

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

**GÖMÜLÜ SİSTEM TABANLI ELEKTROKARDİYOGRAM
HOLTER CİHAZININ TASARLANMASI VE YAPAY SİNİR AĞI-
GENETİK ALGORİTMA HİBRİT MODELİ İLE ARİTMI TESPİTİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ahmet Yesevi TÜRKER

Enstitü Anabilim Dalı : BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

Tez Danışmanı : Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Zahid YILDIZ

Haziran 2018

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GÖMÜLÜ SİSTEM TABANLI ELEKTROKARDİYOGRAM
HOLTER CİHAZININ TASARLANMASI VE YAPAY SİNİR AĞI,
GENETİK ALGORİTMA HİBRİT MODELİ İLE ARİTMİ TESPİTİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ahmet Yesevi TÜRKER

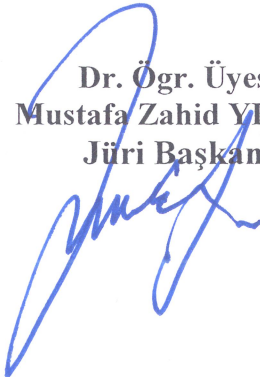
Enstitü Anabilim Dalı : BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

Bu tez 04/06/2018 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.

Dr. Öğr. Üyesi
Mustafa Zahid YILDIZ
Jüri Başkanı

Dr. Öğr. Üyesi
Ahmet KARACA
Üye

Dr. Öğr. Üyesi
Mehmet KOCATÜRK
Üye



BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Ahmet Yesevi TÜRKER

04.06.2018

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans eğitiminin boyunca değerli bilgi ve deneyimlerinden yararlandığım, her konuda bilgi ve desteğini almaktan çekinmediğim, araştırmanın planlanmasından yazılmasına kadar tüm aşamalarında yardımlarını esirgemeyen, teşvik eden, aynı titizlikte beni yönlendiren değerli danışman hocam ve Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalı başkanı Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Zahid YILDIZ'a teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca bu çalışmanın maddi ve manevi açıdan desteklerini esirgemeyen aileme, arkadaşlarıma ve bölüm öğretim görevlilerine teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vii
TABLolar LİSTESİ	x
ÖZET.....	xi
SUMMARY	xii
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ	1
1.1. Literatür.....	2
1.1.1. Nöral ağların gelişimi	2
1.1.2. Sınıflandırma ve yapay zeka uygulamaları.....	3
BÖLÜM 2.	
ELEKTROKARDİYOGRAM	6
2.1. Atriyal Fibrilasyon Kalp Aritmisi	7
2.1.1. Atriyal fibrilasyonun tanımı.....	8
2.1.2. Atriyal fibrilasyonun epidemolojisi	9
BÖLÜM 3.	
EKG HOLTER ANALOG DEVRE TASARIMI	11
3.1. Elektronik Devre Tasarımı	12
3.2. Biyoenstrümantasyon Yükselteci	13
3.3. Analog Sağ Bacak Sürücüsü Tasarımı	14
3.4. Analog Bant Geçiren Filtre Tasarımı	15

3.5. Analog Çentik Filtre Tasarımı	16
BÖLÜM 4.	
SİNYAL İŞLEME	18
4.1. Periyodiklik ve Frekans.....	18
4.2. Fourier Dönüşümü	19
4.2.1. Hızlı fourier dönüşümü	19
4.2.2. Kısa süreli fourier dönüşümü.....	20
4.3. Dalgacık Dönüşümü.....	21
4.3.1. Sürekli zaman dalgacık dönüşümü	22
4.3.2. Ayrık zamanlı dalgacık dönüşümü.....	22
4.4. R Tepesi Bulma Algoritması	23
4.4.1. Teager enerji operatörü	23
4.4.2. Sinyal enerjisi yöntemi	23
4.4.3. R-R aralık yöntemi.....	23
4.5. Sinyal İşleme Uygulamaları ve Matlab Analizleri.....	24
4.5.1. Mikrodenetleyici dijital filtre similasyon tasarım uygulaması .	24
4.5.2. Diijital bant geçiren ve süzgeç filtre Matlab uygulaması	26
4.5.3. Fourier dönüşümü matlab uygulaması.....	27
4.5.4. Dalgacık dönüşümü matlab uygulaması	31
BÖLÜM 5.	
GÖMÜLÜ SİSTEM KARTLARI ÖZELLİKLERİ	36
5.1. Beaglebone Gömülü Sistem Kartı.....	36
5.2. Raspberry Pi Gömülü Sistem Kartı.....	36
5.3. Odroid Gömülü Sistem Kartı	37
BÖLÜM 6.	
ARA YÜZ TASARIMI	40
6.1. Python Dili ile Tasarlanan Ara Yüz.....	40
6.2. QT ve C++ ile Oluşturulan Ara Yüz Tasarımı	41

BÖLÜM 7.	
YAPAY SİNİR AĞI VE GENETİK ALGORİTMA HİBRİT MODELİ	43
7.1. Özellik Çıkarımı.....	43
7.1.1. Maksimum değer	43
7.1.2. Minimum değer	43
7.1.3. Aritmetik ortalama	43
7.1.4. Standart sapma	44
7.1.5. Varyans.....	44
7.2. Yapay Sinir Ağları	44
7.2.1. Veri setinin oluşturulması	45
7.2.2. İleri yönlü geri yayımlı nöral ağ	46
7.2.3. ROC eğrisi	47
7.3. Genetik Algoritma.....	49
7.3.1. Değer kodlama	50
7.3.2. İlk popülasyon oluşumu	51
7.3.3. Amaç fonksiyonu	51
7.3.4. Doğal seçim	52
7.3.5. Çaprazlama	55
7.3.6. Mutasyon.....	56
BÖLÜM 8.	
ARAŞTIRMALAR VE BULGULAR	57
BÖLÜM 9.	
TARTIŞMA VE SONUÇ	64
KAYNAKLAR.....	69
ÖZGEÇMİŞ	79

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

μV	: MikroVolt
ACC	: American College Of Cardiology
ADC	: Analog Digital Converter
AF	: Atriyal Fibrilasyon
Ag-AgCL	: Gümüş-Gümüşklorür
AHA	: American Heart Association
A-V	: Atriyo Ventriküler
BBA	: Bağımsız Bileşen Analizi
BW	: Bandwidth
C	: Kondansatör
CMRR	: Ortak Modu Bastırma Oranı
Db	: Daubechies
EKG	: Elektrokardiyografi
ESC	: European Society of Cardiology
FIR	: Finite İmpulse Response
FN	: Yanlış Negatif
FP	: Yanlış Pozitif
FPS	: Frame Per Second
Hz	: Hertz
k	: Kilo
M Ω	: Mega Ohm
mV	: Milivolt
pF	: Pikofarad
R	: Direnç
SA	: Sino Atriyal Düğüm
SPI	: Serial Peripheral Interface

SVM : Slope Vector Waveform
t : Zaman
TN : Doğru Negatif
TP : Doğru Pozitif
YSA : Yapay Sinir Ađı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. EKG sinyali dalga formları.....	7
Şekil 2.2. Atriyal fibrilasyon aritmili kalp sinyali.....	9
Şekil 3.1. EKG Holter sistemi blok diyagramı	12
Şekil 3.2. Analog EKG devre tasarımı.....	13
Şekil 3.3. INA 128 devre şeması.....	14
Şekil 3.4. Sağ bacak sürücü devresi [6]	15
Şekil 3.5. Bant geçiren filtre tasarımı.....	15
Şekil 3.6. Çentik filtre devresi.....	16
Şekil 3.7. Çentik filtre simülasyon çıktısı	17
Şekil 4.1. İşaretin periyodu (T)	18
Şekil 4.2. Sinyalin frekansı	19
Şekil 4.3. Matlab platformunda dijital filtre tasarımı.....	25
Şekil 4.4. Dijital filtrelerin simülasyon devresi	25
Şekil 4.5. Filtrelenmiş EKG işaretinin simülasyon çıktısı	26
Şekil 4.6. Gürültülü EKG verisi	27
Şekil 4.7. Matlab çentik ve bant geçiren filtresi çıktısı.....	27
Şekil 4.8. $\sin(2\pi 10t) + \sin(2\pi 50t) + \sin(2\pi 100t)$ gürültülü sinyal.....	28
Şekil 4.9. Gürültülü işaretin Fourier dönüşümü.....	29
Şekil 4.10. $\sin(2\pi 10t) + \sin(2\pi 50t) + \sin(2\pi 100t)$ gürültüsüz sinyal	29
Şekil 4.11. Gürültüsüz sinyalin Fourier dönüşümü.....	30
Şekil 4.12. Gürültülü EKG sinyalinin Fourier dönüşümü.....	30
Şekil 4.13. EKG işaretinin Fourier dönüşümü	31
Şekil 4.14. Matlab wavemenu toolbox'ı	32
Şekil 4.15. Matlab üzerinden dalgacık dönüşümü tasarımı	33
Şekil 4.16. 4. Seviye dalgacık dönüşümü ağacı [100]	34
Şekil 4.17. Daubechies 6 dalgacık ailesi.....	34

Şekil 4.18. Db6 Dalgacık ailesi katsayıları ve frekans değerleri	35
Şekil 5.1. Beaglebone gömülü sistem kartı	36
Şekil 5.2. Raspberry pi gömülü sistem kartı	37
Şekil 5.3. Odroid XU4 gömülü sistem kartı.....	38
Şekil 6.1. Python dili ile tasarlanan ara yüz.....	41
Şekil 6.2. C++ dili ile tasarlanan ara yüz tasarımı	42
Şekil 7.1. Modellenmiş nöron ve biyolojik nöronun karşılaştırılması.....	45
Şekil 7.2. Tanjant sigmoid fonksiyonu	46
Şekil 7.3. Yapay sinir ağı modeli	47
Şekil 7.4. Genetik algoritma blok diyagramı	50
Şekil 7.5. Birinci kromozom elde edilmesi.....	50
Şekil 7.6. İlk popülasyon.....	51
Şekil 7.7. Kromozom hata sayısı.....	52
Şekil 7.8. Kromozomların 1/hata sayısı	53
Şekil 7.9. Kromozomların yaşama olasılığı	53
Şekil 7.10. Kromozomların yaşama olasılığı aralıkları.....	54
Şekil 7.11. 1. ara popülasyon	54
Şekil 7.12. Kromozomların çaprazlamada eşleştirilmesi.....	55
Şekil 7.13. Çaprazlanma oranı ve eşleşme.....	56
Şekil 7.14. Tek noktalı çaprazlamanın uygulanması	56
Şekil 8.1. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali	57
Şekil 8.2. Teager Enerji Operatörü uygulanan EKG sinyali	58
Şekil 8.3. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali	58
Şekil 8.4. R-R aralık uygulanan EKG sinyali	59
Şekil 8.5. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali	59
Şekil 8.6. Sinyal Enerjisi algoritması uygulanan EKG sinyali	60
Şekil 8.7. Beaglebone ekran çıktısı	61
Şekil 8.8. Raspberry pi ekran çıktısı	62
Şekil 8.9. Odroid ekran çıktısı.....	62
Şekil 9.1. Yapay sinir ağı topolojisi	64
Şekil 9.2. Genetik algoritma hata düşürme	65
Şekil 9.3. Ağın ROC eğrisi	66

Şekil 9.4. Dalgacık aileleri başarı oranı standart sapma	67
--	----

TABLolar LİSTESİ

Tablo 5.1. Gml sistem kartlarının karřılařtırılması.....	38
Tablo 5.1. (Devamı).....	39
Tablo 7.1. ROC eđrisi dođru ve yanlıř tahminler	48
Tablo 9.1. Dalgacık aileleri bařarıları	67

ÖZET

Anahtar kelimeler: Gömülü Sistem, EKG, holter, atriyal fibrilasyon, yapay sinir ağı, genetik algoritma, bilgisayar destekli aritmi tespiti.

Ülkemizde ve dünyada, insan nüfusunun giderek yaşlanması ve kalp rahatsızlıkları görülme oranının artışı, bu hayati önem taşıyan organımızın faaliyetlerini sürekli olarak kontrol altında tutma, tedavi süresi boyunca ve tedavi öncesinde tüm etkileri gözlemlene gibi ihtiyaçları doğurmaktadır. Çalışmanın temel amacı, gömülü sistem tabanlı taşınabilir bir Elektrokardiyografi (EKG) Holter cihazını gerçekleştirmek, sinyal işleme metotları uygulayarak alınan sonuçlara adaptif çözümler üretmek ve yapay sinir ağı, genetik algoritma hibrit modeli oluşturularak, atriyal fibrilasyon kalp aritmisinin tespit edilmesidir. Yapmış olduğumuz çalışma üç aşamadan meydana gelmektedir: İlk aşamada, bireyin EKG sinyalleri elektrotlar yardımı ile alınıp, tasarlanmış olduğumuz biyoenstrümantasyon yükseltici devresi ile 251 kat kuvvetlendirilmiştir. EKG sinyallerine etki eden çevresel etmenler ve şebeke gürültüsünün olumsuz etkisini bastırmak için 50 Hz'lik çentik filtre ve 0,01-132 Hz frekans aralığında bant geçiren filtre uygulanmıştır. Filtrelenen EKG işareti analog dijital çeviriciler (ADC) kullanılarak sayısallaştırılıp SPI haberleşme protokolü kullanılarak gömülü sistem kartı ile bağlantısı kurulmuştur. İlk ara yüz yazılımı çok sayıda kütüphane desteği içerdiği için Python dilinde geliştirilmiş. Fakat Python dili gerçek zamanlı çalışırken, sinyal işleme algoritmalarını ve sinyali ara yüzde çizdirme işlemini gerçekleştirirken hızı yeterli olmadığı için C++ dilinde programlama yapılmıştır. Algoritmalar Raspberry Pi, Odroid ve Beaglebone black gömülü sistem kartlarında çalıştırılıp performans analizleri karşılaştırılıp sonuçları incelenmiştir. Beaglebone black gömülü sistem kartının örnekleme hızı 40 Hz'i geçemediği için EKG Holter cihazı için uygun değildir. Raspberry Pi gömülü sistem kartının örnekleme hızı 80 Hz civarındadır, nabız ve basit sinyal işleme algoritmalarını çalıştırmak için kullanılabilmesi tespit edilmiştir. Odroid gömülü sistem kartında örnekleme hızı 260 Hz'lere kadar çıkabildiği için EKG analizleri, sinyal işleme algoritmaları ve yapay zekâ uygulamaları için kullanılabilir en uygun mikrobilgisayar olduğu belirlenmiştir. İkinci aşamada, sayısallaştırılmış olan EKG sinyalini analiz etmek için Fourier dönüşümü uygulanmıştır ve frekans analizi yapılmıştır. R tepesini güçlendirmek ve nabız hesaplamasında adaptif eşik değeri ayarlamak için sinyal işleme metotları uygulanarak sonuçları karşılaştırılmıştır. En uygun R bulma algoritması olarak sinyal enerjisi yöntemi olarak belirlenmiştir. EKG sinyaline dalgacık dönüşümü uygulanarak farklı Daubechies (db) dalgacık aileleri kullanılarak özellik çıkartımı gerçekleştirilmiştir ve yapay zekânın sonuçları tablo oluşturularak karşılaştırılmıştır. Üçüncü aşamada, istatistiksel özellik çıkarımı yapılarak yapay sinir ağının giriş katmanı oluşturularak yapay sinir ağı eğitilmiştir ve yapay sinir ağının ağırlık katsayıları genetik algoritma kullanılarak hata oranı azaltılmıştır.

DESIGN OF EMBEDDED SYSTEM-BASED ECG HOLTER DEVICE AND DETECTION OF ARRHYTHMIA BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-GENETIC ALGORITHM HYBRID MODEL

SUMMARY

Keywords: Embedded system, ECG, holter, atrial fibrillation, artificial neural networks, genetic algorithms, computer-aided detection of arrhythmia.

The main goal of the study is to realize the embedded system based portable ECG Holter Device and by applying signal processing methods to provide adaptative solutions to the results and by the formation of artificial network of neurons, to determine the atrial fibrillation heart arrhythmia. The study herein, consists of three parts. In the first part, the individual's Electro Cardiography (ECG) signals being obtained by the use of the electrodes, the bio-instrumentation booster circuit, has been reinforced 251 fold. The surrounding elements in effect on ECG signals and the ambient ones and in order to repress the network's noise, 50 Hz notch filter and 0,01-132 Hz frequency space, band permeating filter has been put to use. The filtered ECG signal, for the analog- digital converters (ADC) through this, a connection between the system card has been set up. The algorithms Raspberry Pi Odroid and Beagle bone black embedded system cards have hosted these algorithms, the comparison of performance analyses and the results have been examined. The embedded Beagle bone black system card's reading can not exceed the 40 Hz frequency, for that matter it is not convenient for the ECG Holter device. Raspberry Pi embedded card's sampling rate is around 80 Hz, the pulse and simple signal processing algorithms can be put to good use. In the Odroid embedded system card's sampling rate can raise to 260 Hz. For that matter, the ECG analyses and the signal processing algorithms and for the artificial intelligence applications convenient stature, the most possible tool has been found out to be the micro-computer. During the sophomore stage, the digitalized ECG signals have been put to analysis by the applications of the Fourier Transform and the frequency analysis has been realised. To reinforce the R Crest and in the calculation of pulse rate, the threshold value have been applied to compare the results by the use of processing methods. The most convenient R Finding Algorithm has been found out to be the signal energy method. To the ECG signal, a wavelet transform has been applied and the feature documentation has been realized by the aid of discrete Daubechies (db) and the artificial intelligence results have been compared and contrasted on tabular data. During the third stage by statistical feature determination and the formation of the artificial network's entry layer, the neural network has been rectified and the neural network's weighted coefficients have been used by the genetic algorithm and thus the error possibilities have been decreased.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Her geçen sene, kronik hastalıklardan, yapılan geç tıbbi müdahalelerden ve sağlık hizmetlerinin yetersiz kalması sebebi ile milyonlarca insan hayatını kaybetmektedir. Sağlık tetkiklerinin artışına, taşınabilir ve yapay zekâ ile bütünleşmiş, kendi içerisinde teşhis yapabilen medikal cihazların artışına yönelik insanların beklentisi oldukça yüksektir. Araştırmalara göre, 2050 yılında Avrupa nüfusunun %40'ının 65 yaş ve üzerinde olacağı öngörülmektedir [1]. Çevresel faktörlerden kaynaklı, kalbimizi tehdit altına alan birçok etmen bulunmaktadır. Bununla beraber nüfus yaş ortalamasının artmasıyla birlikte her yıl yaklaşık olarak 7,2 milyon insan kronik kalp hastalıklarından dolayı hayatını kaybetmektedir [2].

Hayati önem taşıyan, kalp aritmilerinin önceden tespit edilmesi ve elektrokardiyogram (EKG) verilerinin incelenip erken teşhisi, erken müdahale için önemli rol oynamaktadır. Pratikte kalp aritmileri dönemsel olma özelliği gösterdiğinden dolayı hastane ortamında teşhisi oldukça zordur. Bu sebepten dolayı belirli kalp ritim bozukluklarının teşhisi için uzun süreli EKG kayıtlarına ihtiyaç duyulmaktadır. 24 saat veya daha uzun EKG verilerini kaydedebilen cihazlara 'Holter' adı verilir [3,4]. Tanı amaçlı kullanılan EKG verileri insan üzerinden alınabilen ve kalbin elektriksel aktivitesinin sonucu ortaya çıkan biyolojik işaretlerdir [5,6].

Hem dünyada hem ülkemizde kalp hastalıklarının artışı, hayati önem taşıyan bu organımızın faaliyetlerini sürekli kontrol altında tutulması ve tedavi sürecinin etkilerinin gözlenmesi ihtiyacını doğurmaktadır. Hastanelerin kısıtlı imkânları, medikal cihazların sayısının, nüfusa oranla az olması ve hastaların hastanelere gitme zorlukları, yapay zekâ ile geliştirilmiş, teşhis yapabilen ve hata oranı düşük stabil mobil ölçüm ve takip sistemlerini önemini arttırmaktadır [7].

Kalp rahatsızlığı bulunan hastaların kontrole gitmeleri mevcut ulaşım imkânlarından ve hastanelerin yatakhane sayılarının yetersiz kalmasından dolayı uzun vadeli EKG ölçümlerinin alınması zordur. Bu sebepten dolayı taşınabilir, yapay zekâ algoritmaları ile teşhis yapabilen mobil EKG Holter cihazının tasarlanması gerekmektedir [3]. Doktorların eğitim seviyelerinin ve tecrübelerinin aynı olmamasından kaynaklı ve çevresel etmenlerin, teşhiste bulunacak olan doktoru etkileyebilme olasılıkları çok yüksektir. Bu sebepten dolayı farklı doktorların teşhisleri aynı olmayabilir, buda tedavi sürecini uzatır. Bu gibi belirsizliklerin giderilebilmesi için yapay zekâ ile güçlendirilmiş, hata oranı düşük bilgisayar destekli tanı (BDT) cihazlarının kullanımı doktorlara yön göstermektedir.

Bu çalışmada analog EKG Holter cihazı tasarımı gerçekleştirilip, 3 faklı gömülü sistem kartı üzerinden sinyal işleme algoritmaları uygulanmıştır ve performans analizleri gerçekleştirilip, gömülü sistem kartları birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca öznitelik çıkarımı için dalgacık dönüşümü kullanılarak girişe uygulanacak olan katsayılar azaltılmıştır ve istatistiksel yöntemler kullanılarak yapay sinir ağının girişleri oluşturulmuştur. Genetik algoritma, yapay sinir ağının eğitimi sonucunda ortaya çıkan ağırlıkları optimize ederek hata oranını düşürmüştür. Bu sistem yapay sinir ağı, genetik algoritma hibrit modelini oluşturmaktadır.

1.1. Literatür

1.1.1. Nöral ağların gelişimi

Nöral Ağlar, aynı zamanda nörobilgisayar [8], paralel dağılmış işlem [9], yapay sinir ağları [10], bağlantı [11] veya adaptif ağlar [12] olarak tanımlanabilir. Sinir ağları temel olarak kuramsal zihin ve beyin aktivitesinin matematiksel modelleridir. Sinir ağlarının temel amacı, konuşma, görme, bilgi işleme ve tanıma gibi insani bilgi işleme görevlerini araştırmak ve yeniden üretmektir. Nöral ağ teorisi, psikoloji, fizik, mühendislik, bilgisayar bilimi, nörobilim, biyoloji, matematik, felsefe ve dilbilimi de dâhil olmak üzere birçok disiplinden türetilmiştir [13]. Disiplinler arası yaklaşım nedeniyle, sinir ağları çok çeşitli modelleme durumlarında başarıyla uygulanmıştır

[14]. Bu çalışmalar şu şekilde sıralanabilir; desen tanıma ve sınıflandırma [15-18], görsel ve el yazısı karakter tanıma [19-23], biyomedikal kalıp analizi [24-26], görüntü işleme [27-28], speech recognition [29-31], işlem süreci kontrolü ve izleme [32-33], işaret işleme [34-36], tahmin etme [37-39], optimizasyon problemleri [40-43], ve robotik [44-45].

1.1.2. Sınıflandırma ve yapay zeka uygulamaları

EKG kalbin işlevselliğini yansıtır, aritmi tespit etmek için EKG atım sınıflandırmasında birçok algoritma önerilmiştir. Aritmiyi saptamak için EKG'yi işleyen hemen hemen tüm yöntemler iki aşamaya sahiptir: Bunlar özellik çıkarımı ve atım sınıflandırmasıdır.

Manpreet Kaur, A.S. Arora'nın yaptıkları çalışmada K kümeleme tekniğinin yardımı ile çıktı sinyalinin analiz edildiğini, parametrenin dalga şekli, süre ve genlik olduğunu göstermektedir. K kümeleme tekniğinin yardımıyla, sentroid mesafesinin toplamını minimuma indirir. Analiz için MIT-BIH data seti kullanılmıştır ve sınıflandırma başarı oranı %100 olarak belirlenmiştir [46].

Tadejko ve Rakowski'nin yaptığı çalışmada EKG'nin kalp aritmi tespitindeki anormal ritimleri saptamak için RR aralığı kullanılmıştır. Bu çalışma sadece QRS kompleksine odaklanmıştır. EKG sinyalini, orijinal EKG sinyali özellikleriyle karşılaştırmış ve aritmilerin tespit sürecini iyileştirerek bu aritmiyi algılama işlemini tamamlamıştır [47].

Xu ve arkadaşları bu çalışmada, Slope Vector Waveform (SVM) algoritmasının, EKG dalgasının RR aralığını ve QRS kompleksini bulmasına yardımcı olduğunu ileri sürdü. Bu yöntemde sinyal gürültü oranının belirlenmesi için doğrusal olmayan yükseltici ve ayrıca EKG dalgası özellikleri için istenen eğim vektörlerini tespit etmek için farklılaştırıcı kullanılmıştır [48].

