma/seçme bloğunun, Bağımsız bileşen analizi, Temel bileşen Analizi ve Dalgacık dönüşümü gibi farklı algoritmalarla gerçekleştirildiği görülmektedir (Ceylan. R., 2009).

Sınıflandırmada “Çok Katmanlı” yapay sinir ağları (Multilayer Perceptron) kullanılmıştır. Sınıflandırma, üç farklı yapıda öznitelik çıkarma yöntemi ile gerçekleştirilmiştir: Bağımsız bileşen analizi, Temel bileşen Analizi ve Dalgacık dönüşümüdür.

Sınıflandırmada 280 veri kullanılmıştır. Her bir veri seti RR aralığı içerir ve 200 örnekten oluşmaktadır. (280 x 200) bir veri seti elde edilmiştir.

4.3.1. Bağımsız Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları (BBA-YSA)

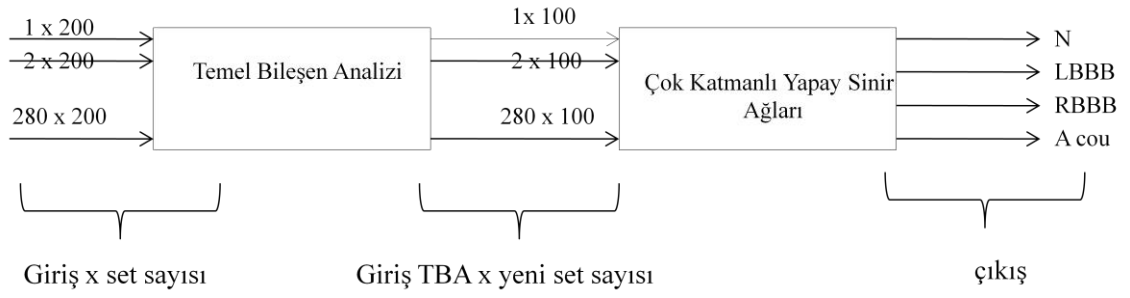
Şekil 4.17 de gösterildiği gibi öznitelik çıkarmada, Bağımsız bileşen analizi kullanılmıştır. Bağımsız bileşen analizi, literatürde öznitelik çıkarma/seçme algoritması olarak, biyomedikal ve yüz tanıma gibi pek çok uygulamada kullanılmıştır. Öznitelik çıkarmada, Hyvarinen ve arkadaşlarının 2005’te yazdıkları fast-ICA matlab programı kullanılmış (www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/) ve bağımsız bileşen analizini kullanarak verileri 200 örnekten 132 örneğe indirilmiştir. Çok katmanlı yapay sinir ağına verilen giriş ve çıkış değerleri Şekil 4.17 de gösterilmiştir.



Şekil 4.17: Bağımsız bileşen analizi -Sinir ağı

4.3.2. Temel Bileşen Analizi – Yapay Sinir Ağları (TBA- YSA)

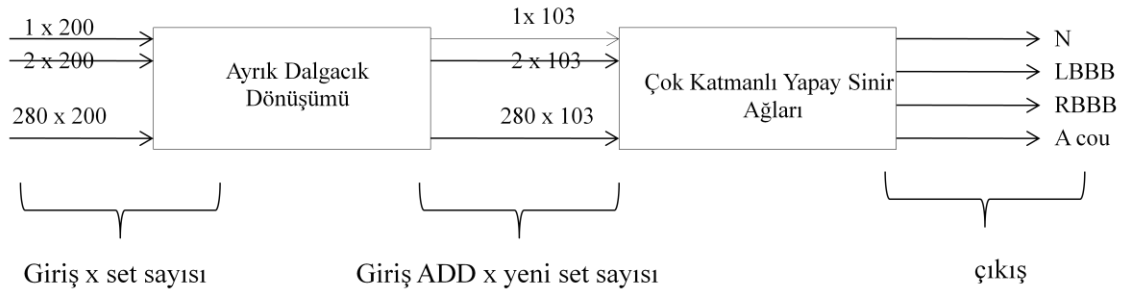
Şekil 4.18 de gösterdiği gibi öznitelik çıkarmada, Temel bileşen analizi kullanılmıştır. Temel bileşen analizi, literatürde öznitelik çıkarma/seçme algoritması olarak biyomedikal, haberleşme ve yüz tanıma gibi pek çok uygulamalarda kullanılmıştır. Temel bileşen analizini kullanarak verileri 200 örnekten, 100 örneğe indirilmiştir. Çok katmanlı yapay sinir ağına verilen giriş ve çıkış değerleri Şekil 4.18 de gösterilmiştir.