Fujimura ve arkadaşları, yapmış oldukları çalışmada EKG verilerini kalbin aktivitesinin özelliklerine göre sınıflandırmıştır ve eşit uzunlukta 12 kalp vurusu ele almıştır. Bu vuruları 4 farklı grupta sınıflandırmıştır ve %93'lük bir doğruluk elde etmiştir [49].

Zhao ve arkadaşları 2003 yılında yapmış oldukları çalışmada EKG vurularına dalgacık dönüşümü uygulayarak elde ettikleri katsayılar özbağlımlı modelleme ile geri beslemeli ağ modellemiştir. SVM makine öğrenmesi kullanılarak 6 farklı EKG vurusu sınıflandırılarak %99'luk bir başarı elde etmiştir [50].

Castro ve arkadaşları bu çalışmada, dalgacık dönüşümü tekniği ile öznelik çıkarımını tanımlayarak, EKG dalgasının özelliğini çıkarmak için dalgacık dönüşümünü kullanacak bir algoritma sunmaktadır. Önerilen metotları ilk önce yumuşak veya sert eşik değer kullanımı ile dengelenmiş, daha sonra EKG dalgasının özelliği, optimum dalgacık dönüşümü ile katsayı vektörüne bölünmüştür. EKG sinyal katsayısının analizinden sonra QRS kompleksi bölünerek, T dalgası ve P dalgası özneliğini elde etmek için toplanmıştır [51].

Wagner ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada uyku ve uyanıklık hallerindeki EKG verileri üzerinde çalışarak sınıflandırma işlemi yapmışlardır. Çalışmalarını matlab platformunda gerçekleştirerek uyku ve uyanık EKG verilerinin sınıflandırılmasında %99,87'lik bir doğruluk yakalamışlardır [52].

Engin ve arkadaşları, EKG vurularının özelliklerini üçüncü derece dalgacık entropisi ve özbağlımlı modelleme uygulayarak elde etmişlerdir. Sınıflandırma işleminde istatistiksel yöntemler kullanarak yapay sinir ağı eğitmişlerdir. Yapmış oldukları çalışmada Fabian ve arkadaşlarının çalışmalarına değinerek kriter fonksiyonunu ele almışlardır [53].

Jiang ve arkadaşları 2002 yılında yapmış oldukları çalışmada EKG verilerinde dalgacık dönüşümü yaparak elde edilen katsayılarla bağımsız bileşen analizi (BBA) yöntemi kullanarak özellik çıkarımı gerçekleştirmişlerdir. SVM ile %98,65'lik başarı oranı ile sınıflandırılmıştır [54].

Mahmoodabadi ve arkadaşları 2005 yılında 2 farklı dalgacık ailesi kullanarak QRS dedektörü yapmışlardır ve %99 başarı oranı sağlanmıştır [55].

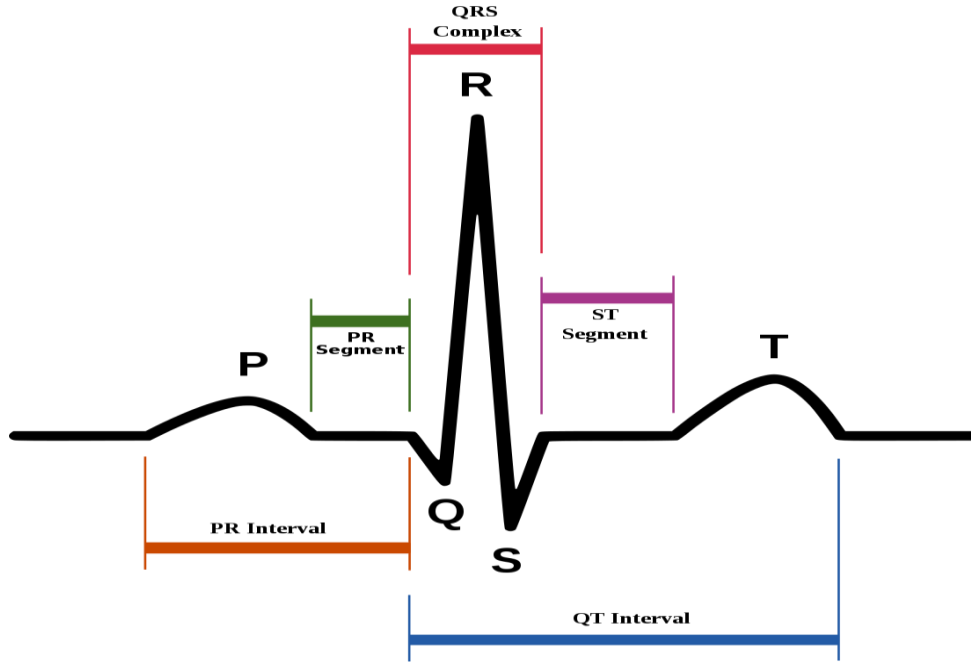
Alexakis ve arkadaşları 2003 yılında yaptıkları çalışmada şeker hastalığının EKG dalgacıklarından biri olan T dalgasını etkilemesinden yola çıkarak özellik çıkarımı yapmıştır. Yapay sinir ağı eğiterek %85'lik bir sınıflandırma başarısı elde etmiştir [56].

Dokur ve arkadaşları 2000 yılında yapmış oldukları çalışmada Fourier analizi ve dalgacık dönüşümü kullanarak özellik çıkarımı yapmışlardır. Sınıflandırma işleminde yapay sinir ağı eğiterek, ağın çıktılarını genetik algoritma ile optimize etmişlerdir. 10 farklı sınıflandırma yaparak, Fourier dönüşümünde sınıflandırmanın başarısı %92,2, dalgacık dönüşümünde %99,4'lük bir başarı elde etmişlerdir [57].

BÖLÜM 2. ELEKTROKARDİYOGRAM

Elektrokardiyogram (EKG), kalp kasının elektriksel aktivitesinin grafik gösterimini sağlayan bir teşhis sinylidir. EKG sinyalleri, özel olarak tasarlanmış (Ag-AgCL) elektrotların vücudun yüzeyine bağlanması ile elde edilir ve daha sonra farklı kalp hastalıklarının belirlenmesinde kullanılır [58]. Standart bir EKG kaydı sırasında birçok elektrot kullanılır. Her bir elektrot çifti için bir elektrot pozitif, diğeri ise negatiftir. Bir depolarizasyon dalgası pozitif elektroda yaklaştığında ve negatif elektrottan uzaklaştığı zaman, EKG’de pozitif bir sapma görülür. Negatif bir sapma ise, negatif elektrota doğru ve pozitif elektrottan uzaklaşan bir depolarizasyon dalgasından kaynaklanır. Pozitif elektroda doğru hareket eden bir repolarizasyon dalgası da negatif bir sapma üretirken, pozitif elektrottan uzaklaşan bir repolarizasyon dalgası EKG’de pozitif bir sapma oluşturur [59,79].

Tek bir normal kalp atışında EKG’de görülebilen birkaç farklı bileşen bulunur. Atriyal depolarizasyon, P dalgası olarak adlandırılan ilk küçük sapma olarak görülebilir. Kısa süreli duraklamadan sonra çok daha büyük QRS kompleksi ventriküler depolarizasyonu temsil eder. Son olarak, daha küçük bir T dalgası, kalp atışının sonunda ventriküler repolarizasyonu temsil eder [60]. Şekil 2.1.’de standart bir EKG sinyali görüntülenirken, gerçek EKG sinyali hastaya ve kayıt elektrotlarının konumuna bağlı olarak değişir. Ayrıca, çeşitli aritmiler ve diğerk kalp anormalliklerinin sonucu olarak EKG sinyal şekli ve zamanlaması değişmektedir.



Şekil 2.1. EKG sinyali dalga formları

Elektrokardiyogramın morfolojisi her zaman insan kalp fonksiyonelliğini yansıtır. Morfolojik kalıptaki herhangi bir bozukluk, kaydedilen EKG dalga formunun analiz edilmesiyle tespit edilebilen bir kalp ritim bozukluğunun göstergesidir. EKG sinyalindeki P-QRS-T dalgasının genliği ve süresi, kalbe etki eden hastalıkların yapısı hakkında faydalı bilgiler içerir [61].

2.1. Atriyal Fibrilasyon Kalp Aritmisi

Kalp ritim bozukluklarının var oluşu ve araştırılması yaklaşık bin yıl önceye dayanmasıyla birlikte atrial fibrilasyon kalp ritim bozukluğunun elektrokardiyografik tanısının konması yüz sene önceye dayanmaktadır. Bu önemli gelişmeden sonra kalp ritim bozukluğunun önemi ve ciddiyeti çok daha iyi anlaşılmıştır. Kalp ritim bozuklukları ile ilgili araştırmalar bireysel, hücrel ve mikro düzeye inmiştir. Bu gelişmelere rağmen atrial fibrilasyon ritim bozukluğu ile ilgili olayların sayısında artış meydana gelmektedir ve her yıl dünya genelinde beş milyon yeni vaka saptanmaktadır [62].

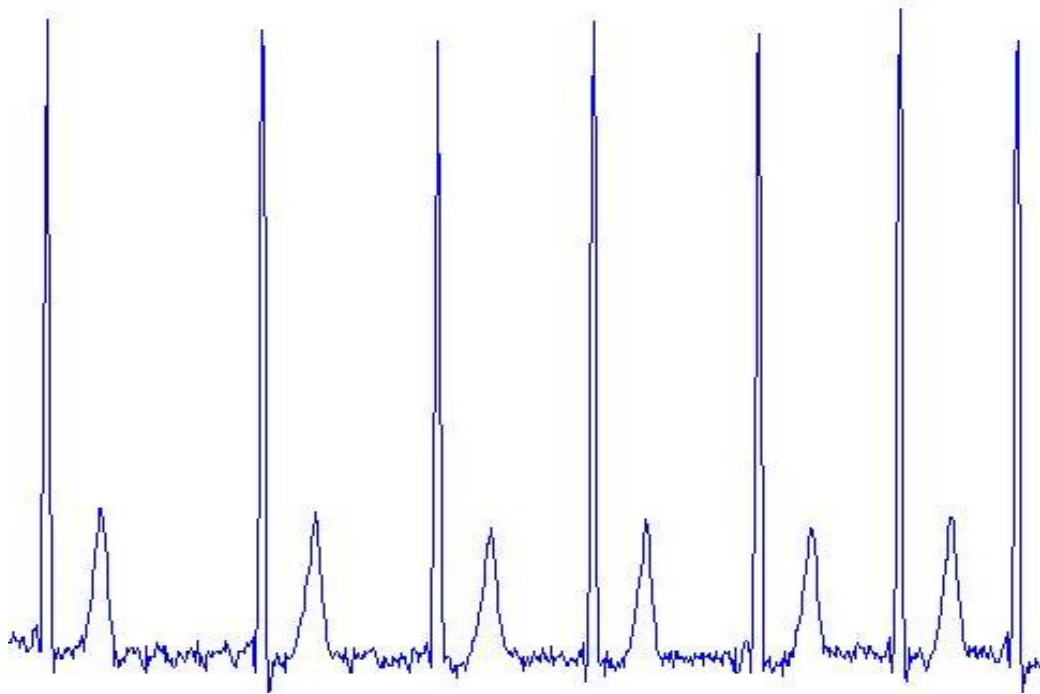
2.1.1. Atriyal fibrilasyonun tanımı

Atriyal fibrilasyon (AF) en sık görülen kalıcı kardiyak aritmisidir. Yetişkin nüfusun yaklaşık %0,4'ünde ve 60 ve üzeri yaşlarda ise %2 ile %4 oranında görülmektedir [63]. Atriyal fibrilasyon direkt olarak yaşamı tehdit eden bir ritim bozukluğu olmamasına rağmen, kalp krizi ve konjestif kalp yetmezliği için önemli bir risk faktörüdür [64]. Atriyal Fibrilasyonlu hastaların tanısı için ACC/AHA/ESC rehberleri, Atriyal fibrilasyonu, "koordinasyonsuz atriyal aktivasyon ile sonuçlanan, mekanik fonksiyonların bozulması ile karakterize olan supraventriküler aritmiler" olarak tanımlanır [65]. "Supraventriküler" kalp atriyumlarından ve kapakçıklardan oluşan ventriküllerin üstündeki bölgeyi belirtir. Bir "taşı aritmi" anormal derecede yüksek bir kalp atış hızıdır. Atriyal fibrilasyon durumunda atriyumda dakikada 240-540 atım değerleri arasında değişir. Atriyal fibrilasyon sırasında, sinoatrial düğüm (SA) kalbin aktivasyon sırasını kontrol etmez. Bunun yerine, atriyumun eşgüdümlü daralması, etkili pompalama olmadığı için "titreme" ile değiştirilir. Hızlı elektriksel uyarılar düzensiz olarak atriyoventriküler düğüm (A-V) tarafından yönetilir ve düzensiz ventriküler ritim ile sonuçlanır. Atriyal fibrilasyon mekanizmalarının ve menşenin birçok yönü hala belirsizdir. AF temelli iki yaygın hipotez vardır. Bunlardan ilki; birden çok tekrarlanan dalgacıklardır. İkincisi; hızla ateşleyen odaklama veya odacıkların deşarj olmasıdır ki bunlar her ikisi de deneysel olarak doğrulanmıştır.

Moe, 'Çoklu dalgacık tezinde' dalgacıkların birden çok kendi kendini tekrar etmesi atriyumda fibrilasyonu sürdüreceğini önermişti [66,67]. Bu dalgacıklar çarpışabilir, bölünebilir, dalgacık sayısına ve yönlerinin sürekli değişmesine neden olabilir. Bu hipotez, yirmi yıl sonra teknoloji, yüksek çözünürlüklü haritalama için kullanılabilir hale geldiğinde desteklenmiştir. Allesie ve diğerleri bir köpek kalbinin atriyosunu in-vivo olarak indüklenen AF ve demografik çoğul iletim dalgacıklarıyla uyguladı [68]. Buna ek olarak, köpek atriyumunda atriyal fibrilasyonu sürdürmek için dört ila altı dalgacık gerektiğini tahmin etmiştir. "Çoklu dalgacık hipotezinin" sınır çizgisi atriyal fibrilasyonun nasıl başladığını, sürdürüldüğünü açıklamamış olmasıdır.

EKG’ de atriyum kasılmasında ‘p’ dalgaları küçük, farklı genlikte, düzensiz ve farklı morfolojik özelliklerine sahip fibrilatör (‘f’ dalgası) dalgaları ile yer değiştirir. Bu dalgalar dakikada 350- 600 atım arasında değer almaktadır. Tedavi edilmemiş normal atriyo ventrikül iletiye sahip hastalarda dakikada 100-160 atım arasında değişmektedir. Her düzensiz nabız tespitinde atriyal fibrilasyondan şüphelenilse bile atriyal fibrilasyon tanısı konması için 12 kanallı EKG aracılığı ile test edilip sonuçların teyit edilmesi gerekmektedir. Avrupa Kalp Derneğine göre Elektrokardiyografi’de tipik atriyal fibrilasyon karakteristiği gösteren ve en az 30 saniye boyunca kaydedilebilen her ritim atriyal fibrilasyon olarak kabul edilir [69].

Şekil 2.2.’de Atriyal fibrilasyon kalp aritmisi olan bir sinyal görülmektedir. EKG verisinde ‘P’ dalgası görülmemektedir. R-R tepesi aralığı düzensizdir. Aynı sinyal yapay sinir ağı eğitiminde kullanılmıştır.



Şekil 2.2. Atriyal fibrilasyon aritmili kalp sinyali

2.1.2. Atriyal fibrilasyonun epidemolojisi

Atriyal fibrilasyon en çok rastlanan ritim bozukluğudur. ABD’de kalp ritim bozuklukları teşhisi konanların yaklaşık %33’ünü AF oluşturmaktadır [70]. ABD’de

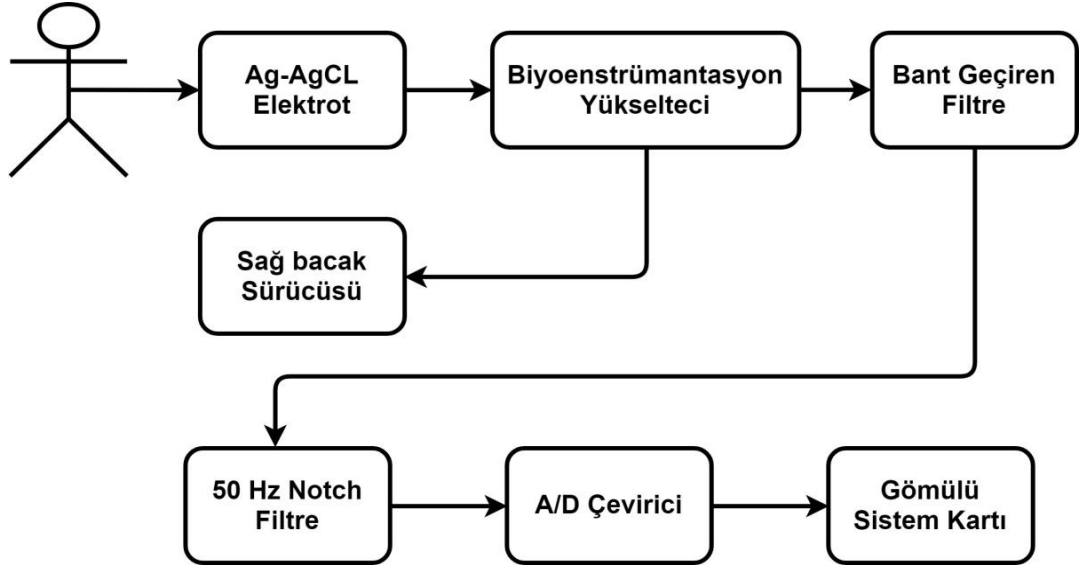
atriyal fibrilasyon ritim bozukluęu görülen hasta sayısı yaklaşık 2,7-6,1 milyondur. Yapılan arařtırmalara göre bu yüzyılın ortalarında bu deęerin 5,60-12,1 milyon olması tahmin edilmektedir [71].

ABD ve Avrupa'da yapılan arařtırmalara göre sekizinci dekattan sonra atriyal fibrilasyon riski kadınlarda yaklaşık %22-23, erkeklerde ise %22-26'dır [72]. AF riski her on yařta 2 katına çıkmaktadır. 50-59 yař aralıęında atriyal fibrilasyon nüfusun %1'inde görülürken, 80-84 yařları arasında bu deęer %10, 85 yař ve üzerinde ise %11-18'dir [73].

Atriyal fibrilasyon kalp aritmisini tanı veya tespit edilebilmesi için sinyalin temiz bir şekilde elde edilmesi gerekmektedir. Bunun için EKG analog devre tasarımı gerçekleştirilmiřtir.

BÖLÜM 3. EKG HOLTER ANALOG DEVRE TASARIMI

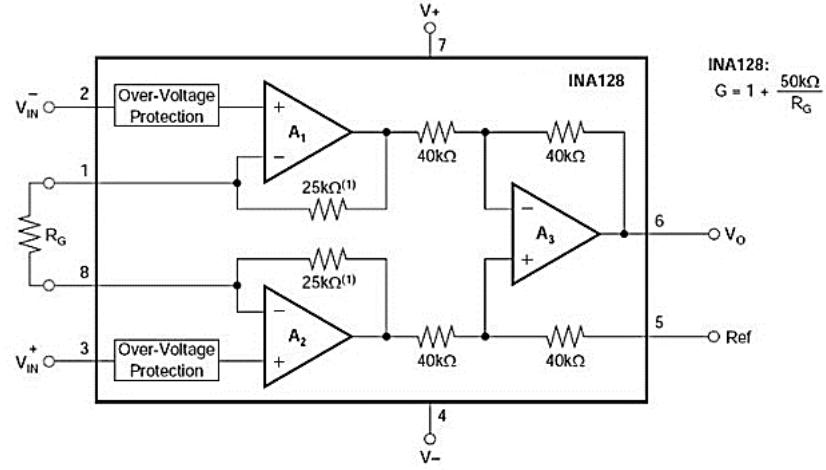
EKG sinyalleri elektrik kökenli işaretlerdir ve biyopotansiyel sinyaller olarak da adlandırılır. Biyopotansiyel sinyallerin genlik değerleri μV - mV 'lar seviyesindedir. Biyopotansiyel sinyaller, Ag-AgCl yüzey elektrotlarının vücudun belli yerlerine konumlandırılmasıyla EKG işaretleri elde edilir. Elde edilen biyopotansiyel işaret ilk olarak biyoenstrümantasyon yükselteci kullanılarak sinyalin genliği yükseltilir. Analog devrede kullanılacak olan biyoenstrümantasyon yükseltecinin seçimi yapılırken kazanç katsayısı ve ortak modu bastırma oranı (CMRR) hesaplanıp analog devre için en optimum değerleri sağlayan biyoenstrümantasyon yükselteci seçilmelidir. Yükseltile EKG sinyallerinin üzerinde işlem yapılabilmesi ve yorumlanabilmesi için sinyali bozan gürültülerden arındırılması gerekmektedir. EKG işaretine ilk olarak 0,1-130 Hz bant aralığında bant geçiren filtre uygulanmıştır. Bu frekans spektrumu içerisinde yer alan 50 Hz şebeke gürültüsünü bastırmak için çentik (notch) filtre tasarımı gerçekleştirilmiştir. Gürültülerden arındırılıp, sinyal işleme algoritmaları uygulanabilecek seviyeye getirilen EKG sinyalleri analog dijital çeviriciler kullanılarak sayısallaştırılır. Dijital sinyal haline getirilen EKG işaretleri haberleşme protokolü kullanılarak gömülü sistem kartları ile bağlanmıştır. Şekil 3.1.'de EKG sisteminin blok diyagramı görülmektedir [79,80].



Şekil 3.1. EKG Holter sistemi blok diyagramı

3.1. Elektronik Devre Tasarımı

Tasarlamış olduğumuz analog EKG devresinde biyopotansiyel sinyaller, biyoenstrümantasyon yükselteci kullanılarak yükseltilmiştir. Yükseltme işlemi yapılırken çevrede bulunan gürültü etmenleri de yükseltilir. Sinyal dijitalleştirilmeden önce 0,01-132 Hz arasında bant geçiren ve 50 Hz çentik (notch) filtre uygulanarak gürültüler giderilmiştir. Analog EKG sinyallini dijitalleştirmek için MCP3208 analog dijital çevirici (ADC) kullanılmıştır. Kullandığımız analog dijital çevirici 0-3,3 volt aralığında çalıştığı için ADC'nin girişine seviye uygunlaştırıcı devre uygulanmıştır. Sayısallaştırılan EKG sinyalleri Serial Peripheral Interface (SPI) haberleşme protokolü kullanılarak gömülü sistem kartı ile haberleştirilmiştir. Şekil 3.2.'de EKG analog devre tasarımı görülmektedir [79,80].



Şekil 3.3. INA 128 devre şeması

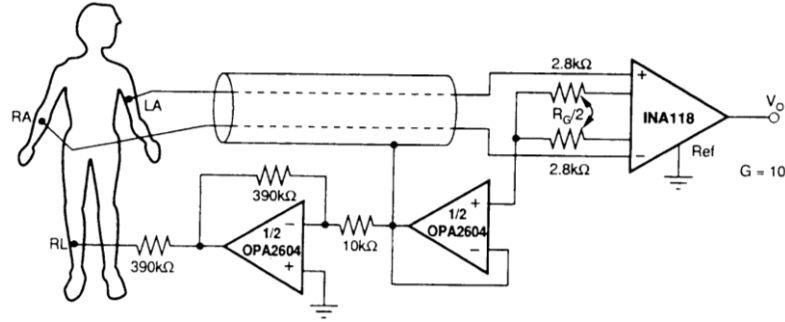
INA 128 biyoenstrümantasyon yükseltecinin kazancı ayarlanırken aşağıdaki eşitlik (Denklem 3.1) kullanılmıştır ve biyoenstrümantasyon yükseltecinin kazancı 251 olarak ayarlanmıştır [74].

$$G = 1 + \frac{50k}{R_G} \Rightarrow G = 1 + \frac{50k}{200} = 251 \quad (3.1)$$

Bu denklemde G: Kazanç değeri, R_G: direnç değeri olarak gösterilmiştir.

3.3. Analog Sağ Bacak Sürücüsü Tasarımı

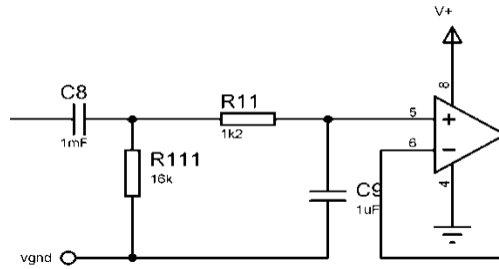
Modern EKG sistemlerinde hasta topraklanmaz bunun yerine sağ bacak sürücüsü devresi kullanılır. İki eşik değer arasındaki ortak mod gerilimi ters dönüştürülür, yükseltilir ve sağ bacağa geri beslenir. Bu işlem ortak mod gerilimini düşürür. Sağ bacak sürücüsü aynı zamanda elektriksel izolasyon görevi görür. Hasta ve şase arasında gerilim farkı var ise opamp doyuma gider ve hastanın üzerine akım akmasını engeller [75,76]. Şekil 3.4.'te sağ bacak sürücüsü tasarımı görülmektedir.



Şekil 3.4. Sağ bacak sürücü devresi [6]

3.4. Analog Bant Geçiren Filtre Tasarımı

Bant geçiren filtre, istenilen bant aralığındaki frekansları geçiren ve diğer bant aralıklarını bastıran filtre türüdür. Bant geçiren filtre tasarımı gerçekleştirilirken aşağıdaki ilk eşitlik (Denklem 3.2) kullanılarak yüksek kesim frekansı, aşağıdaki ikinci eşitlik (Denklem 3.3) alçak kesim frekansı hesaplanarak, Şekil 3.5.'teki bant geçiren filtre tasarımı yapılmıştır [77,78].



Şekil 3.5. Bant geçiren filtre tasarımı

$$f_h = \frac{1}{2 * \pi * R_{111} * C_8} \Rightarrow f_h = \frac{1}{2 * \pi * 1.2 * 10^2 * 1 * 10^{-6}} = 132 \text{ Hz} \quad (3.2)$$

$$f_l = \frac{1}{2 * \pi * R_{11} * C_9} \Rightarrow f_l = \frac{1}{2 * \pi * 16 * 10^3 * 1 * 10^{-3}} = 0.01 \text{ Hz} \quad (3.3)$$

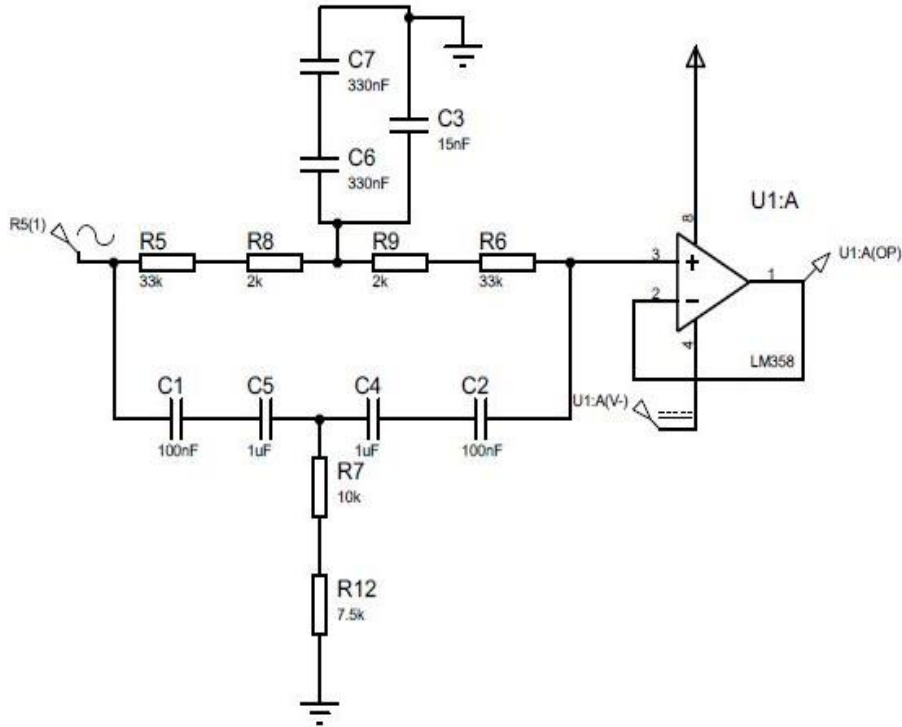
Bu eşitlikte R: direnç değeri, C: kondansatör değeri olarak gösterilmiştir.

3.5. Analog Çentik Filtre Tasarımı

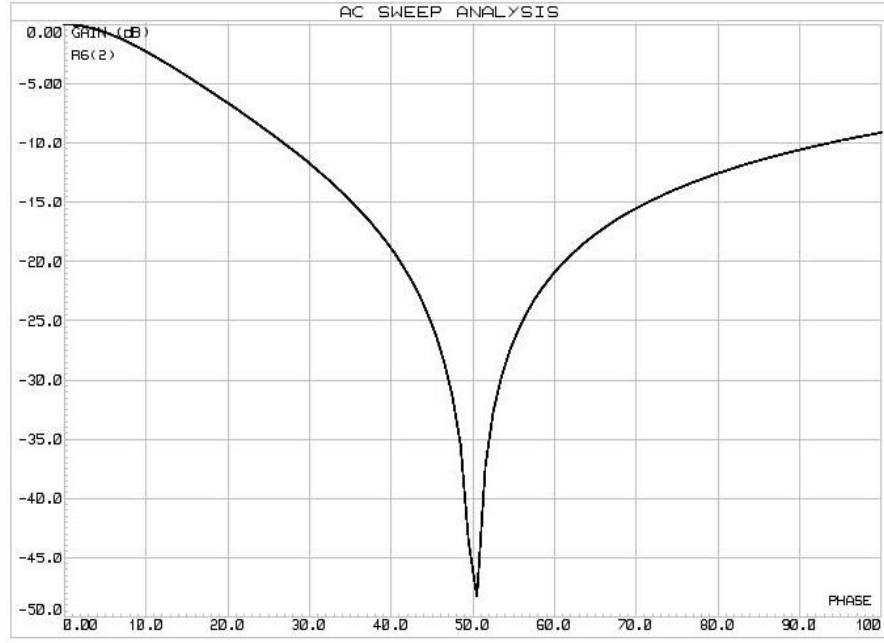
50 Hz'lik şebeke gürültüsünün devreye olan bozucu etkisini engellemek için çentik (Notch) filtre kullanılır. Çentik filtre tasarımı yapılırken 50 Hz frekans değerini tutturmak için direnç ve kondansatörler seri ve paralel bağlanmıştır. Çentik filtre tasarımında direnç (R) değeri 35k, kondansatör (C) değeri 90pF uygun görülmüştür. Aşağıdaki eşitlikten (Denklem 3.4) yararlanılarak bant aralığı 50 Hz'in çevresinde ± 1 Hz salınım yaparak BW=2 olacak şekilde 49-51 Hz frekans aralığında çentik filtre tasarlanmıştır. Şekil 3.6.'da çentik filtre tasarımı ve Şekil 3.7.'de de çentik filtrenin simülasyon çıktısı görülmektedir [79,80].

$$f_0 = \frac{1}{2 * \pi * R * C} \Rightarrow f_0 = \frac{1}{2 * \pi * 35 * 10^3 * 90 * 10^{-9}} = 50 \text{ Hz} \quad (3.4)$$

Bu eşitlikte R: direnç değeri, C: kondansatör değeri olarak gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Çentik filtre devresi



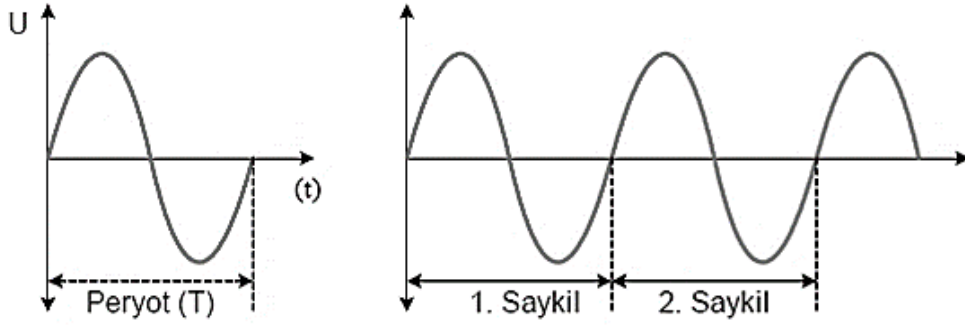
Şekil 3.7. Çentik filtre simülasyon çıktısı

Analog devre tasarımı tamamlandığı zaman, elde edilen analog EKG sinyali üzerinde işlem yapabilmemiz için sinyali sayısallaştırmamız gerekmektedir. Sayısallaştırılan EKG sinyalini sınıflandırma işlemine tabi tutulmadan önce sinyal işleme metotları uygulanmıştır.

BÖLÜM 4. SİNYAL İŞLEME

4.1. Periyodiklik ve Frekans

Belli bir zaman aralığında kendini tekrar eden sürece periyodiklik denir. Böyle fonksiyonlara da periyodik sinyaller denir. Bunlara örnek olarak periyodu 2π olan sinüs ve kosinüs fonksiyonları verilebilir. Şekil 4.1.'de görüldüğü gibi işaretin kendini tekrar etme süresine periyot denir. İşaretin bir saniyedeki periyot sayısına frekans adı verilir.

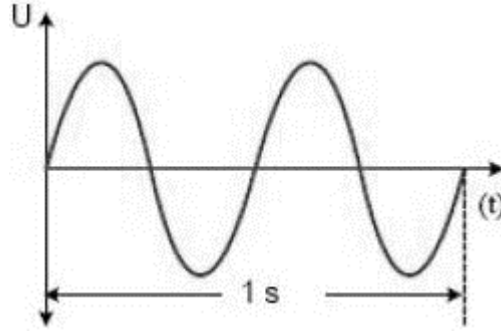


Şekil 4.1. İşaretin periyodu (T)

Periyot ile frekans arasındaki matematiksel bağıntı aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.1) görüldüğü gibidir. Şekil 4.2.'de görülen sinyal 1 saniyede 2 çevrim olduğu için periyodu 0,5 saniyededir ve frekansı ise 2 Hzdir.

$$f = \frac{1}{T} \quad (4.1)$$

Bu eşitlikte f : frekans değeri, T : zaman olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.2. Sinyalin frekansı

Durağan sinyaller ile sinyal işleme algoritmaları basit bir şekilde yapılırken durağan olmayan sinyallerde frekans bileşenine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu gibi sinyaller zaman domeninden, frekans domenine çevrilerek işlem yapılır [81].

4.2. Fourier Dönüşümü

EKG sinyal analizi ve saptaması uzun yıllardan beri ilgi çekici bir konudur ve halen bu alandaki araştırmalar devam etmektedir. EKG analizi için Hızlı Fourier dönüşümü, Kısa Süreli Fourier dönüşümü vb. çeşitli yöntemler geliştirilmiştir.

1822’de Fransız bilim adamı Fourier, periyodik bir sinyal olan $x(t)$, farklı frekanslara sahip sonsuz sinüzoidal sinyal bileşenlerinin toplamına ayrışabildiğini bulmuştur ve buna da ‘Fourier serisi’ adını vermiştir. Sonlu enerji sinyallerinin sınıfı için, benzer ayrışım "Fourier dönüşümü" olarak adlandırılırken. Fourier serisi ve Fourier dönüşümü, "Fourier analizi" veya "harmonik analiz" olarak adlandırılır. Fourier dönüşümü gerçekleştirildikten sonra ters Fourier dönüşümü yapılarak orijinal sinyal tekrardan elde edilebilir.

4.2.1. Hızlı fourier dönüşümü

İlk zamanlar EKG sinyali analizi zaman domeninde yapılıyordu. Fakat zaman eksenini EKG sinyalinin tüm özelliklerini incelemek için yeterli olmadığı görüldü [82]. Bundan dolayı yeni yöntem olarak hızlı Fourier dönüşümü geliştirildi. Fourier dönüşümü

frekans katsayılarını elde etmek için zaman domeni sinyalini frekans domenine çevirir [83]. Hızlı Fourier dönüşümü sayısal sinyal işlemede temel bir dönüşümdür. Frekans analizinin, sinyal işlem gibi çeşitli uygulamaları vardır [84]. Ayrık Fourier dönüşümüne göre daha hızlı ve kullanışlı bir algoritma olup aynı sonucu elde eder [85]. Hızlı Fourier dönüşümü aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.2) gösterildiği tanımlanır. Burada k değeri 0 ile N-1 değeri arasında değişen bir tam sayıdır [86].

$$Xk = \sum_{n=0}^{N-1} x e^{-nk2\pi i/n} \quad (4.2)$$

Bu eşitlikte x değişken değeri, e: eksponansiyel olarak gösterilmiştir.

EKG sinyalleri, çeşitli teknikler kullanılarak sıkıştırılabilir. En önemli tekniklerden biri hızlı fourier dönüşümüdür. Toplam işlem aşağıdaki adımlardan oluşur:

- EKG sinyali örneği veya giriş sinyali
- Sinyalin düşük frekanslı bileşenlerden arındırılması
- Giriş sinyalinin sıkıştırılması
- Ters fourier dönüşümü kullanılarak orijinal sinyalin geri elde edilmesi [87].

Hızlı fourier dönüşümünün dezavantajı, zaman içerisindeki frekans bileşenlerinin konumu ile ilgili bilgi vermemesidir [88].

4.2.2. Kısa süreli fourier dönüşümü

1946'da Dennis Gabor Hızlı Fourier dönüşümünün eksikliğini gidermek için önce pencere-Fourier dönüşümü, daha sonra Gabor dönüşümü olarak bilinen Kısa Süreli Fourier Dönüşümünü keşfetti [89]. Kısa süreli fourier dönüşümü hem zamana hem de frekans bilgisine sahiptir [83]. Sinyalin sinüzoidal frekansı ve faz içeriğinin zamanla değiştiğini belirtmek için kullanılır. Kısa süreli Fourier dönüşümü tabanlı spektogram, diğer zaman-frekans analizlerine kıyasla daha basit ve hızlı bir tekniktir. Dalga formunu birkaç kısa segmente dilimler ve sonra her bir segmenti standart Fourier

dönüşümü kullanarak analiz eder. Sinyale pencereleme fonksiyonu uygulanır. Segment genel dalga formundan etkili bir şekilde izole edilir ve bu segmente Fourier dönüşümü uygulanır. Bu işlem basamakları, spektrogram veya Kısa Süreli Fourier Dönüşümü olarak adlandırılır. Kısa süreli Fourier dönüşümü aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.3) olduğu gibi tanımlanır.

$$X(\tau, f) = \int_{-T/2}^{T/2} x(t)w(t - \tau e^{-i2\pi ft})dt \quad (4.3)$$

Bu eşitlikte $W(t)$, t zaman konumunda merkezlenmiş bir pencere olduğunda, pencereli sinyalin $(x(t)w(t - \tau))$ Fourier dönüşümü bize kısa süreli Fourier dönüşümünü verir.

4.3. Dalgacık Dönüşümü

Kısa süreli fourier dönüşümü pencere işleminde daima sabit bir boyut olması gerekmektedir. Bu sebepten dolayı sinyal çoklu çözünürlük bilgisini vermez. Fakat dalgacık dönüşümü, değişen pencere boyutu vasıtasıyla hem zaman hem de frekans bilgisi veren çoklu çözünürlük özelliğine sahiptir [90]. 1982 yılında Fransız jeofizikçi Jean Morlet, 'Dalgacık' kavramını ortaya attı. Dalgacık küçük bir dalga anlamına gelir ve dalgacık dönüşümü çalışması sismik sinyal analizi için yeni bir araçtır [91]. Dalgacık dönüşümü, enerjinin zamanında yoğunlaştığı küçük bir dalgadır ve geçici, durağan olmayan veya zamanla değişen sinyallerin analizi için kullanılır [92].

Çok çeşitli uygulamalarda kullanılabilen çeşitli dalgacık aileleri vardır. Bu dalgacık aileleri arasında Biorthogonal, Haar, Coiflet, Symlet, Daubechies bulunmaktadır. Bunları yararlı kılan bazı özellikler aşağıdaki gibidir:

- Dalgacıklar hem zaman domeni hemde frekans domeni özelliklerini barındırır.
- Sık sık seviye değişimleri ve düzensiz özellikleri olan EKG gibi durağan olmayan sinyalleri analiz etmek için kullanılırlar.
- Dalgacık dönüşümü, sinyali çok çözünürlüklü bileşenlerine ayırır [93].

Dalgacık dönüşümü çeşitli uygulamalarda, özellikle de sinyal sıkıştırma da etkili bir şekilde kullanılan zaman ölçeğinde bir gösterimdir [94]. Dalgacık tekniğinin diğer bir avantajı, sinyal analizinde en iyi fonksiyonu seçebilmenizi sağlayan çeşitli dalgacık fonksiyonlarıdır [95].

Dalgacık dönüşümü iki kategoriye ayrılabilir:

- Sürekli zaman dalgacık dönüşümü
- Ayrık zaman dalgacık dönüşümü

4.3.1. Sürekli zaman dalgacık dönüşümü

Sürekli zaman dalgacık dönüşümü aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.4) tanımlandığı gibidir.

$$W(a, b) = 1/\sqrt{a} \int_{-\infty}^{\infty} f(t)h^*((t-b)/a)dt \quad (4.4)$$

Eşitlikte yer alan $h(t)$ ana dalgacık olarak adlandırılır, a değeri y eksenindeki ölçeklendirme, b değeri ise x eksenindeki kaydırma parametresidir [93].

4.3.2. Ayrık zamanlı dalgacık dönüşümü

Ayrık zamanlı dalgacık dönüşümü aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.5) olduğu gibi tanımlanır.

$$W(j, k) = \sum_j \sum_k x(k) e^{-\frac{j}{2} \psi(2^{-j} n - k)} \quad (4.5)$$

Bu eşitlikte $\Psi(t)$ sonlu enerjili fonksiyondur [88].

4.4. R Tepesi Bulma Algoritması

4.4.1. Teager enerji operatörü

Teager enerji operatörü EKG işaretine uygulandığı zaman R tepesi güçlenirken, P, Q, S, T tepeleri zayıflar. Teager enerji operatörü aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.6) görüldüğü gibidir.

$$\psi_{Ts}(n) = \psi_s^2(n) - \psi_s(n-1)\psi_s(n+1) \quad (4.6)$$

Bu eşitlikte $\psi_s(n)$: n'inci değer, Ts: Teager operatörünün çıkışı, $\psi_{Ts}(n)$: $\psi_s(n)$ 'in teager enerji operatörü uygulanmış biçimi olarak gösterilmiştir.

4.4.2. Sinyal enerjisi yöntemi

Aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.7) ifade edildiği gibi işaretin karelerinin toplanması ile sinyal enerjisi yöntemi uygulanır [96].

$$E = \sum_{k=1}^M x(k)^2 \quad (4.7)$$

Bu eşitlikte E: Enerji, K: Zaman indisi, M: süre olarak gösterilmiştir.

4.4.3. R-R aralık yöntemi

RR-aralıklarının değerlerinin ortalamasının sınıflandırılması yüzde değerine göre değerlendirilmektedir. Eğer yüzde değeri yüzde değeri 115'ten büyükse uzun, 85'ten küçükse kısa olarak adlandırılmaktadır. Bu durumların dışarısında kalan durumlar düzenli ritim sınıfında yer almaktadır. R-R aralık yöntemi algoritması eşitliğe (Denklem 4.8) göre oluşturulmuştur [97].

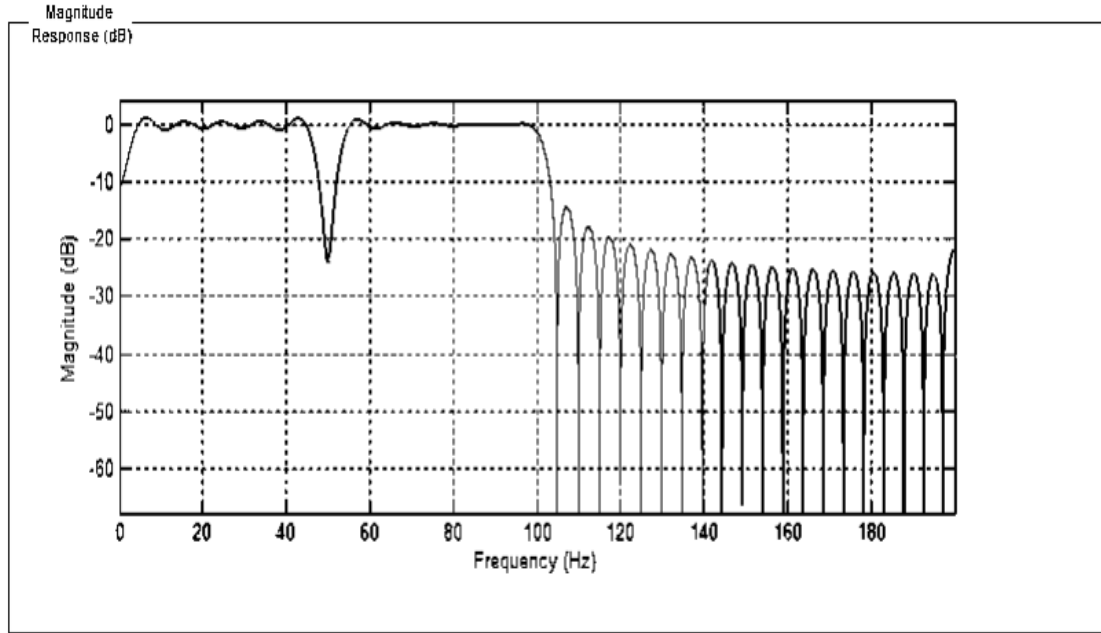
$$rr_{ortalama} = 0.75 * rr_{ortalama}(i-1) + 0.25 * rr(i) \quad (4.8)$$

4.5. Sinyal İşleme Uygulamaları ve Matlab Analizleri

4.5.1. Mikrodenetleyici dijital filtre similasyon tasarım uygulaması

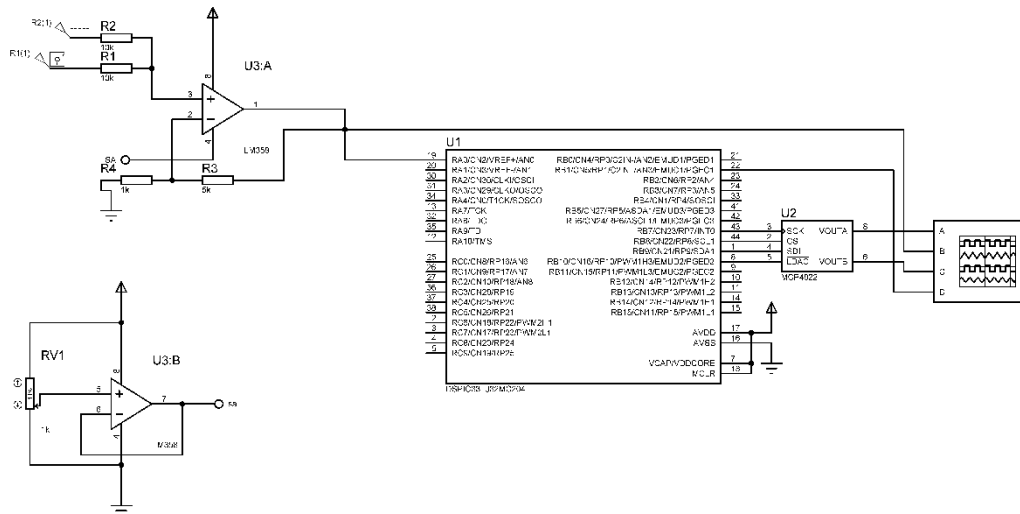
Biyoenstrümantasyon yükselteci kullanılarak genlikleri yükseltileen EKG işaretleri, çevredeki gürültüler ile birlikte yükseltileceği için dijital filtrede kullanılan filtre katsayıları çok olur ve bunun getirisi olarak gömülü sistem kartının çalışma hızını düşürür, bundan dolayı ilk olarak sinyale analog filtre uygulanır ve sinyal olabildiğince temizlenir. Analog filtreleme yapılırken elektronik elemanların da iç gürültüleri olduğu için dijital ve analog filtre beraber kullanılmaktadır [98,99].

Dijital filtre matlab platformu kullanılarak tasarlanmıştır. Filtre tipi FIR filtre seçilmiştir. Metot olarak Least Square Method en az katsayıyı sağlayan frekans cevabını verdiği için tercih edilmiştir. Frekans aralığı ve örnekleme frekansı frekans özellikleri menüsünden gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.3.'te görülen filtre tasarımında multi bant seçilerek frekans aralığı 0–100 Hz arasında bant geçiren ve 50 Hz Notch (çentik) filtre uygulanmıştır. Elde edilen filtre karakteristiği incelenip gömülü sistem kartlarının performansı göz önünde bulundurulup elde edilen 83 filtre katsayısı kullanılması uygun görülmüştür [79].

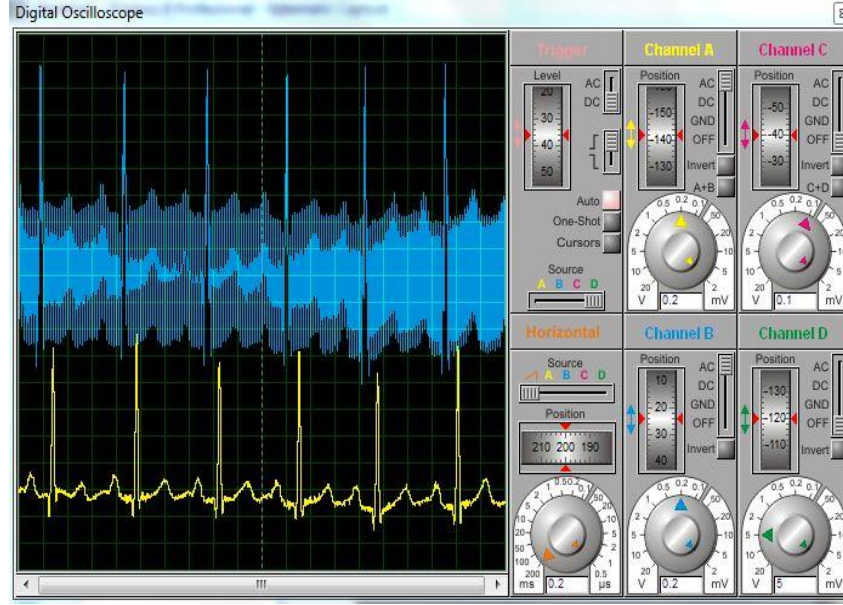


Şekil 4.3. Matlab platformunda dijital filtre tasarımı.