Şekil 4.18: Temel bileşen analizi -Sinir ağı

4.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü – Yapay Sinir Ağları (ADD-YSA)

Şekil 4.19 de gösterildiği gibi öznelik çıkarmada, Dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Dalgacık dönüşümü, literatürde öznelik çıkarma/seçme algoritması olarak kullanılmıştır. Ayrık dalgacık dönüşümünde birinci seviye kullanarak verileri 200 örnekten, 103 örneğe indirilmiştir. Çok katmanlı yapay sinir ağına verilen giriş ve çıkış değerleri Şekil 4.19 te gösterilmiştir.



Şekil 4.19: Ayrık Dalgacık Dönüşümü- Sinir ağı

4.4. ÇOK KATMANLI YAPAY SİNİR AĞLARININ SINIFLADIRMADA KULLANILMASI

EKG verilerini sınıflanması için, (280x100), (280x132) ve (280x132) öznelik kullanarak oluşturulan giriş öznelik vektörleri K-katlı çapraz doğrulama yöntemi ile eğitime ve teste tabi tutulmuştur.

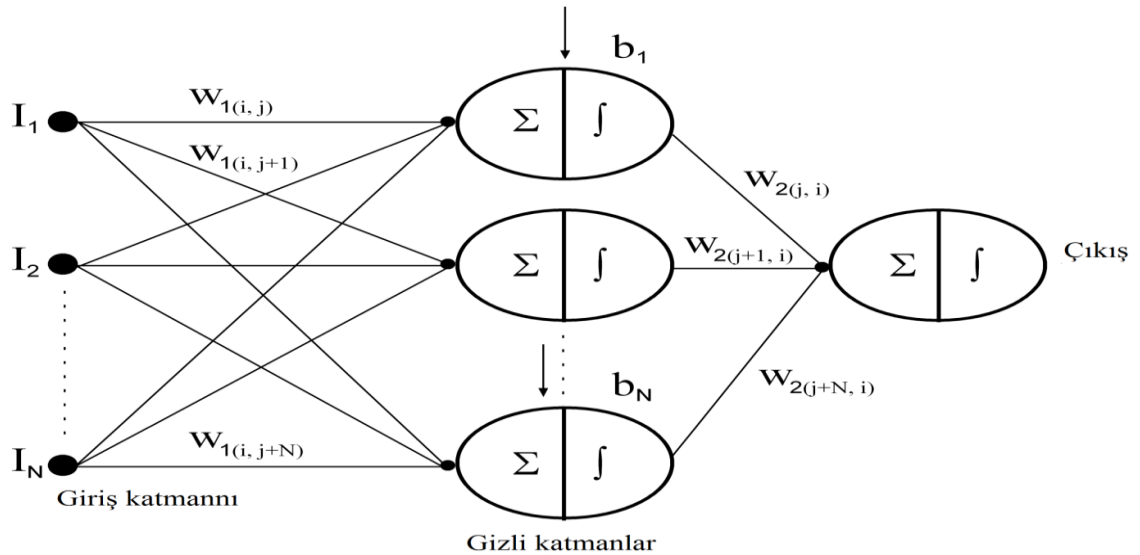
K-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation), teste tabi tutulacak veriyi, K adet alt veriye ayırır. K-1 tane kat, eğer eğitim son kat ise, test için de kullanılır. Çapraz doğrulama işlemi her bir kullanımda farklı kata ayrılarak, K-defa tekrarlanmaktadır. Mutlaka her bir veri noktası bir kez eğitim dizisinde, K-1 kez de test dizisinde yer alır

[kılıç N., 2008]. Böylece sınıflandırılacak verilerin hepsi test edilir ve verilerin bütünü hakkında elde edilir.

Bu çalışmada K, 15 katlı çapraz doğrulama alınarak giriş verisine uygulanmıştır. Kullanılan çok katmanlı ağ yapısı Şekil 4.20 de verilmiştir.

4.5. ELEKTROKARDİYOĞRAFI SİNYALLERİNİN SINIFLANDIRMASINDA ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Çalışmada önerilen elektrokardiyografi (EKG) sınıflandırma sistemlerini (BBA-YSA, TBA-YSA ve ADD-YSA) kullanarak elde edilen sonuçlar Tablo 4.1 de gösterilmiştir. Bu tabloda görüldüğü gibi, sınıflandırmada kullanılan sistem, K-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation), Root mean squared error ve sınıflandırma doğruluğundan oluşmaktadır. Üç sınıflandırma sistemi kullanılmıştır: Temel Bileşen Analizi- Yapay Sinir Ağları (TBA-YSA), Bağımsız Bileşen Analizi-Yapay Sinir Ağları (BBA-YSA) ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü- Yapay Sinir Ağları (ADD-YSA). Her sistem 15 (K-katlı çapraz doğrulama) alınarak sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. TBA-YSA sisteminde 280 veri ve 100 örnek ile (280x100) sınıflandırma gerçekleştirilmiştir; BBA-YSA ise (280x132) ve ADD-YSA (280x103) veri seti ile sınıflandırma kullanılmıştır.