Tasarlamış olduğumuz dijital filtreyi test etmek için 'Proteus' devre simülasyon programı kullanılarak Şekil 4.4.'teki devre tasarlanmış ve gürültülü EKG sinyali uygulanmıştır. Proteus simülasyon programının kendi özelliği olan dijital osiloskop kullanılarak gürültülü EKG sinyali ve filtrelenmiş EKG sinyali Şekil 4.5.'te görüldüğü gibi gösterilip karşılaştırılmıştır [80].



Şekil 4.4. Dijital filtrelerin simülasyon devresi

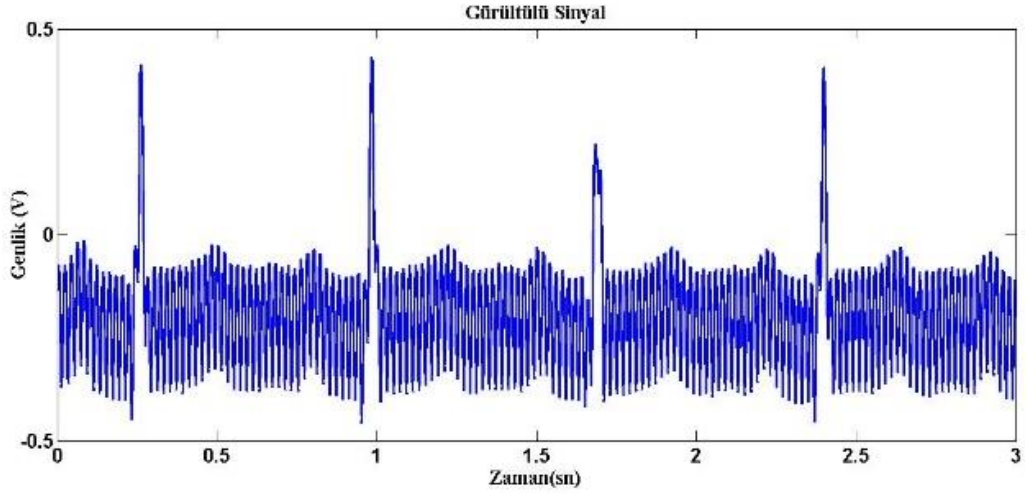


Şekil 4.5. Filtrelenmiş EKG işaretinin simülasyon çıktısı

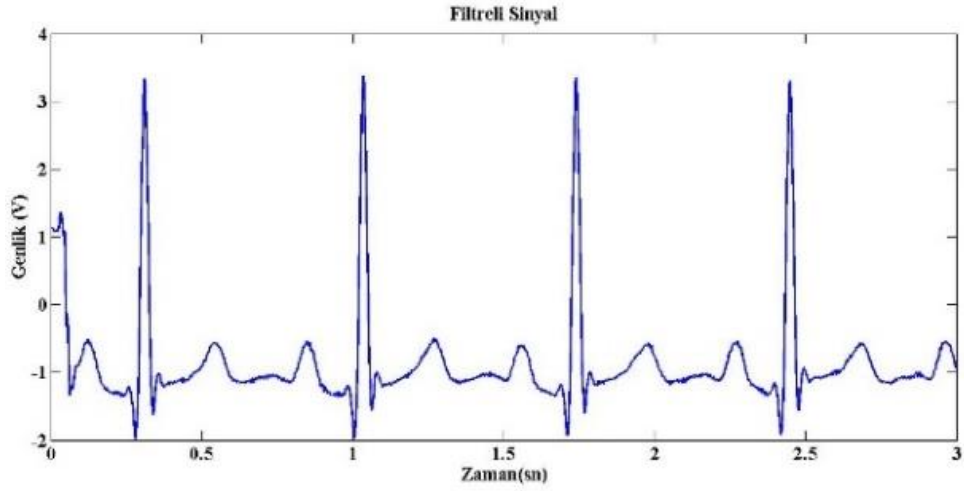
Mavi işaret gürültülü sinyali, Sarı işaret ise filtrelenmiş sinyali göstermektedir.

4.5.2. Dijital bant geçiren ve süzgeç filtre Matlab uygulaması

Şekil 4.6'daki grafik, gürültülü EKG verisidir. Şekil 4.7.'deki EKG verisi, Matlab platformunda tasarlanan 0,01-100 Hz arası bant geçiren filtre ve 50 Hz Notch (çentik) filtre algoritmaları uygulanarak gürültülerden arındırılan EKG verisidir. Dijital filtre tasarımı, R tepe dalgasını bularak nabız hesaplamasının ilk basamağıdır. Özellikle P tepesi ve T tepesi dalgaları üzerine binen gürültüler, nabız hesaplamasında hata oranını arttırmaktadır. Filtrelenmiş EKG işareti incelendiğinde EKG sinyali tepe dalgaları net bir şekilde görülmektedir. R tepesi bulma algoritmaları daha efektif bir şekilde uygulanarak daha belirgin eşik değeri seçimi yapılmıştır [79].



Şekil 4.6. Gürültülü EKG verisi



Şekil 4.7. Matlab çentik ve bant geçiren filtresi çıktısı.

4.5.3. Fourier dönüşümü matlab uygulaması

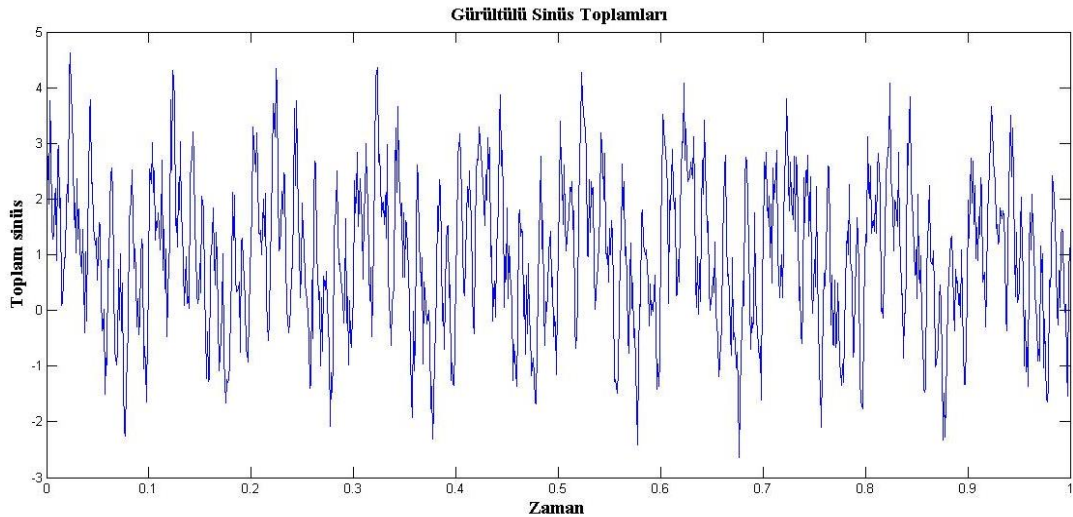
Pratikte çoğu işaret zaman domeninde ifade edilir. Daha açık bir şekilde ifade edecek olursak işaretin grafiğinin eksenlerden bir tanesi zaman (bağımsız değişken), diğer eksen ise genliktir (bağımlı değişken). İşaret işleme çalışmalarında zaman-genlik eksenleri kullanıldığı takdirde sonuca ulaşmak zordur. Çoğunlukla istenilen bilgi frekans ekseninde bulunmaktadır.

İşaretteki değişim hızlı olması, frekansın yüksek olduğunu, değişim yavaş ise işaretin frekansının düşük olduğunu belirtir.

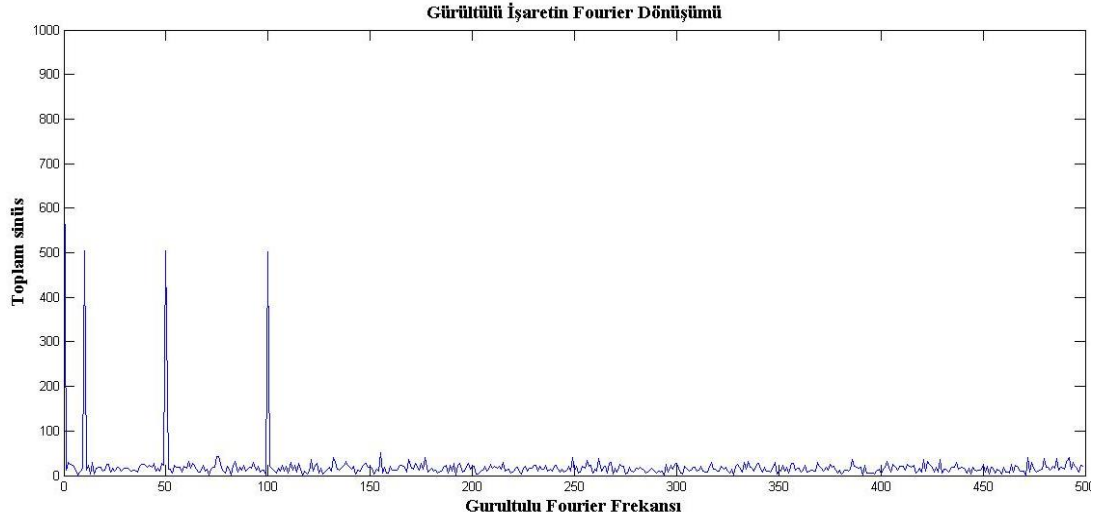
Bir biyopotansiyel işaretin frekansı Fourier dönüşümü yapılarak elde edilir. Zaman domenindeki işarete Fourier dönüşümü uygulandığında zaman eksenini, frekans eksenine dönüştürülmüş olur ve işaretin frekans değerleri elde edilir. Elde edilen frekans bilgisi o işarete bulunan her frekans değerinden ne kadar olduğunu belirtir.

Frekansın pratikte kullanım alanlarına değinecek olursak elektrokardiyogram kayıtlarının grafiğindeki dalga bozuklukları hastalık diye ifade edilebilir. Bu kalp aritmisi diye adlandırdığımız kalp ritim bozuklukları, EKG sinyalinin frekans domeninde işlem yapılarak daha kesin ve doğru sonuçlar elde etmemizi sağlar.

Durağan sinyallerin Fourier dönüşümünde zaman bilgisine pek ihtiyaç duyulmamaktadır. Fourier dönüşümü yapılmadan önce gürültülerden arındırılmış olmasıdır. Örnek ile açıklayacak olursak Şekil 4.8.'de görüldüğü gibi 10, 50 ve 100 Hz'lik sinyallerin üzerinde gürültüler bulunmaktadır. Gürültülü işaretin Fourier dönüşümü yapıldıktan sonra Şekil 4.9.'da görüldüğü gibi Sinüs işaretlerinin frekansları belli olsa bile sabit frekanslı olmayan işaretlerde yanlış sonuçlar elde edilmesine sebep olabilir.

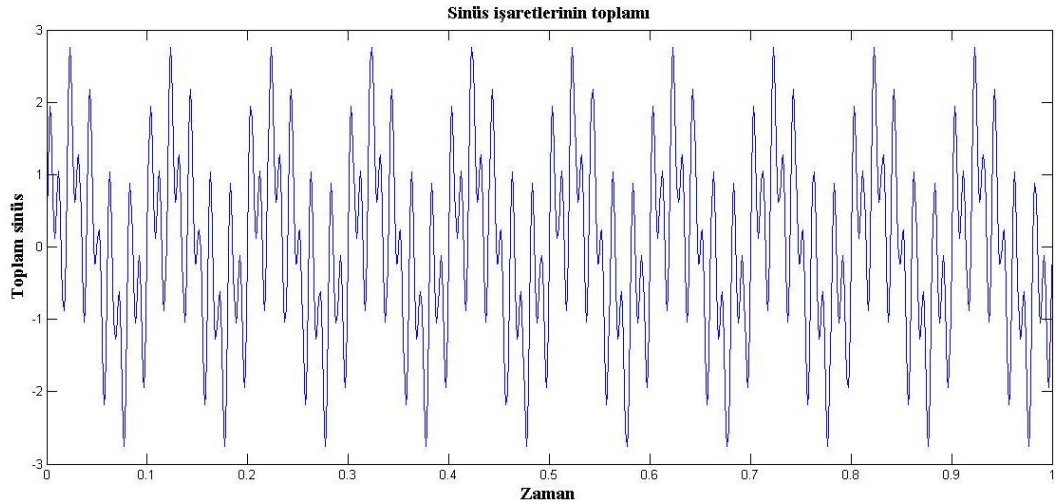


Şekil 4.8. $\sin(2\pi 10t) + \sin(2\pi 50t) + \sin(2\pi 100t)$ gürültülü sinyal

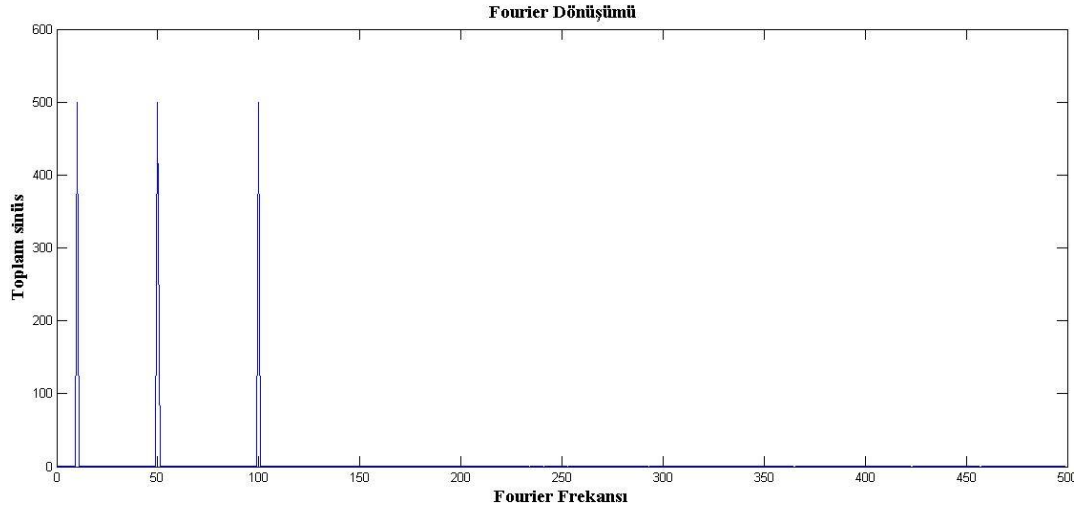


Şekil 4.9. Gürültülü işaretin Fourier dönüşümü

Fourier dönüşümü yapılmadan önce sinyale en uygun filtre tasarlanır ve katsayılar elde edilir. Dijital filtre tasarlandıktan sonra gürültülü sinyale uygulanır ve sinyal Şekil 4.10.'da olduğu gibi gürültülerden arındırılır. Sinyal gürültülerden temizlendikten sonra artık Fourier dönüşümü için hazır hale gelir. Şekil 4.11.'de görüldüğü gibi işaretin frekans bileşenleri net bir şekilde belli olmaktadır.

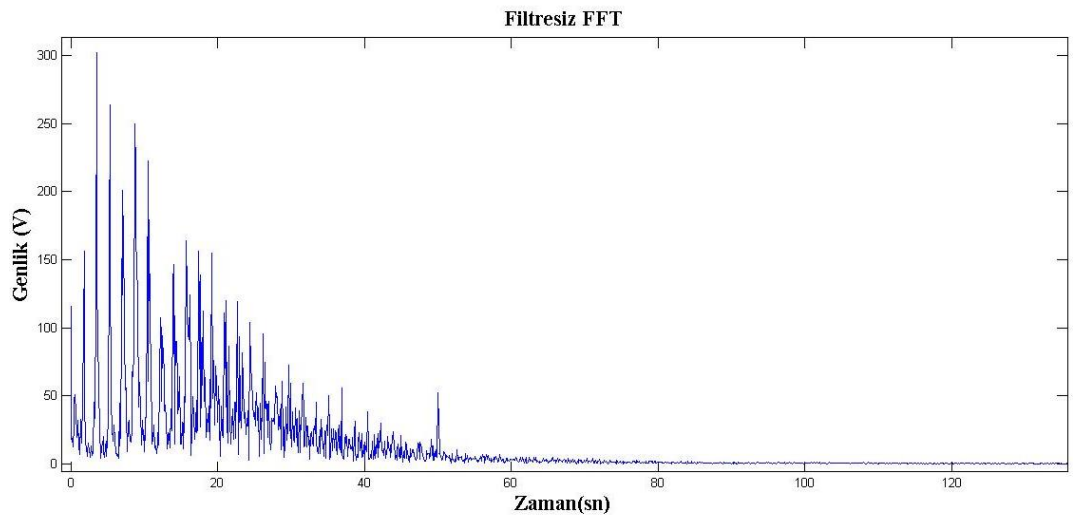


Şekil 4.10. $\sin(2\pi 10t) + \sin(2\pi 50t) + \sin(2\pi 100t)$ gürültüsüz sinyal

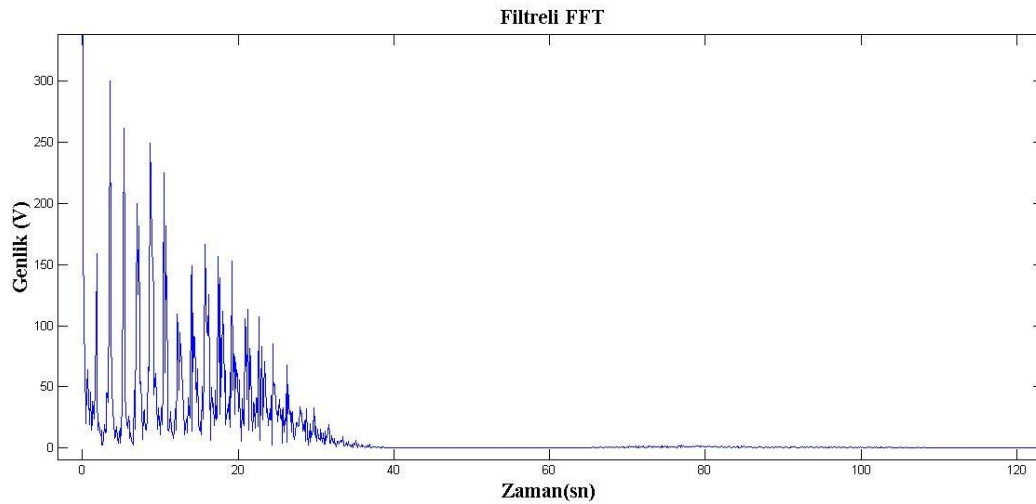


Şekil 4.11. Gürültüsüz sinyalin Fourier dönüşümü

Biyopotansiyel sinyaller durağan sinyaller değildir. Biyopotansiyel sinyaller kaydedilirken çevredeki etmenlerden (şebeke gerilimi (50 Hz), manyetik alan vb.) dolayı işaretinin üzerine gürültüler eklenir. Şekil 4.12.'de gürültülü bir EKG sinyalinin fourier dönüşümü görülmektedir. EKG işaretinin Fourier dönüşümü dikkatli incelendiği zaman 50 Hz'lik şebeke gürültüsü ve alçak frekanslı gürültüler göze çarpmaktadır. Gürültülü EKG sinyali filtrelendikten sonra yapılan Fourier dönüşümünde Şekil 4.13.'te görüldüğü gibi 50 Hz'lik şebeke gürültüsü ve alçak frekanslı gürültüler görünmemektedir.



Şekil 4.12. Gürültülü EKG sinyalinin Fourier dönüşümü



Şekil 4.13. EKG işaretinin Fourier dönüşümü

4.5.4. Dalgacık dönüşümü matlab uygulaması

Fourier dönüşümünün frekans çözünürlüğü iyi olsa bile, herhangi bir zaman aralığında, hangi frekans değerinin olduğu bilgisini içermez. Bu sebepten dolayı dalgacık dönüşümü sinyal işleme yöntemi geliştirilmiştir.

EKG sinyali durağan olmayan sinyal olduğundan, frekans ve zaman bilgisine aynı anda ihtiyaç duyulmaktadır. Bu sebepten dolayı dalgacık dönüşümü, Fourier Dönüşümünden daha çok tercih edilir.

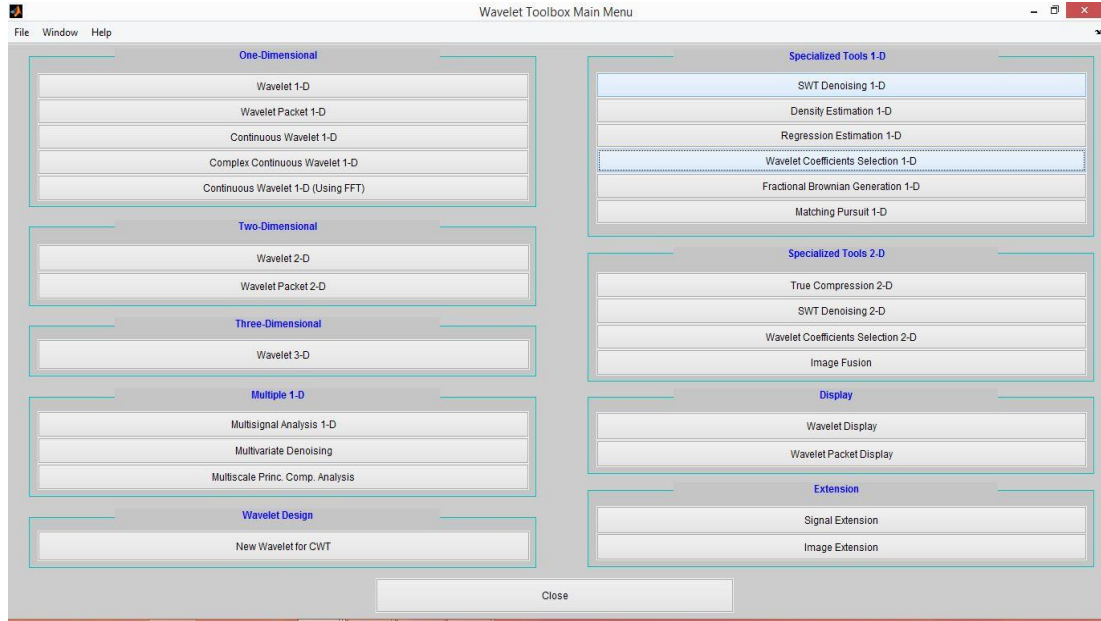
Dalgacık dönüşümü; sinyali farklı frekans değerlerine ayıran ve bileşenleri o ölçekteki çözünürlüğü ile inceleyen sinyal işleme metodudur.

Erdoğan ve Pekçakar'ın yaptıkları çalışmada db10 ve db2 dalgacık ailelerini seçerek 4. seviyede dalgacık dönüşümü gerçekleştirerek, elde edilen katsayılar YSA'da sınıflandırmada kullanmışlardır [101].

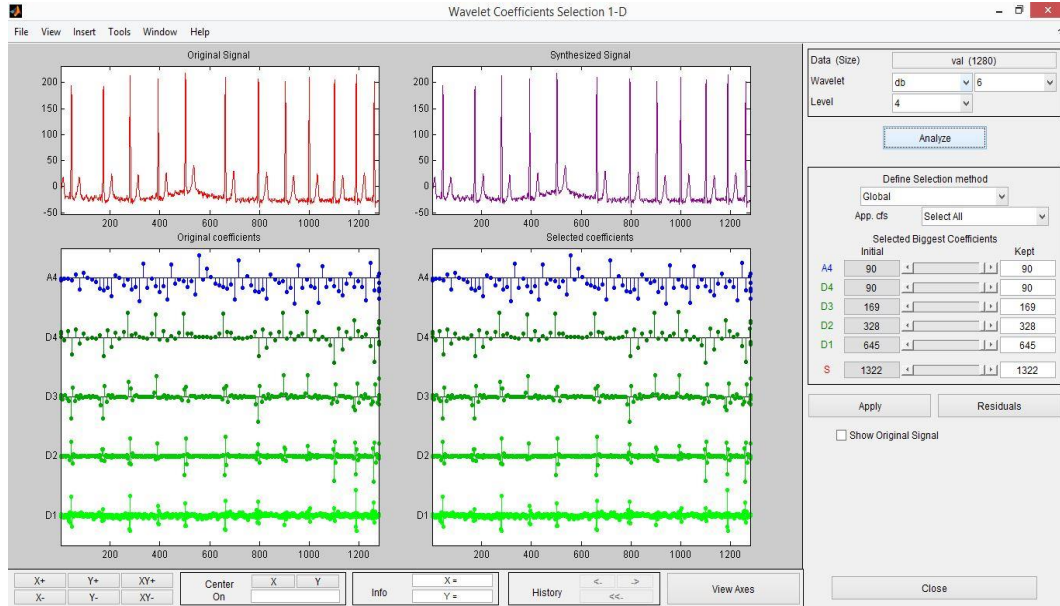
Sarkaleh ve Shahbahrami'nin yaptıkları çalışmada hareketli ortalama filtresini kullanılmış, db6 dalgacık ailesi 8 seviye katsayılarından varyans, minimum, maksimum istatistiksel formüllerinden kullanılarak özellik çıkarımı yapılmış ve YSA da sınıflandırılmıştır [102].

Yapay sinir ağı eğitiminde kullanılmak üzere, özellik çıkarımı aşamasında bu makaleler referans alınarak db2, db4, db6 ve db10 dalgacık aileleri kullanılmıştır ve başarı oranları karşılaştırılmıştır.

Dalgacık dönüşümü yapmadan önce matlab platformunda dalgacık dönüşümü tasarlanabilir ve katsayılar analiz edilebilir. Şekil 4.14.'te görünen dalgacık dönüşümü araç kutusu Matlab platformunun kendi toolbox'ıdır. Wavemenu komutu ile erişilmektedir. Şekil 4.15.'te görüldüğü gibi db6 dalgacık ailesine ait 4. seviye dalgacık tasarımı yapılmıştır ve katsayılar analiz edilmiştir.

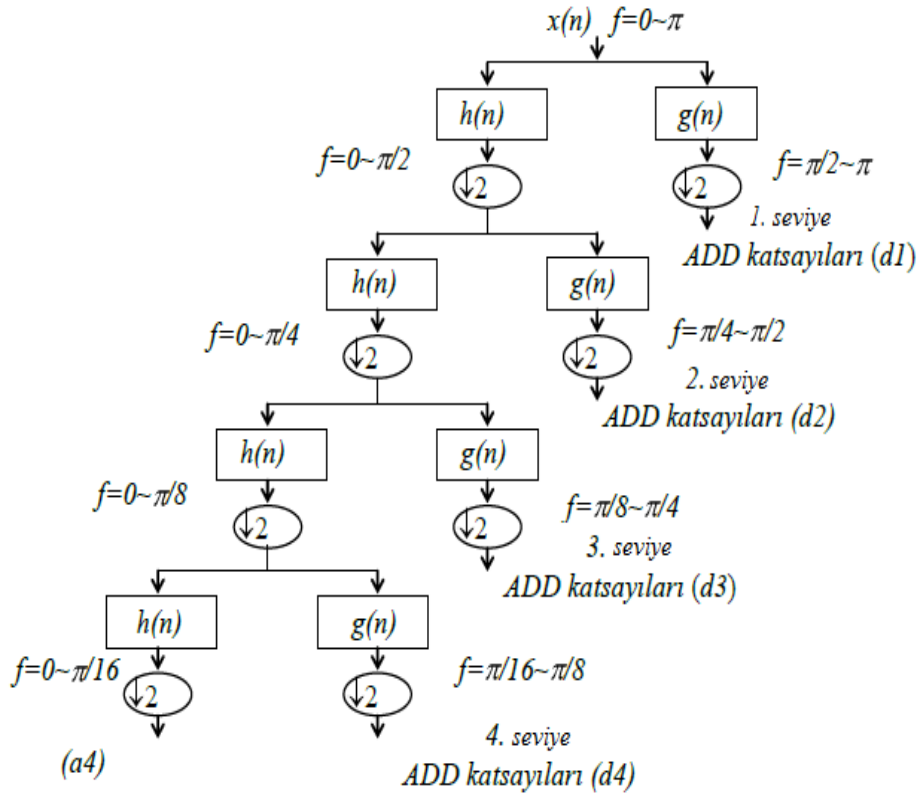


Şekil 4.14. Matlab wavemenu toolbox'ı



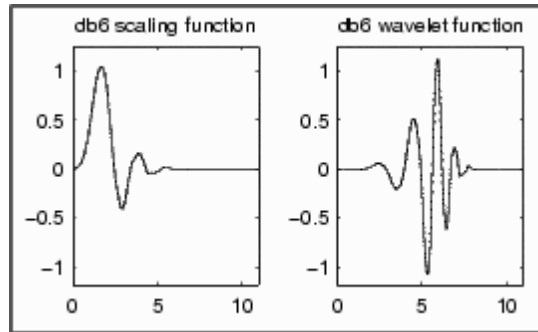
Şekil 4.15. Matlab üzerinden dalgacık dönüşümü tasarımı

Sinyale dalgacık dönüşümü uygulanırken farklı frekans bantlarına ayırmak için Şekil 4.16.'da olduğu gibi yüksek ve alçak geçiren filtreler uygulanıp dalgacık dönüşümü katsayıları elde edilir.



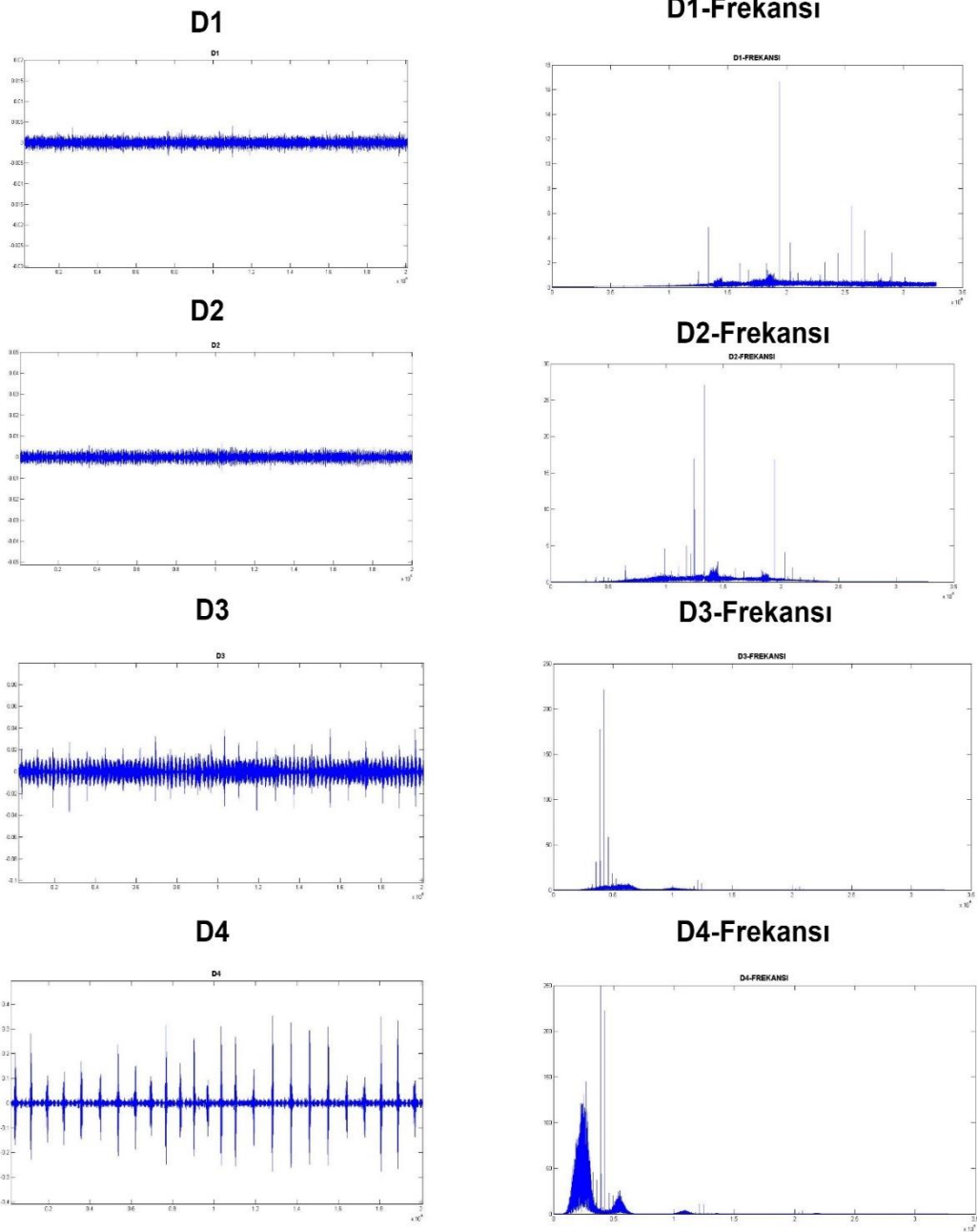
Şekil 4.16. 4. Seviye dalgacık dönüşümü ağacı [100]

Yapılan çalışmada Şekil 4.16.'daki 4. seviye dalgacık ağacı model alınmıştır ve katsayıları hesaplanmıştır. Yüksek geçiren ($g(n)$) ve alçak geçiren ($h(n)$) filtreleri için Şekil 4.17.'de görünen db6 (Daubechies 6) dalgacık ailesi seçilmiştir.



Şekil 4.17. Daubechies 6 dalgacık ailesi

Şekil 4.18.'de görüldüğü gibi db6 dalgacık ailesine ait yaklaşım katsayıları ve bunlara ait frekans değerleri hesaplanmıştır.



Şekil 4.18. Db6 Dalgacık ailesi katsayıları ve frekans değerleri

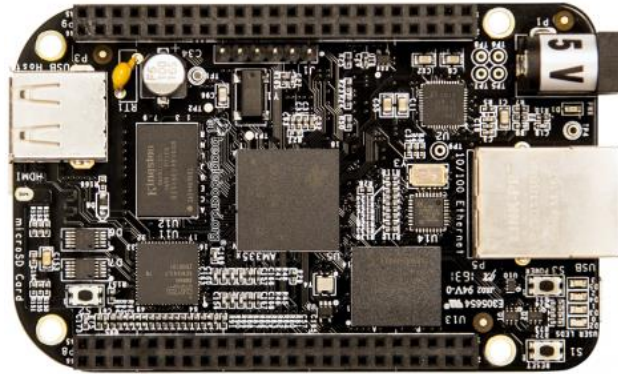
Sinyal işleme metotlarının gerçek zamanlı çalışabilmesi için gömülü sistem kartlarının işlem gücünün yeterli olması gerekmektedir.

BÖLÜM 5. GÖMÜLÜ SİSTEM KARTLARI ÖZELLİKLERİ

Gömülü sistem kartları belirli işlevleri yerine getirmek için ya da büyük bir sistem oluşturup farklı modüllerin aynı anda kontrolünün gerçekleştirilmesini sağlayan donanım ve yazılımın birleşimidir.

5.1. Beaglebone Gömülü Sistem Kartı

Beaglebone, AM3358 işlemciye sahip. 1GHz işlem gücü bulunan gömülü sistem kartıdır. 512MB DDR Ram belleğine sahiptir. 4GB eMMC bellek içerisinde Linux/Debian/GNU yüklü halde gelmektedir. 2 tane USB port bulunur. Beaglebone gömülü sistem kartı USB veya 5V DC girişlerinden beslenerek güç gereksinimi karşılayabilmektedir [103]. Şekil 5.1.'de Beaglebone gömülü sistem kartı görülmektedir.

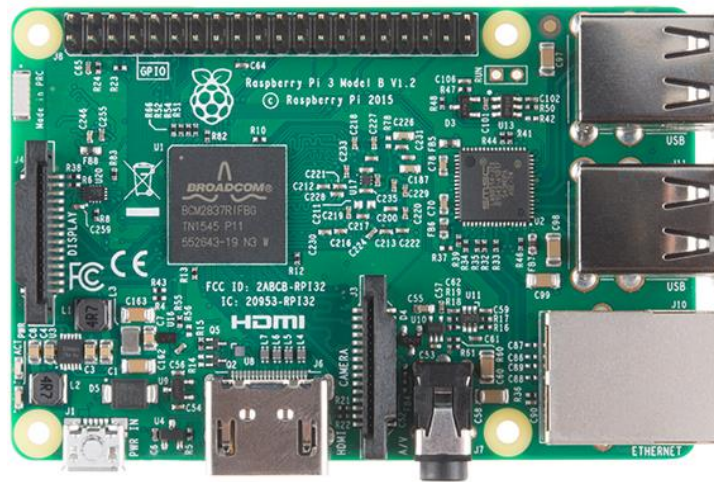


Şekil 5.1. Beaglebone gömülü sistem kartı

5.2. Raspberry Pi Gömülü Sistem Kartı

Raspberry pi son yıllarda en çok tercih edilen ve kütüphane desteği kuvvetli popüler kartlar arasında üstlerde yer almaktadır. ARM mimarisine sahip 4 çekirdekli, 1,2 GHz

işlemci gücüne sahip bir gömülü sistem kartıdır. Veri depolama işlemi ve booting için SD kart kullanılabilir. Üzerinde ses çıkışı, USB 2,0 portu, MIPI kamera girişi, 5 V Micro USB güç girişi, HDMI video çıkışı ve GPIO ara yüzü bulunmaktadır. Aynı zaman Raspberry pi' ye ait harici olarak 3,5 inç, 5 inç ve 7 inç büyüklüklerine sahip ekranları bulunmaktadır. Ekstradan haberleşme protokolüne ihtiyaç duymadan HDMI kablosu ile ekran ve Raspberry pi birbirine bağlanabilir. Raspberry pi birçok programlama dilini destekler bunların başında Python, BBC Basic, Perl, C ve C++ programlama dilleri gelmektedir [104]. Şekil 5.2.'de Raspberry pi gömülü sistem kartı görülmektedir.



Şekil 5.2. Raspberry pi gömülü sistem kartı




5.3. Odroid Gömülü Sistem Kartı

Odroid XU4 gömülü sistem kartı 8 çekirdekli Samsung Exynos5422 Cortex™-A15 2 GHz Cortex™-A7 işlemcisi bulunmaktadır. Odroid XU4 gömülü sistem kartında 2 Gb DDR3 Ram belleği bulunmaktadır. Üzerinde ses çıkışı, USB 3,0 portlar, GPIO ara yüzü, HDMI video çıkışı, MIPI kamera çıkışı ve 5 V Micro USB güç girişi bulunmaktadır. Booting ve depolama işlemi SD kart üzerinden gerçekleştirilir. OpenGL ve OpenCV gibi kütüphaneleri destekler ve yüksek performans ile çalışır [105]. Şekil 5.3.'te Odroid gömülü sistem kartı görülmektedir. Tablo 5.1.'de sistem kartları'nın özellikleri gösterilmiştir.



Şekil 5.3. Odroid XU4 gömülü sistem kartı

Tablo 5.1. Gömülü sistem kartlarının karşılaştırılması

ÖZELLİKLER	ODROID	RASPBERRY PI 3	BEAGLEBONE BLACK
Görsel			
İşlemci	Samsung Exynos5422 ARM® Cortex™-A15 Quad 2.0GHz/Cortex™-A7 Quad 1.4GHz	Quad Core 1.2GHz Broadcom BCM2837 64bit CPU	AM335x 1GHz ARM® Cortex-A8
Hafıza	2Gbyte LPDDR3 RAM PoP (750Mhz, 12GB/s memory bandwidth, 2x32bit bus)	1GB RAM	512 MiB DDR3
GRAFİK İŞLEMCİSİ	Mali™-T628 MP6 OpenGL ES 3,1 / 3,0 / 2,0 / 1,1 and OpenCL 1.2 Full profile	Broadcom VideoCore IV @ 250 MHz	PowerVR SGX530(200 MHz)
Ses	HDMI Dijital ses çıkışı. Opsiyonel USB ses kartı	3.5 mm telefon jakıyla analog; HDMI	Micro-HDMI, cape add-ons

Tablo 5.1. (Devamı)

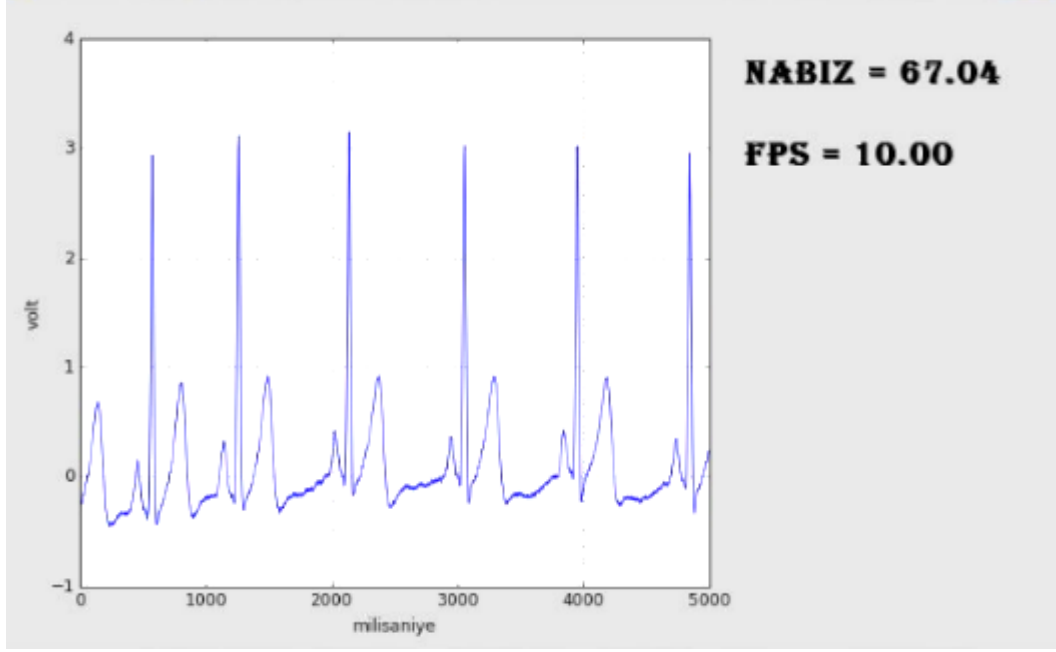
ÖZELLİKLER	ODROID	RASPBERRY PI 3	BEAGLEBONE BLACK
USB3.0 Host	SuperSpeed USB standard A type connector x 2 port	-	-
USB2.0 Host	HighSpeed USB standard A type connector x 1 port	4 USB 2 ports	1 x Standard A host port(direct).1 x mini B device port(direct)
Görüntü Çıkışı	HDMI 1.4a with a Type-A connector	HDMI, 3.5 mm TRS konnektörü 15-pin MIPI kamera arayüzü (CSI) konnektörü	Micro-HDMI, cape add-ons
Depolama	eMMC modul soketi, MicroSDHC slotu	MicroSDHC slotu	8-bit eMMC ,MicroSDHC slotu
Ethernet LAN	10/100/1000Mbps Ethernet	10/100 Mbit/s Ethernet,	10/100 Mbit/s Ethernet,
WiFi	USB IEEE 802,11 ac/b/g/n 1T1R WLAN with Antenna (External USB adapter)	802,11n WiFi, Bluetooth 4.1	-
Güç Girişi	4.8Volt~5.2Volt (5V/4A Power supply is recommended)	5V MicroUSB ya da GPIO başlığı 800 mA (4.0 W)	Mini USB or 2.1 mm x 5.5 mm 5 V jack 210–460 mA @5 V
Sistem Yazılımı	Ubuntu 16.04 + OpenGL ES + OpenCL on Linux Kernel 4.9 LTS Android 4.4.2 on Kernel LTS 3.10	Windows 10 IoT Core[4] ve Linux	Windows 10 IoT Core[4] ve Linux
Boyut	85 x 58 x 20 mm	85.60 mm × 56.5 mm	86,36 mm x 53,34 mm

BÖLÜM 6. ARA YÜZ TASARIMI

Yazılım tasarımı, yazılım yöntemlerini, işlevleri, nesneleri ve sonuç yapacak işlevselliğin kullanıcılarınızın gereksinimlerini karşılayacak şekilde kodun genel yapısını ve etkileşimini tanımlama işlemidir [106].

6.1. Python Dili ile Tasarlanan Ara Yüz

Python, nesne yönelimli, yorumlamalı, birimsel (modüler) ve etkileşimli yüksek seviyeli bir programlama dilidir. Girintilere dayalı basit sözdizimi, dilin öğrenilmesini ve akılda kalmasını kolaylaştırır. Bu da ona söz diziminin ayrıntıları ile vakit yitirmeden programlama yapılmaya başlanabilen bir dil olma özelliği kazandırır. Modüler yapıda olması sebebiyle işletim sisteminden bağımsız kod geliştirme yapılabilir. Derlemeye ihtiyaç duymadan doğrudan çalıştırılabilmesi ve basitliği ile hızlı prototipleme işlemleri için uygundur. Kullanılan donanım üzerinde hızlı sonuçlar elde edip sistemin çalışmasını analiz edebilmek için ara yüz yazılımı öncelikle Python dili ile matplotlib kütüphanesi kullanılarak Şekil 6.1.'deki ilk ara yüz tasarımı oluşturulmuştur. Python yazılım diline uygun birçok kütüphane desteği bulunmaktadır. Matplotlib kütüphanesi, diğer kütüphanelerle karşılaştırılmış ve en iyi sonucu vermiştir. Ancak Python ile oluşturulan ara yüzlerin gerçek zamanlı çalışmaya elverişli hızlara çıkamamasından dolayı diğer orta seviyeli programlama dillerine yönelinmiştir [107].

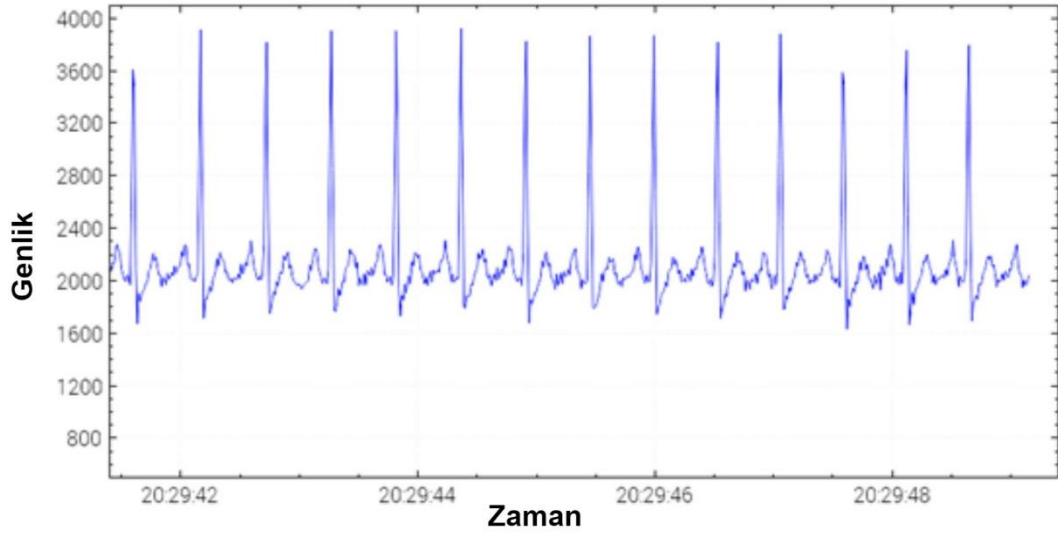


Şekil 6.1. Python dili ile tasarlanan ara yüz

6.2. QT ve C++ ile Oluşturulan Ara Yüz Tasarımı

Qt, birden çok platformu destekleyen bir grafiksel kullanıcı ara yüzü geliştirme araç takımıdır, programlama dili değildir. Ancak kendine has yazım biçimi ve güçlü kütüphaneleri özellikle C++ ile ara yüz geliştirmeyi oldukça kolaylaştırmıştır. Qt, C++ kullansada, farklı dillere olan bağlantıları sayesinde Python, Ruby, PHP, Perl, Pascal, C# ve Java ile de kullanılabilir. Projede kullanılan ara yüzün son hali de C++ dili ve QT kütüphaneleri kullanılarak oluşturulmuş, gömülü sistem kartları için Şekil 6.2.'de görüldüğü gibi optimize edilmiştir [107].

Sonrasında nabız bulma algoritmaları kullanılarak, nabız ve hız performansı, gömülü sistem kartlarımıza bağlı 7"lik Raspberry Pi' a ait olan özel ekranında nabız hesaplanması ve analizleri ile birlikte monüterizasyonu sağlanmıştır.



82 FPS, HEART RATE : 114

Şekil 6.2. C++ dili ile tasarlanan ara yüz tasarımı

BÖLÜM 7. YAPAY SİNİR AĞI VE GENETİK ALGORİTMA HİBRİT MODELİ

7.1. Özellik Çıkarımı

Bu çalışmada oluşturulan veri setinde, her bir verinin sağlıklı veya atriyal fibrilasyon kalp aritmisini barındırıp barındırılmadığını ayırt edilebilmek için sinyaller arasındaki temel farklara bakılmaktadır. Bu farklar morfolojik veya istatistiksel özelliklerdir. Çalışma kapsamında birinci dereceden istatistiksel öznitelikler kullanılarak sinyaller nitelendirilmiştir. Kullanılan istatistiksel özellikler; maksimum değer, minimum değer, aritmetik ortalama, standart sapma ve varyans değeridir.