Şekil 4.20: Çok katmanlı yapay sinir ağları

Tablo 4.1: Sınıflandırmada elde edilen sonuçlar

Sınıflandırmada kullanılan sistem	K-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation)	Root mean squared error	Sonuçlar
TBA-YSA	15	0.0626	%99.2857
BBA-YSA	15	0.1417	%95.7143
ADD-YSA	15	0.0737	%98.9286

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışmasında, öznelik çıkarma ve yapay sinir ağları kullanarak dört sınıf EKG aritmi sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Bu aritmiler; normal sinüs, sol dal bloğu, sağ dal bloğu ve atrial couplet'tir. Tez çalışması kapsamında üç farklı EKG sınıflandırma ağı önerilmiştir. Bu ağların gerçekleşmesinde öznelik çıkarma; bağımsız bileşen analizi, temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Öznelik çıkarma algoritmalarının kullanmasının amacı bir verinin sınıflandırmasında ağın karar verme kabiliyetini artırmak ve karar için kullanılan süreyi azaltmaktır.

İlk EKG sınıflandırma sistemi, temel bileşen analizi-yapay sinir ağı (TBA-YSA) gerçekleştirilmiştir. Elde edilen verilerin temel bileşen analizi metodu ile azaltılarak, yapay sinir ağının tanıma oranının artırılması ve test süresinin kısaltılması amaçlanmıştır. TBA-YSA yapısında örüntü örnek sayıları, temel bileşen analizi kullanarak 200 örüntüden, 100 değerine düşürülmüştür. K-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation)'i 15 alınarak doğruluk sınıflandırma sonucu %99.2857 elde edilmiştir.

İkinci EKG sınıflandırma sistemi, bağımsız bileşen analizi-yapay sinir ağı (BBA-YSA) gerçekleştirilmiştir. Elde edilen verilerin bağımsız bileşen analizi metodu ile azaltılarak, yapay sinir ağının tanıma oranının artırılması ve test süresinin kısaltılması amaçlanmıştır. TBA-YSA yapısında örüntü örnek sayıları, temel bileşen analizi kullanarak 200 örüntüden, 132 değerine düşürülmüştür. K-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation)'i 15 alınarak doğruluk sınıflandırma sonucu %95.7143 elde edilmiştir.

Tez çalışmasında sunulan üçüncü EKG sınıflandırma sistemi, ayrı dalgacık dönüşümü-yapay sinir ağı (ADD-YSA) gerçekleştirilmiştir. Yapı da öznelik çıkarma algoritması olarak birinci seviyede ayrı dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Ayrı dalgacık dönüşümünü kullanarak 200 örnekten, 103 örnek değerine düşürülmüştür. Öznelik çıkarma işleminin yapılmasında amaç, sinyaldeki gereksiz örnekleri elimine edilerek ağın doğru tanıma oranını artırmaktır. Ayrıca yapay sinir ağının tanıma oranının artırılması ve test süresinin kısaltılması da amaçlanmıştır. K-katlı çapraz doğrulama (k-

fold cross validation)'i 15 alınarak doğruluk sınıflandırma sonucu % 99.2857 elde edilmiştir.

Bu çalışmada, dört sınıf EKG aritmi sınıflandırması konusuna dikkat çeken bazı çalışmalar ve elde edilen sonuçlar ile ilgili bilgi verilerek, bu tezde hesaplanan sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırılması sağlanacaktır. Bununla ilgili kullanılan yöntemler, DWT-NN (Prasad ve Sahambi, 2003), NFN (Engin, 2004), FNN (Osowski, 2001), ICA-PNN (Yu ve Chou 2008), WT-PNN (Yu ve Chen, 2006) ve Eigenvector metodu (Übeyli, 2008) Tablo 5.1 de gösterilmiştir.

Tablo 5.1: Tez çalışmasında elde edilen sonuçların önceden yapılan çalışmalar ile karşılaştırılması sunulmuştur.