7.1.1. Maksimum değer

Maksimum değer 10 saniyelik veride bulunan en yüksek tepe değeridir.

7.1.2. Minimum değer

Minimum değer 10 saniyelik veride bulunan en düşük tepe değeridir.

7.1.3. Aritmetik ortalama

Aritmetik ortalama dizideki değerlerin toplamının, toplam dizideki değer sayısına oranıdır. Aritmetik ortalamaya ilişkin eşitlik (Denklem 7.1) gösterilmektedir.

$$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N}{N} = \frac{\sum X_i}{N} \quad (7.1)$$

Bu eşitlikte \bar{X} :aritmetik ortalama, X: veri setindeki değerler, N: veri setindeki değerlerin sayısı olarak gösterilmiştir.

7.1.4. Standart sapma

Standart sapma matematiksel işlemler için uygun bir dağılma ölçüsüne sahiptir. Genel olarak standart sapma değeri, aritmetik ortalamadan büyüktür. Hastalıklı ve sağlıklı veri setinin ayırımında ayırt edici özelliğine yüksektir. Standart sapma, aritmetik ortalamadan sapan değerlerin kareli ortalamasıdır. Standart sapmaya ait eşitlik (Denklem 7.2) aşağıda gösterilmektedir.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (7.2)$$

Bu eşitlikte σ : standart sapma, \bar{X} : aritmetik ortalama, X_i : i'ninci değer, n: değerlerin sayısı olarak gösterilmiştir.

7.1.5. Varyans

Varyans veri setindeki değerlerin aritmetik ortalama değere göre dağılımını göstermektedir. Standart sapmanın karesi varyans değerini verir. Aşağıdaki eşitlikte (Denklem 7.3) varyans değerinin matematiksel eşdeğeri gösterilmektedir.

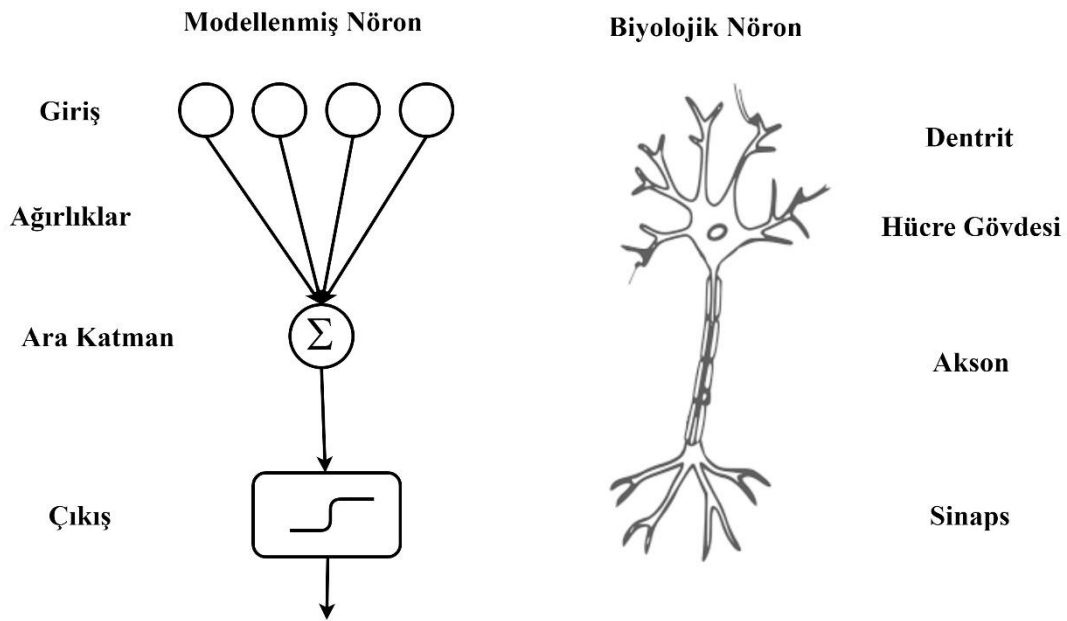
$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}{N-1} \quad (7.3)$$

Bu eşitlikte σ^2 : varyans, \bar{X} : aritmetik ortalama, X_i : i'ninci değer, N: değerlerin sayısı olarak gösterilmiştir.

7.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağı (YSA), insan beyninden esinlenen yapı ve fonksiyona sahip matematiksel bir modeldir. Yapay sinir ağının yapısı, nöronlar ve ağırlıklar arasındaki bağlantılardan oluşur. Nöronlar biyolojik sinir ağlarından esinlenerek katmanlar

halinde uyarlanmıştır. Şekil 7.1.'de yapay nöron ve biyolojik nöron arasındaki bağlantıyı göstermektedir. Yapay sinir ağının ağırlıkları, eğitim tamamlanana kadar çeşitli eğitim algoritmalarından biri kullanılarak, kademeli olarak eğitilir. YSA tarafından elde edilen bilgi, ağırlıklar olarak saklanır. Bu öğrenme süreci, insan beyni gibi biyolojik sistemlere benzer [108,109]. Yapay sinir ağı, bilgisayar destekli tanıya (BDT) tıbbi karar almada yardımcı olur. Çünkü bir ağdaki bireysel nöronlar ve ağırlıklar herhangi bir zekâyâ sahip olmasa bile, bağlandıklarında insan karar verme sürecinin potansiyeline sahiptirler.



Şekil 7.1. Modellenmiş nöron ve biyolojik nöronun karşılaştırılması

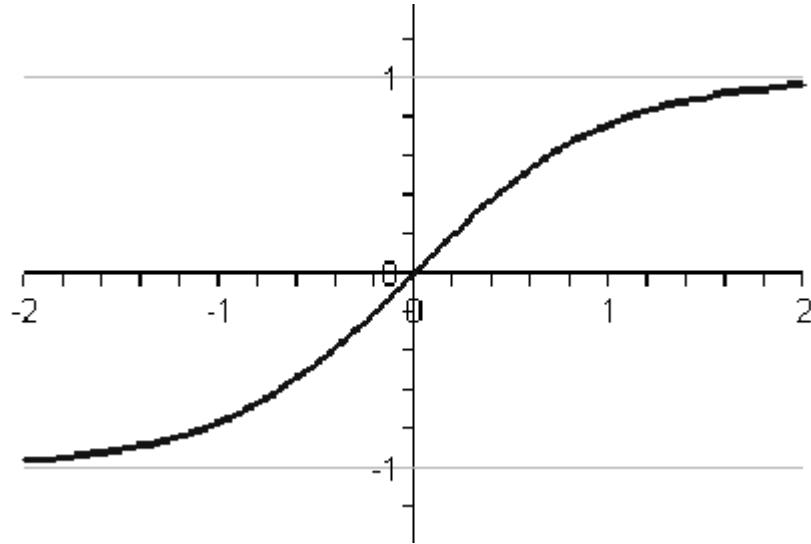
7.2.1. Veri setinin oluşturulması

EKG veri seti oluşturulmasında MIT-BIH veri tabanı kullanılmıştır. Her kayıt, 128 örnekleme frekansına sahip, iki EKG sinyali içeren bir dakikalık atriyal fibrilasyon ritim bozukluğu verileridir. Veri seti uzun süreli (20-24 saat) EKG kayıtlarından çıkarılmıştır. 1 dakikalık veri seti 10 saniyelik veriler oluşturacak şekilde bölümlendirilmiştir.

10 saniyelik 240 sinyalden oluşan veri setinin 107 tanesi sağlıklı sinyalleri oluştururken, 133 tanesi hastalıklı EKG verilerini oluşturmaktadır. Hastalıklı EKG verilerinde atriyal fibrilasyon kalp ritim bozukluğu bulunmaktadır.

7.2.2. İleri yönlü geri yayımlı nöral ağ

Son 45 yılda, McCulloch ve Pitts tarafından yapay nöron kavramı ortaya atıldığından bu yana sürekli olarak nöral ağ topolojisi geliştirilmektedir [108]. Bu çalışmada oluşturulan YSA, çok katmanlı ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları tipik olarak birbiriyle tamamen bağlantılı birkaç nöron katmanından oluşur. Çok katmanlı bir ağdaki her bir nöron, girdiyi aldığı önceki katmandaki nöronlarla, bir sonraki katmandaki çıktıları alan nöronlarla bağlantılıdır. Bu çalışmada yapay sinir ağı eğitiminde transfer fonksiyonu olarak tanjant sigmoid (tansig) fonksiyonu kullanılmıştır. Şekil 7.2.'de tanjant sigmoid fonksiyonu gösterilmektedir.



Şekil 7.2. Tanjant sigmoid fonksiyonu

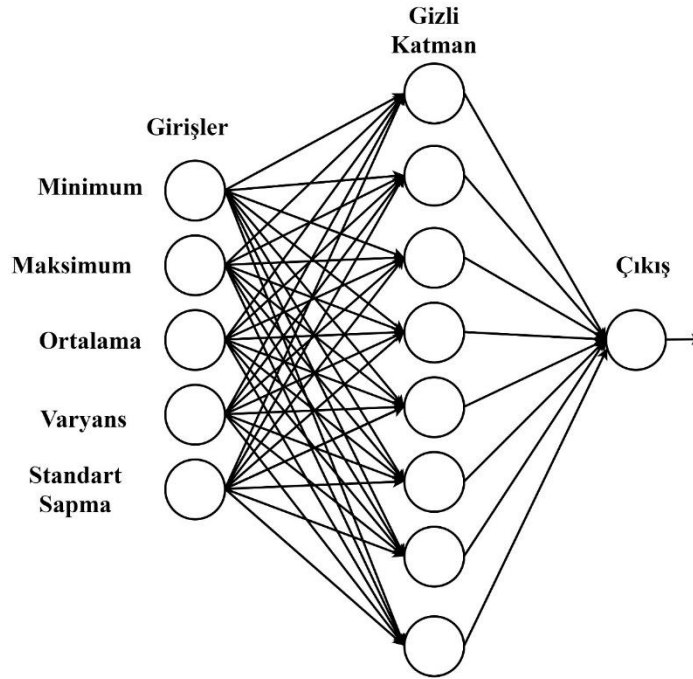
Tanjant sigmoid fonksiyonunun aşağıdaki eşitlikte (Denklem 7.4) olduğu gibidir.

$$a = \tan \text{sig}(n)$$

$$a = \frac{2}{(1 + e^{-2n})} - 1 \quad (7.4)$$

Tanjant sigmoid transfer fonksiyonu deęerleri 0 ile 1 arasında aralıktta normalleřtirilir. Normalleřtirilmiř ıktı daha sonra ıkıř katmanındaki nronlara aktarılır. Bu tr nronlar ve mimarilerle sinir aęlarını eęitmek iin birok algoritma vardır. Ancak, eęitim yaygın olarak geri yayılma eęitim algoritması kullanılarak yapılır.

Yapay sinir aęı modeli Őekil 7.3.'te grldę gibi 5:8:1 olarak belirlenmiřtir. Giriř katmanında istatistiksel zellik ıkarımında elde edilen katsayılar kullanılmıřtır. Gizli katmanın sayısı iin kullanılan matematiksel formlasyon bulunmadıęı iin ara katman sayısı olarak 8 nron kullanımı tercih edilmiřtir. ıkıř katmanı 0 ile 1 arasında skala edilmiřtir. Hastalıklı EKG kayıtlarına 1 etiketi verilirken, saęlıklı EKG kayıtlarına 0 etiketi verilerek yapay sinir aęına giriř ve ıkıř arasındaki iliřki yapay sinir aęına ęretilmiřtir.



Őekil 7.3. Yapay sinir aęı modeli

7.2.3. ROC eęrisi

Bir sınıf eęitildikten sonra, test rneklerinin hedef sınıfını tahmin etmek ya da tespit etmek iin kullanılır. Ancak, test rneklerinin sınıflandırılmasından nce, bir sınıfın kalitesi, eęitim ařamasında deęerlendirilir. Bir sınıfın kalitesi, doęruluk (Accuracy),

duyarlılık (sensitivity) ve özgünlük (specificity) gibi ölçümler kullanılarak belirlenir. Tıbbi araştırmalarda duyarlılık (Doğru Pozitif Oran) ve özgünlük (Yanlış Pozitif Oran) belirlemek standart bir ölçüm sistemidir. Bununla birlikte, bu metrikler belirli bir sınıf için öngörülen örneklerin toplam sayısını dikkate almaz. ROC eğrisinde, x eksenini özgünlüğü (Yanlış Pozitif Oran) temsil ederken, y ekseninde duyarlılık (Doğru Pozitif Oran) bulunmaktadır. Tablo 7.1.'de görüldüğü gibi yapay sinir ağının, hastalıklı veriyi hasta olarak tahmin etmesi doğru pozitif (TP) olarak tanımlanırken, sağlıklı veriyi sağlıklı olarak tanırsa buda doğru negatif (TN) olarak adlandırılır. Bunların tam tersi olarak hastalıklı veriyi sağlıklı olarak tanırsa yanlış negatif (FN), sağlıklı veriyi hasta olarak tahmin ederse yanlış pozitif (FP) olarak tanımlanır.

Tablo 7.1. ROC eğrisi doğru ve yanlış tahminler

		Tahmin	
		Hasta	Sağlıklı
Doğruluk	Hasta	TP	FN
	Sağlıklı	FP	TN

ROC eğrisinde kuzey batıdaki noktalar ağın başarılı olduğunu göstermektedir. İstenilen, duyarlılık (Doğru Pozitif Oran) yüksek iken, özgünlük (Yanlış Pozitif Oran) değerinin düşük olmasıdır.

Duyarlılığa ilişkin eşitlik (Denklem 7.5) gösterilirken, sonraki eşitlikte (Denklem 7.6) özgünlüğün matematiksel eş deęeri bulunmaktadır. Doğruluęa ait eşitlik ise (Denklem 7.7) bir sonraki eşitlikte belirtilmiştir.

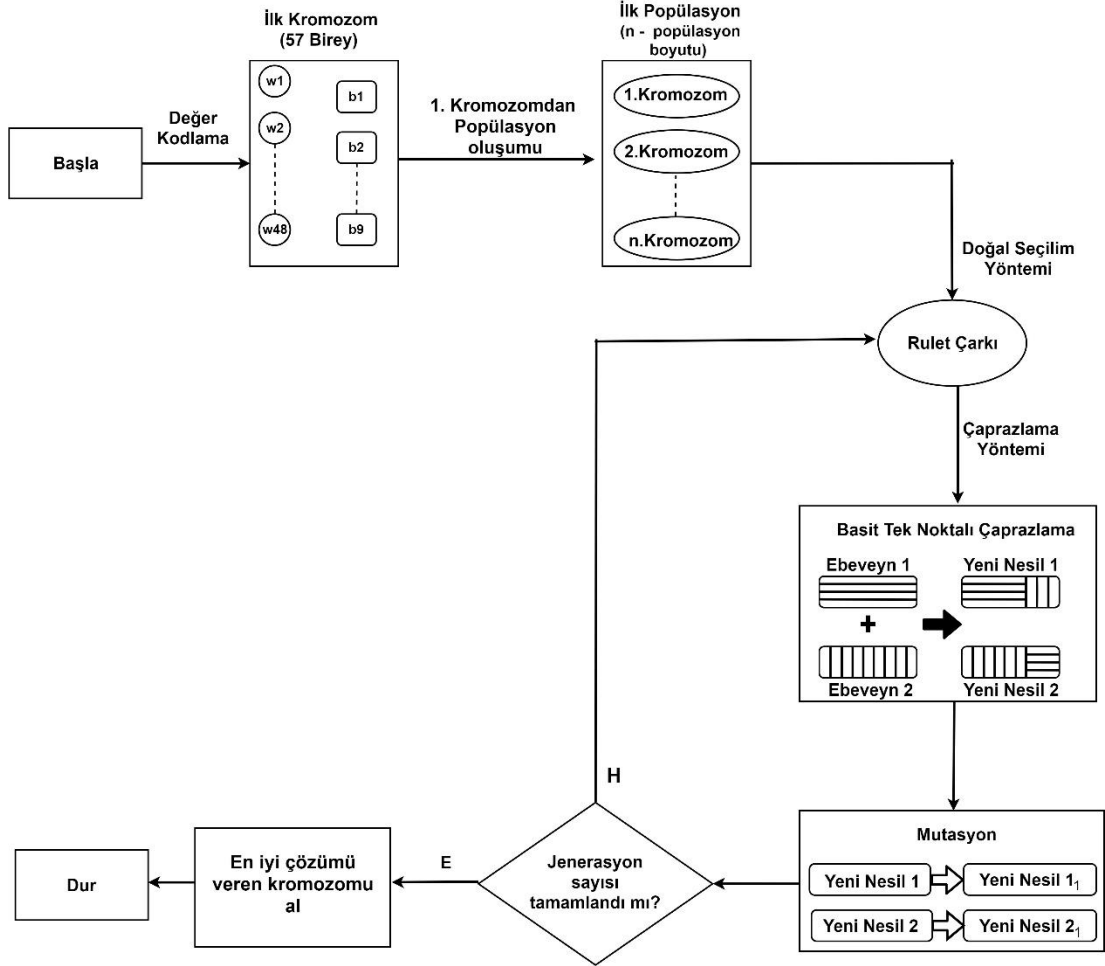
$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7.5)$$

$$\text{Özgünlük} = \frac{TN}{FP + TN} \quad (7.6)$$

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100 \quad (7.7)$$

7.3. Genetik Algoritma

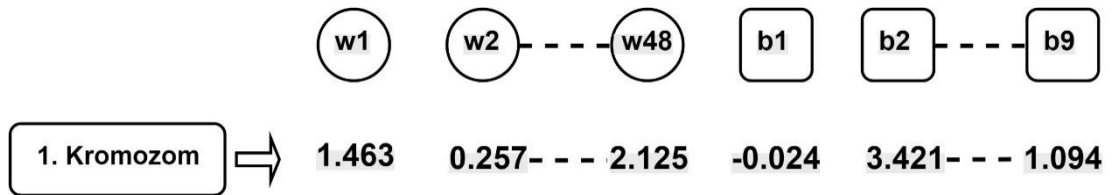
Genetik algoritma bir optimizasyon yöntemidir. Şekil 7.4.' te ki blok diyagramı kendi problemimize uyguladığımız kodlama, seçilim, çaprazlama ve mutasyon yöntemlerinin gösterimidir. İlk olarak yapay sinir ağlarından elde edilen ağırlıkların değer kodlama yöntemi ile ilk kromozomu oluşturulur. Bu kromozomdaki bireylerden belli sayılar arasında rasgele sayı eklenerek veya çıkarılarak diğer kromozomlar üretilmiş olur ve ilk popülasyon oluşturulur. Doğal seçilim yöntemi olarak rulet çarkı tercih edilerek sonrasında birinci ara popülasyon elde edilir. Çaprazlama yöntemi olarak ise basit tek noktalı çaprazlama yöntemi uygulanarak birinci ara popülasyondan, ikinci ara popülasyonu oluşturulur. İkinci ara popülasyondaki bireyler mutasyona uğrayarak yeni popülasyonu meydana getirir. Seçilim işleminden, mutasyon sonrası yeni popülasyon oluşana kadar ki süreç bir jenerasyon olarak adlandırılır. Bu işlemler belirlenen bir jenerasyon sayısı kadar devam eder. Jenerasyon sayısı, belirlenen iterasyon sayısına eriştiği zaman algoritma durur ve en sondaki popülasyonun en iyi sonuç veren kromozomu probleme adapte edilir.



Şekil 7.4. Genetik algoritma blok diyagramı

7.3.1. Değer kodlama

Yapay sinir ağlarından elde edilen ağırlıklar ilk kromozom olarak kullanılacağı için bir kromozom 57 bireyden meydana gelir ve değer kodlama yöntemi yapılması tercih edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan değer kodlama yöntemi Şekil 7.5.'te görüldüğü gibidir.



Şekil 7.5. Birinci kromozom elde edilmesi

7.3.2. İlk popülasyon oluşumu

Birinci kromozom oluşturulduktan sonra diğer kromozomlar birinci kromozomdan üretilir. İlk kromozomda bulunan 57 bireye, belli sayılar arasında rastgele sayı eklenerek veya çıkartılarak diğer kromozomlardaki bireyler elde edilir. Popülasyon boyutu seçiminde herhangi bir kural yoktur. Bu çalışmada Şekil 7.6.'da görüldüğü gibi popülasyon boyutu 6 olarak tercih edilmiştir.

	w_1	w_2	...	w_{48}	b_1	b_2	...	b_9
1. Kromozom	1.463	0.257	...	-2.125	-0.024	3.421	...	1.094
2. Kromozom	1.364	-0.16	...	-2.531	1.141	2.754	...	-2.054
3. Kromozom	1.879	1.154	...	-0.745	0.712	3.298	...	2.875
4. Kromozom	1.001	-1.112	...	-3.769	-1.724	1.625	...	-1.878
5. Kromozom	2.981	2.446	...	-0.657	1.576	4.718	...	1.870
6. Kromozom	0.718	1.454	...	1.161	0.61	0.216	...	0.187

Şekil 7.6. İlk popülasyon

7.3.3. Amaç fonksiyonu

Popülasyonda yer alan bütün kromozomlardaki ağırlıklar, eğitilen yapay sinir ağında bulunan ağırlıklar yerine konularak bulunan sonuçlar, gerçek sonuçlar ile karşılaştırılır. Karşılaştırılmadan elde edilen fark sayısı hata olarak belirlenir. Bu çalışmanın amacı hatayı minimize ederek en optimum ağırlıkların bulunmasıdır.

7.3.4. Doğal seçilim

Doğal seçilim yöntemi olarak rulet çarkı kullandı. Bu yöntemde amaç fonksiyonunda en az hatayı veren kromozomların birinci ara popülasyonda yer alma olasılıkları yüksektir. Öncelikle amaç fonksiyonunda bulunan hatalar belirlenir. Şekil 7.7.'de 240 veri seti içerisinde 6 kromozomun hata sayıları gösterilmektedir.

	Hata Sayısı
1. Kromozom	25
2. Kromozom	19
3. Kromozom	37
4. Kromozom	22
5. Kromozom	54
6. Kromozom	33

Şekil 7.7. Kromozom hata sayısı

Hata sayı az olan kromozomun 1. ara popülasyonda yer alma olasılığı fazla olması için bir bölü hata olacak şekilde işlem yapılır. Şekil 7.8.'de yapılan işlem gözükmemektedir.

	Hata Sayısı	1/Hata Sayısı
1. Kromozom	25	0.04
2. Kromozom	19	0.0526
3. Kromozom	37	0.027
4. Kromozom	22	0.0455
5. Kromozom	54	0.0385
6. Kromozom	33	0.0303

Şekil 7.8. Kromozomların 1/hata sayısı

0 ile 1 arasında olasılık hesabı yapabilmemiz için her kromozomun bir bölü hata değeri, toplam bir bölü hata değerine bölünür. Şekil 7.9.'da görüldüğü üzere en az hata sayısı olan kromozom yaşama olasılığı yani 1. ara popülasyonda yer alma olasılığı en fazla olarak hesaplanmıştır.

	Hata Sayısı	1/Hata Sayısı	Yaşama Olasılığı
1. Kromozom	25	0.04	0.1710
2. Kromozom	19	0.0526	0.2249
3. Kromozom	37	0.027	0.1154
4. Kromozom	22	0.0455	0.1945
5. Kromozom	54	0.0385	0.1646
6. Kromozom	33	+ 0.0303	+ 0.1295
		0.2339	1

Şekil 7.9. Kromozomların yaşama olasılığı

Her kromozomun yaşama olasılığının farklı aralıklara ölçeklemek için yaşama olasılığı kümülatif olarak toplanır. Şekil 7.10.'da görüldüğü üzere yaşama olasılığı aralıkları hesaplanmıştır.