Çalışma	Metot	EKG sinyal sınıf sayısı	Sınıflandırma doğruluğu %
Osowski 2001	FNN	7	96.06
Prasad ve Sahambi, 2003	DWT-NN	13	96.79
Engin, 2004	NFN	4	98
Yu ve Chen, 2006	WT-PNN	6	99.65
Übeyli, 2008	Eigenvector metodu	4	98.33
Yu ve Chou 2008	ICA-PNN	8	98.710
Bu çalışmada 2010	BBA-YSA	4	95.7143
	TBA-YSA	4	99.2857
	ADD-YSA	4	98.9286

KAYNAKLAR

- ADDİSON, PAUL, S., 2005, Wavelet Transforms and The ECG: A Review, *Institute Of Physics Publishing*, Doi: 10. 1088/0967-3334/26/5/R01, *Physiological Measurement*.26 (2005) R155-R199.
- ARY L.GOLDBERGER, MD, FACC., 2006, *Clinical Electrocardiography: a simplified Approach* Mosby, Elsever 978-0323-0-323-04038-9.
- CEYLAN, R., 2009, *Özellik Çıkarma Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Bir Tele-Kardiyoloji Sistem Tasarımı* , (PhD) Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Selçuk Üniversitesi.
- CHEN, Y. H. and YU, S.N., 2006, Comparison of Different Wavelet Subband Features in the Classification of ECG Beats Using Probabilistic Neural Network , *EMBS Annual International Conference*, New York City, USA, Aug 30-Sept 3, 2006, Proceedings of the 28th IEEE, 1398-1401.
- ENGİN, M., 2004, ECG Beat Classification Using Neuro-Fuzzy Network. *Pattern Recognition Letters*, 25, 1715–1722.
- FİDAN S., 2006, Dalgakılavuzunda Yayılan Elektromanyetik Dalganın Dalgacık Dönüşümü ile Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gazi Üniversitesi.
- FRIESEN G M., JANNETT T C., JADALLAH M A., YATES S., QUINT S R., ve NAGLE H T., 1990, A Comparison Of The Noise Sensitivity Of nine QRS Detection Algorithms, *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, Vol.38, 199-208.
- HU, HEN, YU., JENQ-NENG, HWANG, 2002, *Handbook of neural network signal processing*, CRC Press LLC, the United States of America.
- HYVARİNEN, A. (1999). Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3), 626–634.
- HYVARİNEN, A., KARHUNEN, J., & OJA, E., 2001, *Independent component analysis*. John Wiley & Sons.
- KILIÇ N., 2008, Bilgisayarlı Tomografi Görüntülerinde Üç Boyutlu Şablonlar Kullanılarak Kolonik Polip Tespiti, PhD Tez, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul Üniversitesi.
- MALLAT, S, G., 1989 A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **11** 674–93 chapter 3/chapter 7.

- MORRIS F., M., EDHOUSE, J., BRADY, J. and CAMM, J., 2003, *ABC Of Clinical Electrocardiography*, BMJ Publishing Group^{1st}, Tavistock Square, London WC1H 9JR, 0 7279 1536 3.
- OSOWSKI S., LINH T. H., 2001, ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network, *IEEE Trans. On Biomedical Eng.*, Vol.48, no. 11, 1265-1271.
- PRASAD, G. K., and SAHAMBİ, J. S., 2003, Classification of ECG Arrhythmias Using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks. *In IEEE Conference on Convergent Technologies(Tecon2003)*, Bangalore, India, Vol. 1 (pp. 227–231).
- ÜBEYLI E. D., 2008, Usage of Eigenvector Methods in Implementation of Automated Diagnostic Systems for ECG Beats, *Digital Signal Processing*, 18 (2008) 33–48.
- UÇAK, D., 2005, *Elektrokardiyografi*, Nobel Tıp Kitabevleri, Türkiye.
- UÇAN, OSMAN N ve ALBORA A. M., 2003, *İşaret ve Göüntü İşlemede Yeni Yaklaşımları*, Çantay, İstanbul, 975-404-686-7.
- UÇAN, OSMAN N., OSMAN, O. ve ALBORA A. M., 2006, *Görüntü İşleme Teknikleri ve Mühendislik Uygulamaları*, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara, 1005-06-001822.
- ZİLOUCHİAN, A., ve JAMSHİDİ, M., 2001, *Intelligent Control Systems Using Soft Computing Methodologies*, CRC Press, U.S, 0-8493-1875-0.
- ZURADA, JACEK M., 1992, *Introduction Of Artificial Neural Network*, West Publishing company, The USA, 0-3 14-93391-3.

ÖZGEÇMİŞ

Yashar M. JWMAH 1984 yılında Irak'ın Kerkük şehrinde doğdu. İlk, orta ve lise tahsilini Kerkük'te tamamladı. 2001 yılında Kerkük lisesinden mezun oldu ve yine aynı yıl Teknoloji Üniversitesi (University of Technology – Baghdad-Iraq) Elektrik-Elektronik Bölümü'nde lisans öğrenimine başladı. 2005 yılında bu bölümden mezun oldu. 2007-2008 yılları arasında Gazi Üniversitesi'nde TÖMER'de okudu. 2008 yılında İstanbul Üniversitesi Fen bilimleri Enstitüsü Biyomedikal Mühendisliği yüksek lisans eğitimine başladı.