	Hata Sayısı	1/Hata Sayısı	Yaşama Olasılığı	Yaşama Olasılığı Aralıkları
1. Kromozom	25	0.04	0.1710	0.1710
2. Kromozom	19	0.0526	0.2249	0.3959
3. Kromozom	37	0.027	0.1154	0.5113
4. Kromozom	22	0.0455	0.1945	0.7058
5. Kromozom	54	0.0385	0.1646	0.8704
6. Kromozom	33	+ 0.0303	+ 0.1295	1
		0.2339	1	

Şekil 7.10. Kromozomların yaşama olasılığı aralıkları

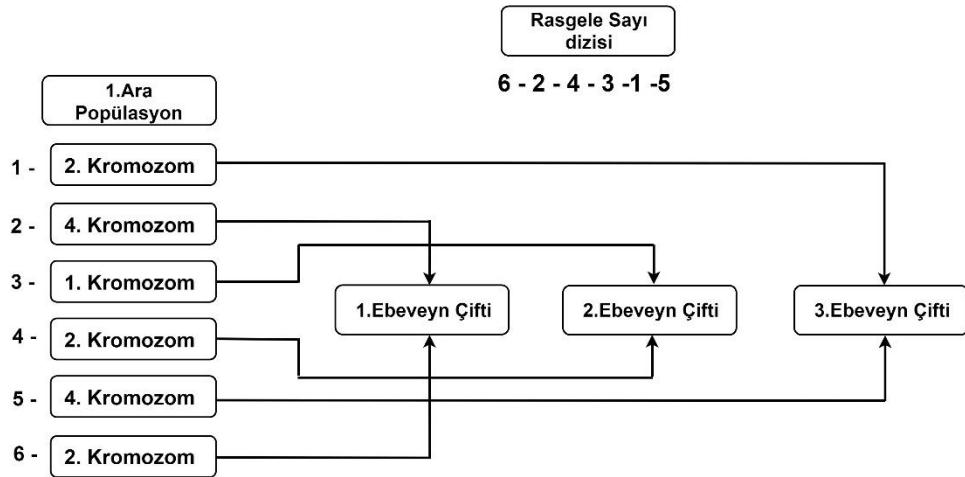
Bu işlem sonrasında 0 ile 1 arasında bir rastgele sayı üreterek hangi kromozomun 1. ara popülasyonda yer alacağına ya da diğer bir deyişle yaşayacağına karar verilir. Örneğin; üretilen rastgele sayı 0,2 olsun. Bu sayı, 1. kromozomla 2. kromozomun yaşama olasılığı aralığı arasında yer alacağı için 2. kromozom hayatta kalır. Popülasyon boyutu 6 olduğu için 6 adet rastgele sayı üretilir ve 1. ara popülasyonda yer alacak 6 kromozom belirlenir. Şekil 7.11.'de görüldüğü üzere hata sayısı fazla olan 3, 5 ve 6. kromozomlar 1. ara popülasyonunda yer almazlar. Hata sayısı en az olan 2. kromozom ise 1. ara popülasyonun 3 kromozomunda yer almıştır.

	Yaşama Olasılığı Aralıkları	Üretilen Rasgele Sayılar	1.Ara Popülasyon
1. Kromozom	0.1710	0.2	2.Kromozom
2. Kromozom	0.3959	0.6	4.Kromozom
3. Kromozom	0.5113	0.11	1.Kromozom
4. Kromozom	0.7058	0.35	2.Kromozom
5. Kromozom	0.8704	0.61	4.Kromozom
6. Kromozom	1	0.19	2.Kromozom

Şekil 7.11. 1. ara popülasyon

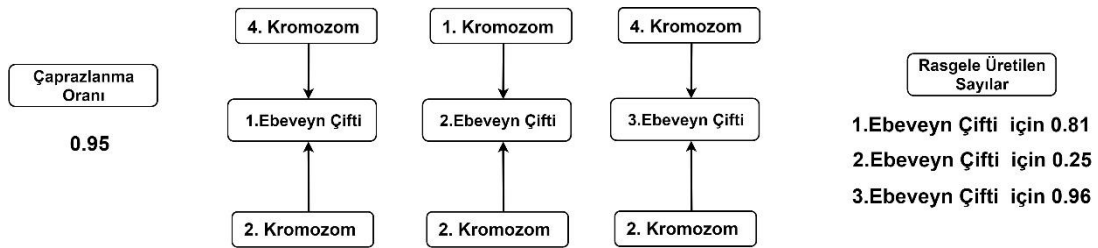
7.3.5. Çaprazlama

Birinci ara popülasyon elde edildikten sonra çaprazlama aşamasında basit tek noktalı çaprazlama yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde kromozomlar birbirleriyle eşleştirilir ve ebeveynler oluşturulur. Şekil 7.12.'de gösterildiği üzere 1'den popülasyon boyutu sayısına kadar yani 1'den 6'ya kadar rastgele bir dizilim yapılır. Örneğin rastgele sayı dizi 6-2-4-3-1-5 olsun, bu sayı dizisine göre 1. ebeveyn çifti 1. ara popülasyonunda bulunan 6. ve 2. kromozomlarından, 2. ebeveyn çifti 4. ve 3. kromozomlarından, 3. ebeveyn çifti ise 1. ve 5. kromozomlardan oluşmaktadır.



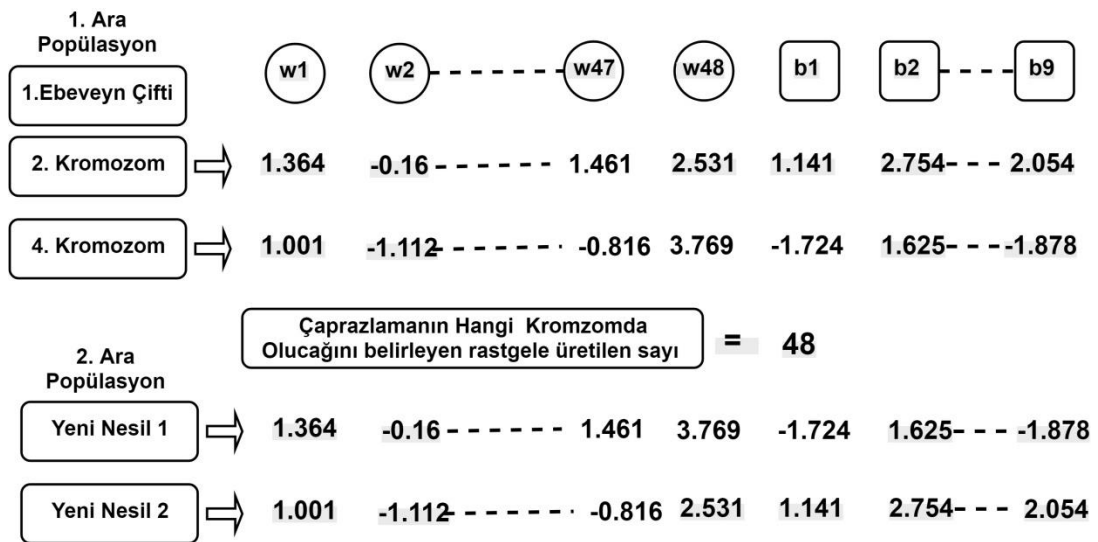
Şekil 7.12. Kromozomların çaprazlamada eşleştirilmesi

Ebeveyn çiftleri oluşturulduktan sonra çiftlerin çaprazlamaya girip girmeyeceği belirlenir. 3 ebeveyn çifti olduğu için 3 adet 0 ile 1 arasında rastgele sayı oluşturulur ve çaprazlama oranına göre karşılaştırılır. Eğer 1. ebeveyn çifti için oluşturulan rastgele sayı belirlenen çaprazlama oranından küçükse ebeveynler basit tek noktalı çaprazlama yöntemi ile çaprazlanır. Eğer rastgele sayı, çaprazlama oranından büyük ise o çift için bir değişim olmadan 2. ara popülasyonuna aktarılır. Şekil 7.13.'de olduğu üzere 1. ebeveyn çifti için üretilen rastgele sayı çaprazlanma oranından büyük olduğu için çaprazlanma işlemine tabi tutulur. 2. ebeveyn çifti için de üretilen rastgele sayı çaprazlanma oranından büyük olduğu için çaprazlanma işlemine girer. Fakat 3. ebeveyn çifti için üretilen rastgele sayı çaprazlanma oranından büyük olduğu için hiçbir işleme tabi tutulmadan 2. ara popülasyonuna aktarılır.



Şekil 7.13. Çaprazlanma oranı ve eşleşme

Çaprazlama yapılacak çiftler belirlendikten sonra hangi bireyden sonra çaprazlama yapılacağını seçmek için 1 ile bir kromozomdaki toplam birey sayısı olan 57 sayıları arasında rastgele sayı üretilir. Şekil 7.14.'te görüldüğü gibi, üretilen sayı 48 olduğu için 1. ebeveyn çiftinde bulunan 2. kromozom ile 4. kromozom arasında 48'den 57'ye kadar olan bireyler yer değiştirilir ve 2. ara popülasyonunda yeni nesilleriyle yer alırlar.



Şekil 7.14. Tek noktalı çaprazlamanın uygulanması

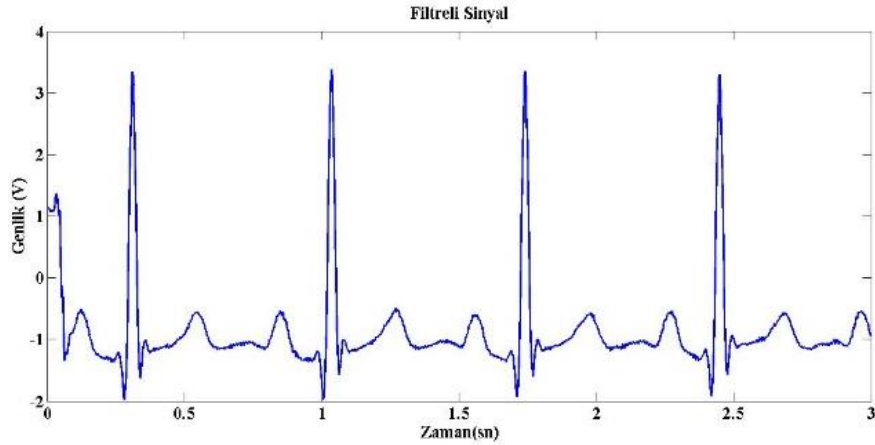
7.3.6. Mutasyon

Elde edilen ikinci ara popülasyondaki birey sayısı kadar 0 ile 1 arasında rastgele sayı üretilir. Üretilen rastgele sayılar belirlenen mutasyon oranı ile karşılaştırılır. Üretilen rastgele sayı mutasyon oranından büyük ise bireyde bir değişiklik olmaz. Eğer küçük ise birey 1 ile -1 arasında üretilen rastgele sayı ile toplanarak birey mutasyona uğramış olur. Bu çalışmada mutasyon oranı 0,05 olarak belirlenmiştir.

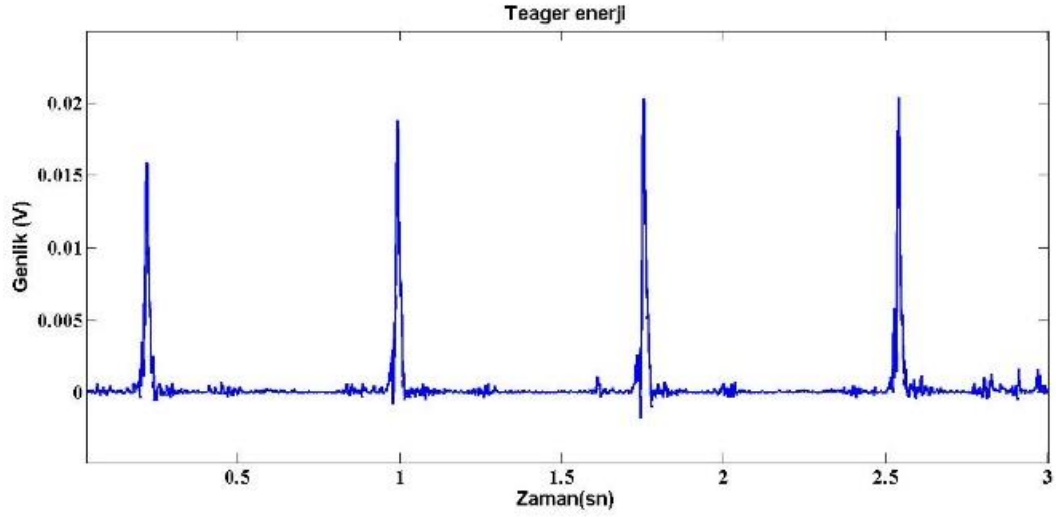
BÖLÜM 8. ARAŞTIRMALAR VE BULGULAR

Biyopotansiyal EKG işaretinin genlikleri ve dalga şekilleri kişilere göre değişiklik gösterebilir. Dakikada tekrar eden kalp döngüsü o kişinin nabız bilgisini verir. Nabızı hesaplamak için R dalgası kullanılır. EKG işaretinin kaydedildiği cihaz veya yükseltme katsayısı farklı olabileceğinden adaptif bir R tepesi bulma algoritmasına ihtiyaç duyulur. Matlab platformunda kullanmış olduğumuz algoritmalar R tepesinin kuvvetlendirilip, P, Q, S, T dalgalarının ise bastırılması prensibine dayanmaktadır. Tasarladığımız EKG Holter cihazı ile kaydettiğimiz EKG sinyallerini matlab ortamında, R dalgasını güçlendirip belirgin hale getirmek için R dalgası bulma algoritmaları uygulanmıştır. Bu işlemler, gömülü sistem kartlarında uygulanarak sonuçları analiz edilip karşılaştırılmıştır.

Şekil 8.1.'de gösterilen sinyal, 0,1-100 Hz bant geçiren ve 50 Hz çentik filtresi uygulanmış EKG sinyalidir. Şekil 8.2.'de bulunan sinyale Teager enerji operatörü uygulanmıştır. Sonuç olarak R dalgası güçlendirilirken, P, Q, S, T tepeleri bastırılmıştır. Bu sayede kişiden kişiye değişkenlik gösteren R tepesi genlik değeri kolayca tespit edilerek adaptif olmayan eşik değeri hata oranı azaltılmış olmaktadır.

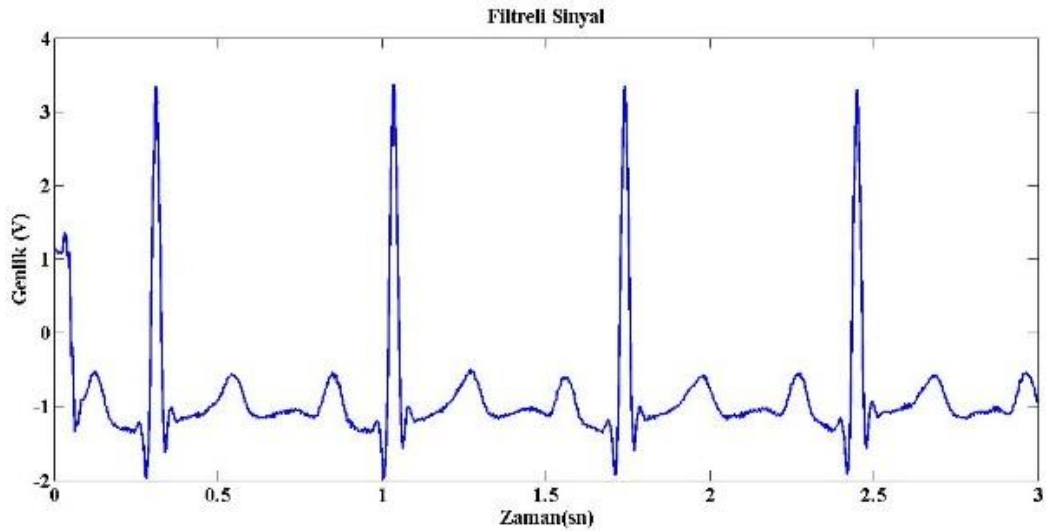


Şekil 8.1. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali

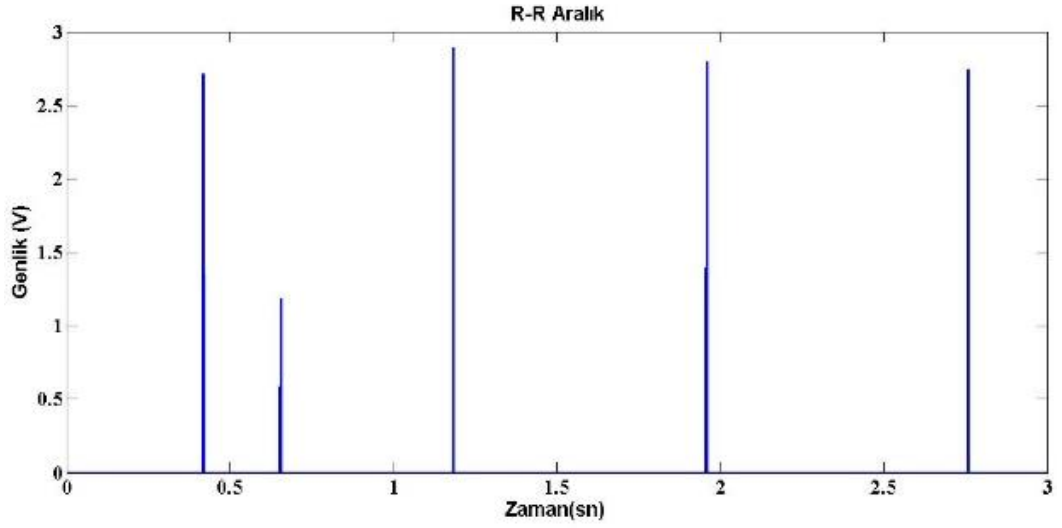


Şekil 8.2. Teager Enerji Operatörü uygulanan EKG sinyali

Şekil 8.3.'te gösterilen EKG işareti filtrelenmiş EKG işaretidir. Şekil 8.4.'te gösterilen sinyal R-R aralık algoritması uygulanan sinyaldir. Bu algoritmada R tepesi haricinde bulunan bütün P, Q, S, T tepeleri bastırılmış ve sonuç olarak sadece R tepesi kalmıştır. Bu algoritma diğer R tepesi bulma algoritmalarına göre hata oranı en yüksek yöntemdir.

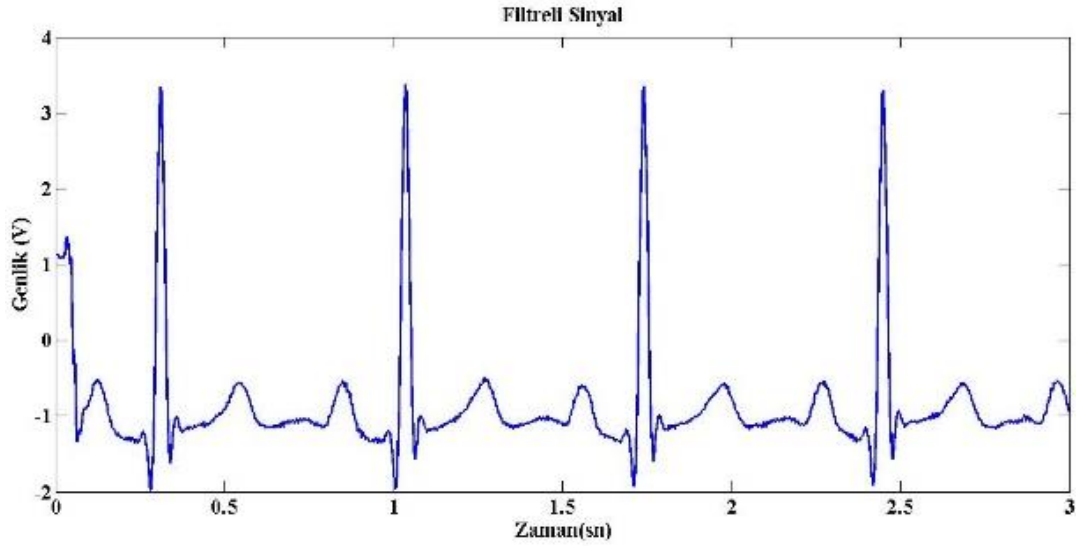


Şekil 8.3. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali

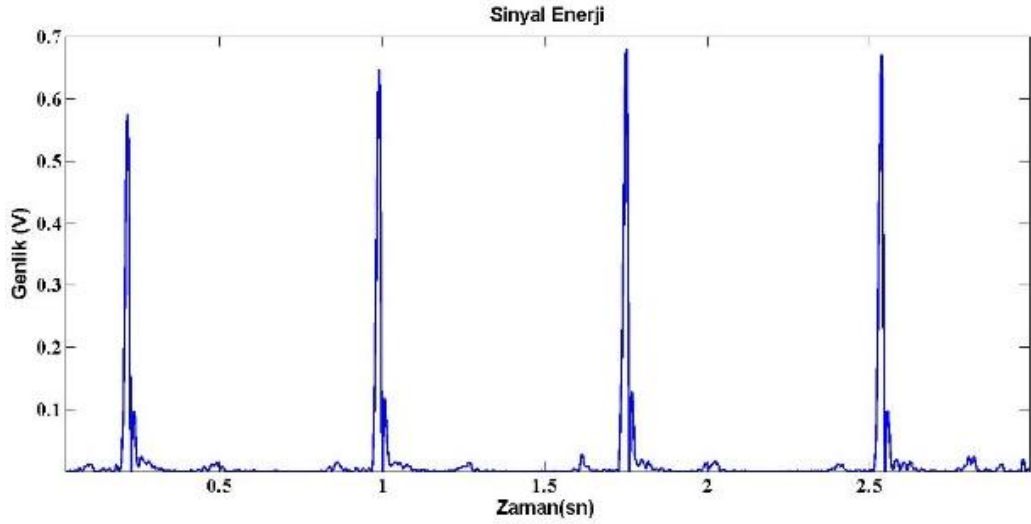


Şekil 8.4. R-R aralık uygulanan EKG sinyali

Sinyal enerjisi algoritması çalışma prensibi, işaretin karesinin alınıp toplanması prensibine dayandığı için R tepesi genliği 1 değerinden büyük olduğundan dolayı güçlendirilirken, diğer tepe değerleri 0 ile 1 arasında bulunduğu için P, Q, S, T dalgaları tepe değerlerinin genlikleri azalır. Şekil 8.6.'da gösterilen işaret, sinyal enerjisi algoritması uygulanan EKG işaretidir.



Şekil 8.5. Dijital filtre uygulanan EKG sinyali

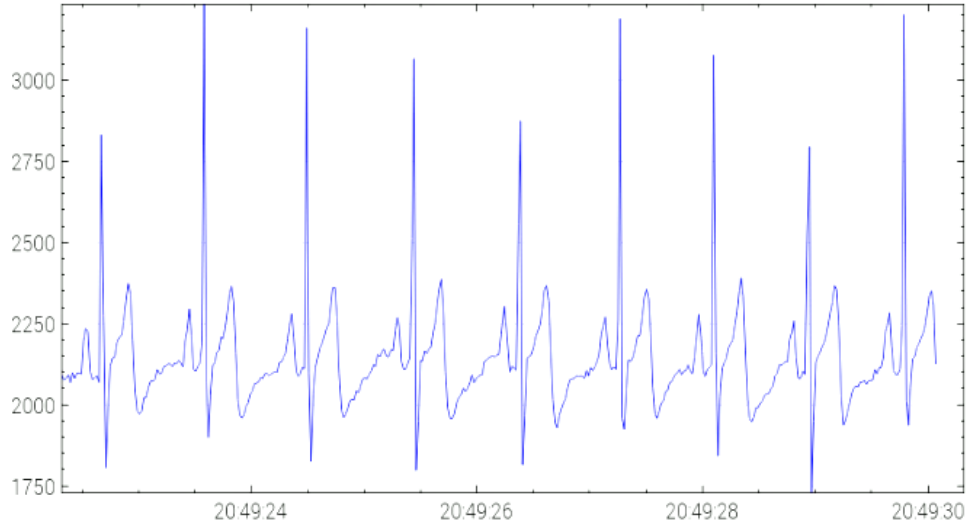


Şekil 8.6. Sinyal Enerjisi algoritması uygulanan EKG sinyali

Saniyede alınan örnek sayısı ‘frame per second’ (FPS) olarak nitelendirilir ve FPS ne kadar yüksek olursa sinyalin kalitesi de o kadar hassas ve ayrıntılı bilgi içerir. FPS değeri düşük olduğu zaman, gerçek zamanlı çalışan sistemlerde sinyale yetişememe gibi problemler ortaya çıkmaktadır.

Raspberry pi, odroid ve beaglebone black gömülü sistem kartları arasındaki hız farkları karşılaştırılmıştır. Tüm sonuçlar deney süresince akredite bir puls-oksometre cihazı karşılaştırılıp doğruluğu incelenmiştir.

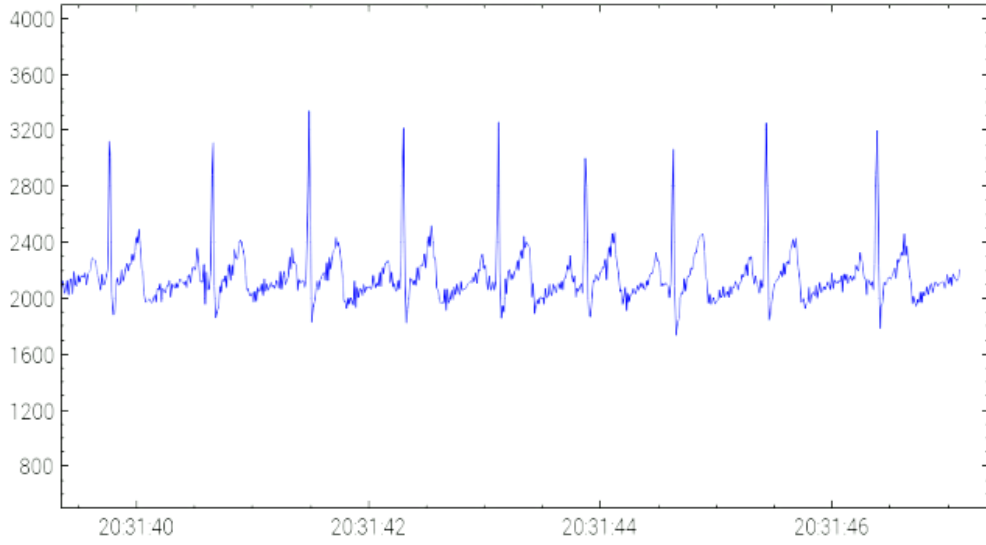
Şekil 8.7.’de Beaglebone black gömülü sistem kartının ekran çıktısı görülmektedir. Örnekleme hızı 25-40 Hz bandı aralığında olduğu için nabız hesaplamasında belli aralıklarda hatalar meydana gelmektedir. Bundan dolayı beaglebone black EKG Holter cihazı kullanımında uygun değildir.



35 FPS, HEART RATE : 70

Şekil 8.7. Beaglebone ekran çıktısı

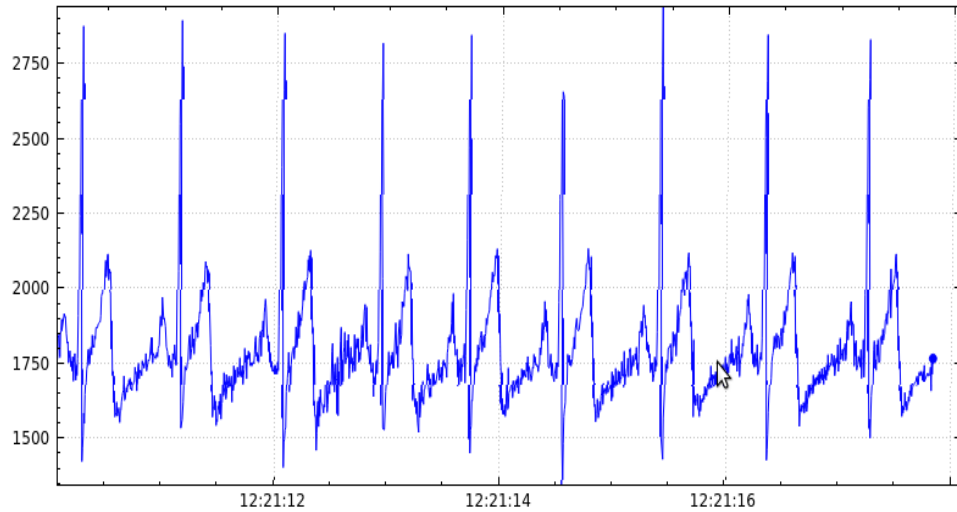
Şekil 8.8.'de Raspberry pi gömülü sistem kartının ekran çıktısı görülmektedir. Örnekleme hızı 80 Hz civarında değişmektedir ve bu aralık nabız hesaplaması için ideal bir örnekleme frekansıdır. Raspberry pi gömülü sistem kartının sonuçları kalibre edilmiş medikal cihazların sonuçları ile karşılaştırıldığında yüksek doğruluk oranı saptanmıştır. Fakat bu örnekleme hızı yüksek işlem gücü gerektiren sinyal işleme algoritmaları ve yapay zekâ uygulamaları için yetersiz kalmaktadır.



86 FPS, HEART RATE : 69

Şekil 8.8. Raspberry pi ekran çıktısı

Şekil 8.9.'da Odroid gömülü sistem kartının ekran çıktısı görülmektedir. Odroid işlemcisinin örnekleme hızı 260 Hz civarlarına çıkabilmektedir. Bu frekans bandı nabız hesaplaması, sinyal işleme algoritmaları ve yapay zekâ uygulamalarını gerçek zamanlı çalıştırma potansiyeline sahiptir. Odroid gömülü sistem kartı donanım olarak soğutma sistemine sahip olduğu için ısınma problemi yoktur.



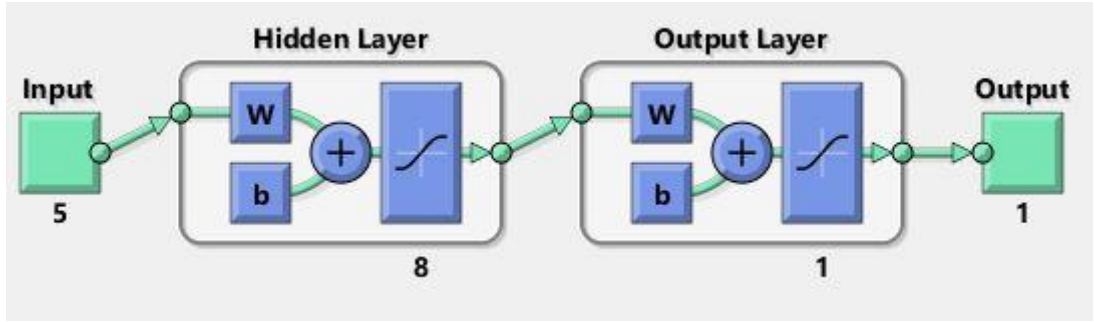
190 FPS HEART RATE : 66

Şekil 8.9. Odroid ekran çıktısı

Üç gömülü sistem kartını hız ve performanslarına göre karşılaştırdığımız zaman en iyi sonuçları veren gömülü sistem kartı Odroid olarak belirlenmiştir.

BÖLÜM 9. TARTIŞMA VE SONUÇ

Yapılan yapay sinir ağı, genetik algoritma hibrit modeli çalışmasında MIT-BIH atriyal fibrilasyon veri seti kullanılmıştır. Bu veri setinde 107 tane sağlıklı veri, 133 tane hastalıklı veri olmak üzere toplam 240 veri bulunmaktadır. Yapay sinir ağı genel ağ topolojisi Şekil 9.1.'de görüldüğü gibidir.



Şekil 9.1. Yapay sinir ağı topolojisi

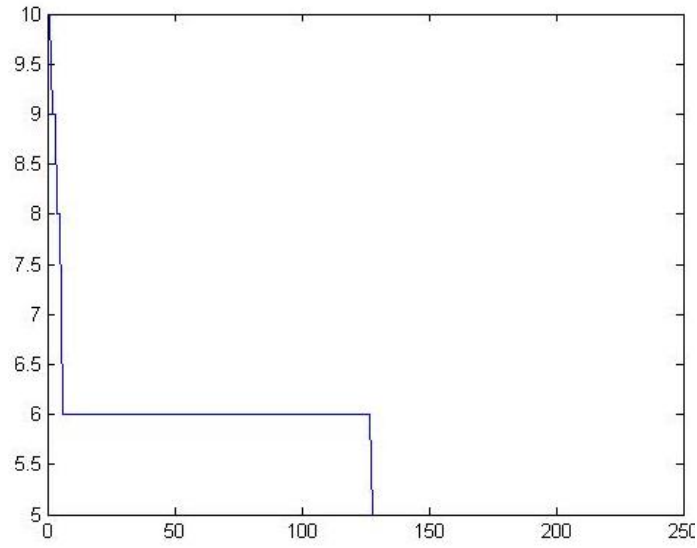
Yapay sinir ağına uygulanacak giriş işaretlerine dalgacık dönüşümü uygulanarak aynı EKG bilgilerine sahip daha az katsayı tutan veriler elde edilmiştir. Oluşturulan katsayılara minimum, maksimum, aritmetik ortalama, standart sapma ve varyans olmak üzere 5 farklı istatistiksel özellikler uygulanarak giriş katmanı oluşturulmuştur.

Yapay sinir ağı eğitilirken 240 toplam veri setinin %70'i (168 adet) eğitim seti olarak, %15'i (36 adet) test seti olarak ve geri kalan %15'i (36 adet) ise doğrulama seti olarak seçilmiştir.

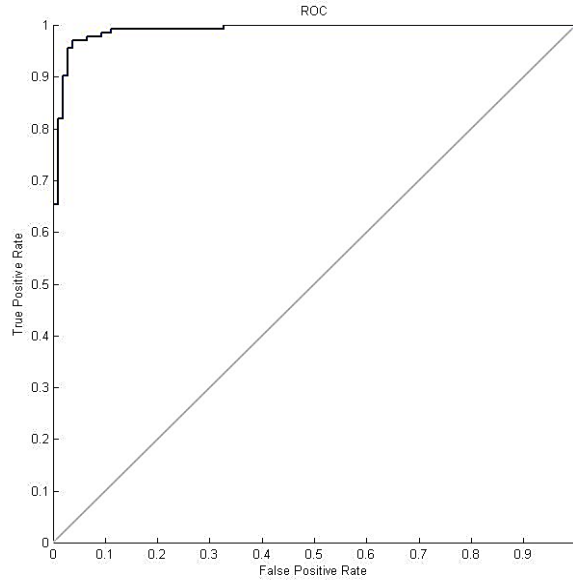
Oluşturulan yapay sinir ağı genetik algoritma hibrit modeline (YSA+GA) 4 farklı dalgacık ailesi db10, db6, db4, bd2 olmak üzere her birine ikinci, üçüncü ve dördüncü seviyeleri dönüşümü uygulanmıştır ve dalgacık dönüşümü yapılmamış saf YSA+GA

verilerinin başarıları, doğruluk, duyarlılık ve özgünlük ölçülerine bağlı olarak karşılaştırılmıştır ve incelenmiştir.

En iyi sonuçları veren db2 dalgacık ailesinin 2. seviyesinin yapay sinir ağı doğruluk oranı %95,83'ken, genetik algoritma optimizasyonu ile başarı oranı %97,91'e artırılarak hata oranı düşürülmüştür. Duyarlılık oranı %95,48 iken genetik algoritma ile %95,58'e çıkarılmıştır. Özgünlük oranı %96,26 iken genetik algoritma sonucu %98,09'dur. Bu ağın pozitif öngörü değeri %98,48, negatif öngörü değeri ise %95,37'dir. Genetik algoritma 250 iterasyon da Şekil 9.2.'de görüldüğü gibi 10 hatadan 5 hata düşürerek ağın başarısını arttırmıştır. Şekil 9.3.'te ağı ait ROC eğrisi görünmektedir.



Şekil 9.2. Genetik algoritma hata düşürme

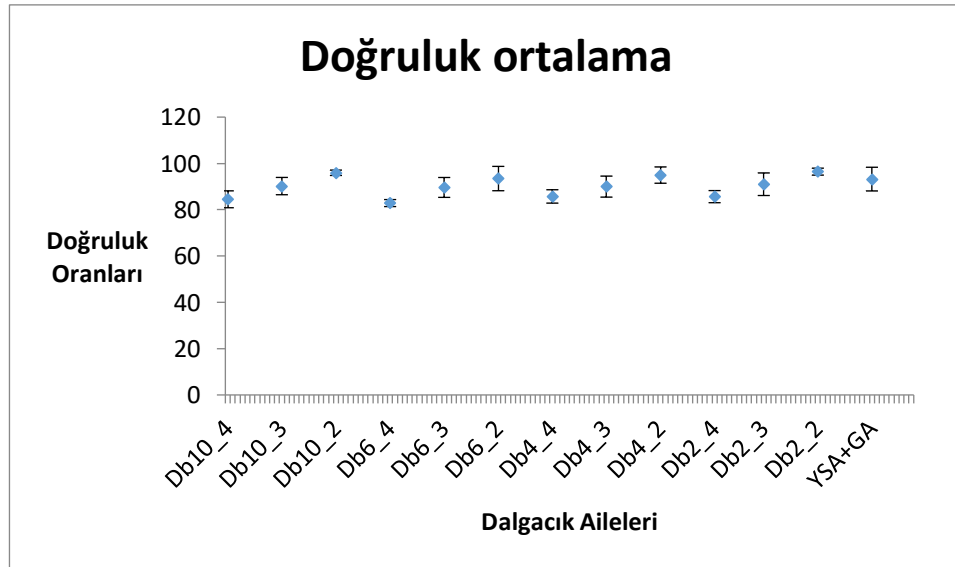


Şekil 9.3. Ağın ROC eğrisi

Tablo 9.1.'de ki veriler her dalgacık ailesine ait farklı seviyelerdeki yapay sinir ağı, genetik algoritma başarı oranlarıdır. Bu veriler oluşturulurken her biri genetik algortmada 250 iterasyon seçilerek popülasyon boyutu 6 olarak belirlenmiştir. Oluşturulan tabloda her dalgacık ailesinin her derecesi için 10 kez yapay sinir ağı genetik algoritma çalıştırılarak doğruluk, duyarlılık, özgünlük başarı oranlarının minimum, maksimum, aritmetik ortalamaları ve standart sapmaları incelenmiştir. Şekil 9.4.'te, dalgacık aileleri ve YSA+GA' nın doğruluk oranlarının standart sapmasına göre çizdirilmiş halidir. Bu veriler dalgacık dönüşümü uygulanmamış yapay sinir ağı, genetik algoritma hibrit modeli %98,75 doğruluk oranına ulaşabilirken, minimum doğruluk oranı %84,58'dir ve doğruluk skalası geniştir. Standart sapması yüksektir ve doğruluk ortalaması %93,21'dir. Dalgacık db2 ailesinin 2. seviyesi doğruluk oranı maksimum %97,91 iken minimum %94,16'dır. Bu dalgacık ailesi daha stabil davranarak aritmetik ortalaması %96,45'tir. Bu veriler göz önünde bulundurularak en başarılı sonuçları veren dalgacık ailesi olarak db2, 2. seviyesi seçilmiştir.

Tablo 9.1. Dalgacık aileleri başarıları

Wavelet Aileleri	Doğruluk min	Doğruluk max	Doğruluk ort	Doğruluk std	Sensitivite min	Sensitivite max	Sensitivite ort	Sensitivite std	Spesifite min	Spesifite max	Spesifite ort	Spesifite std
Db10_4	79.16	88.75	84.496	3.644149649	80.14	93.23	87.441	3.467411619	61.68	88.34	77.17	9.129516234
Db10_3	83.75	94.16	90.205	3.736303134	84.17	97.74	91.4211	3.762012005	73.83	92.08	83.042	6.444997716
Db10_2	93.75	97.5	95.955	1.162729069	85.71	97.76	93.017	4.402340413	89	98.05	94.665	2.920769495
Db6_4	80.41	85	82.91333333	1.600999688	83.45	94.02	89.88	3.366693482	60.19	80	71.494444	6.42667704
Db6_3	81.66	94.58	89.622	4.293627837	82.01	94.77	90.044	4.547461319	69.81	94.05	84.936	7.848826098
Db6_2	85	97.91	93.455	5.25534067	85.18	98.49	92.954	3.613918157	76.63	97.05	90.852	7.95078864
Db4_4	80	90	85.744	2.876132434	84.05	93.98	88.329	4.160639507	71.42	84.84	77.284	3.635981298
Db4_3	82.5	94.58	89.997	4.53943719	88.57	97.7	92.294	2.650107755	71.42	90	83.073	6.744087205
Db4_2	86.66	98.33	94.955	3.506179466	80.55	94.2	90.475	4.072862084	84.37	98.11	94.347	4.717572469
Db2_4	82.5	91.25	85.64555556	2.620286774	81.57	94.02	90.19111111	3.708619839	66.18	85.71	75.74	5.268287198
Db2_3	80.41	97.5	90.997	4.866191872	84.96	97.01	91.263	3.588837788	74.76	97.08	86.646	7.750154407
Db2_2	94.16	97.91	96.454	1.498741694	83.94	95.68	91.165	4.938221115	90.47	99.04	95.899	2.422246203
YSA+GA	84.58	98.75	93.21666667	5.124724383	87.5	97.05	92.89888889	3.273959546	71.16	99.03	87.751111	10.16144852



Şekil 9.4. Dalgacık aileleri başarı oranı standart sapma

Dalgacık aileleri karşılaştırıldığında her bir dalgacık ailenin 2. seviye'sinin başarılı olduğu görülmektedir. Bunun sebebi EKG verilerinin örnekleme frekansının 128 Hz olmasından kaynaklanmaktadır. Daha farklı bir örnekleme sayısına sahip EKG verilerinde çalışıldığı takdirde bu dalgacık ailelerinin başarıları değişebilmektedir.

Örnek sayısı arttıkça doğruluk oranının artması için dalgacık ailelerinin seviyesi de artırılmalıdır.

KAYNAKLAR

- [1] Mandıracıođlu, A., Demographic characteristics of the elderly population in Turkey ve the world, Ege Tıp Dergisi, 49 (3) Ek: 39-45, 2010.
- [2] McKay, J. ve Mensah, G.A., The atlas of heart disease and stroke. Geneva: World Health Organization, 2005.
- [3] Webster, J., Reducing Motion Artifacts and Interference in Biopotential Recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, BME-31(12), 823-826. 1984.
- [4] Levy, R., Labhasetwar, V., Strickberger, S., Underwood, T. ve Davis, J., Controlled release implant dosage forms for cardiac arrhythmias: Review and perspectives. Drug Delivery, 3(3), 137-142. 1996.
- [5] Yazgan, E., Tıp elektroniđi. İstanbul: İTÜ. 1996.
- [6] Webster, J.G. ve Clark, J.W., Medical Instrumentation: Applications and design. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [7] Hayıt, T., Ergün, U., Sağlık Sektöründe Geliştirilen Mobil Uygulamaların İncelenmesi Ve Mobil Cihazlar İçin Hasta Takip Uygulaması AJIT-e: Online Academic Journal of Information Technology, Vol. 7 Issue 23, 97-114. 18. 2016.
- [8] Denton, J.W. ve Madey, G.R., Impact of neurocomputing on operations research, In Impacts of Recent Computer Advances on Operations Research, Elsevier Science Publishing, 302-312, 1989.
- [9] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., ve McClelland, J.L., A General Framework for Parallel Distributed Processing, In Parallel Distributed Processing (PDP): Explorations in the Microstructure of Cognition (Vol.1), Chapter 2, Editors, D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, and the PDP Research Group, .45-76, MIT Press, Cambr. MA, 1986.
- [10] Masson, E. ve Wang, Y.J., Intoduction to computing and learning in artificial neural networks, European Journal of Operational Research, v.47, no. 1, 1-28, Temmuz 5, 1990.

- [11] Fahlman, S.E. ve Hinton, G.E., Connectionist architecture for AI, IEEE Computer Magazine, 100-109, Ocak 1987.
- [12] Widrow, B. ve Lehr, M.A., 30 Years of adaptive neural networks: Perceptron, madaline, and backpropagation, Proceedings of IEEE, v.78, 1415-1442, Ekim 1990.
- [13] Simpson, P.K., Artificial Neural Systems: Foundations, paradigms, applications, and implementations, Pergamon Press, New York, 1990.
- [14] Hecht, R., Neurocomputing: Picking the human brain, IEEE Spectrum, 36-41, Mart 1988.
- [15] Widrow, B., Winter, R.G., ve Baxter, R.A., Layered neural networks for pattern recognition, IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, v. ASSP-36, 1109-1118, 1988.
- [16] Widrow, B. ve Winter, R.G., Neural nets for adaptive filtering and adaptive pattern recognition, IEEE Computer Magazine, v.21, 25-39, Mart 1988.
- [17] Gullichsen, E. ve Chang, E., Pattern classification by neural network: An experimental system for icon recognition, Proc. of the 1st Intl. Conf. Neural Networks, San Diego, CA., v. 4, 725-732, 1987.
- [18] Shyu, H.J., Libert, J.M. ve Mann, S.D., Classifying seismic signals via RCE neural network, Proc. of the Intl. Joint Conf. Neural Networks, San Diego, CA., v. 1, 101-105, 1990.
- [19] Burr, D.J., Experiments on neural net recognition of spoken and written text, IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, v.36, no.7, 1162-1168, Temmuz 1988.
- [20] Fukushima, K., Neocognition: A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition, Neural Networks, v.1, 119-130, 1988.
- [21] Pawlicki, T.F., Lee, D.S., Hull, J.J., ve Srihari, S.N., Neural network models and their applications to handwritten digit recognition, Proc. of the Intl. Conf. Neural Networks, V. 2, 63-70, 1988.
- [22] Haruki, K. ve Hatano, H., Pattern recognition of handwritten phonetic Japanese alphabet characters, Proc. of the Intl. Joint Conf. Neural Networks, Washington, D.C., v. 2, 515-518, 1990.
- [23] Lee, K. ve Lee W.D., Application of Coulomb energy network to Korean character recognition, Proc. of the Intl. Joint Conf. Neural Networks, Washington, D.C., v. 2, 635-638, 1990.

- [24] Cios, K.J., Chen, K., ve Langenderfer, R.A., Use of neural networks in detecting cardiac diseases from echocardiographics images, IEEE Engineering in Medicine and Biology, v.9, no.3, 58-60, Eylül 1990.
- [25] Anthony, D., Hines, E., Barham, J., ve Toylar, D., The use of neural networks in classifying lung scintigrams, Proc. of the Intl. Neural Network Conf., Paris, Fransa, v. 1, 71-74, 1990.
- [26] Zhu, K., Noakes, P.D., ve Green, A.D.P., Training neural networks for ECG feature recognition, Proc. of the Intl. Neural Network Conf., Paris, Fransa, v. 1, 137-140, 1990.
- [27] Carpenter, G. ve Grossberg, S., Associative learning, adaptive pattern recognition, and cooperative-competitive decision making by neural networks, SPIE v634 Optical and Hybrid Computing, 218-247, 1986.
- [28] Kosko, B., Adaptive bidirectional associative memories, Applied Optics, v.26, 4947-4960, 1987.
- [29] Sejnowski, T.J. ve Rosenberg, C.R., A parallel network that learns to read aloud, The Johns Hopkins Univ. Electrical Engineering and Computer Science Technical Report JHU/EECS-86/01, 1986.
- [30] Huang, W. ve Lippmann, R., Comparisons between neural network and conventional classifiers, Proc. of the 1st Intl. Conf. Neural Networks, 485-494, 1987.
- [31] Cole, R., Fanty, M., Muthusamy, Y., ve Gopalakrishnan, M., Speaker-independent recognition of spoken English letters, Proc. of the Intl. Joint Conf. Neural Networks, San Diego, CA., v. 2, 45-51. 1990.
- [32] Barton, R.P. ve Thangaraj, A.R., A neural network approach to drilled hole quality monitoring based on machine spindle vibrations, Transactions of NAMRI/SME, 232-239, 1991.
- [33] Guo, T.H. ve Nurre, J., Sensor failure detection and recovery by neural networks, NASA/OAI Summer Faculty Fellow, NASA Lewis Center, 1-6, Temmuz 1991.
- [34] Gorman, R.P. ve Sejnowski, T.J., Learned classification of sonar targets using a massively parallel network, IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, v.36, no.7, 1135-1140, Temmuz 1988.
- [35] Gevins, A.S. ve Morgan, N.H., Applications of neural network (NN) signal processing in brain research, IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing, v.36, no.7, 1152-1161, Temmuz 1988.

- [36] Rangwala, S. ve Dornfeld, D., Sensor integration using neural networks for intelligent tool condition, *Journal of Engineering for Industry, Transactions of the ASME*, v.112, 219-228, Ağustos 1990.
- [37] White, H., Economic prediction using neural networks: The case of IBM daily stock returns, *Proc. of the Intl. Conf. Neural Networks, San Diego, CA.*, v.2, 451-459, 1988.
- [38] Tenorio, M. F. ve Lee, W. T., Self-organizing network for optimum supervised learning, *IEEE Trans, on Neural Networks*, v.1, no. 1, 100-110, Mart 1990.
- [39] Kelly, M.F., Parker, P.A. ve Scott, R.N., The application of neural networks to myoelectric signal analysis: A preliminary study, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.37, no.3, 221-230, 1990.
- [40] Hopfield, J. ve Tank, D., Neural computation of decisions in optimization problems, *Biological Cybernetics*, v.52, 141-152, 1985.
- [41] Takeda, M. ve Goodman, J.W., Neural networks for computation: Number representations and programming complexity, *Applied Optics*, v.25, no.18, 3033-3046, Eylül.15, 1986.
- [42] Gulati, S., Iyengar, S.S., Toomarian, N., Protopopescu, V., ve Barhen, J., Nonlinear neural networks for deterministic scheduling, *Proc. of the 1st Intl. Conf. Neural Networks, San Diego, CA.*, v. 4, 745-752, 1987.
- [43] Foo, P.S. ve Takefuji, Y., Stochastic neural networks for solving job-shop scheduling: Part 2. Architecture and simulations, *Proc. of the Intl. Conf. Neural Networks, San Diego, CA.*, V. 2, 282-290, 1988.
- [44] Kung, S.Y. ve Hwang, J.N., Neural networks architectures for robotic applications, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v.5, no.5, 641-657, Aralık 1989.
- [45] Martinetz, T.M., Ritter, H.J. ve Schulten, K.J., Three dimensional neural net for learning visuomotor coordination of a robot arm, *IEEE Transactions on Neural Networks*, v.1, no. 1, 131-136, Mart 1990.
- [46] Chazal, F. ve Reilly, R.B., A patient adapting heart beat classifier using ECG morphology and heartbeat interval features, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 53(12): 2535–2543. 2006.
- [47] Tadejko, P. ve Rakowski, W., Mathematical Morphology Based ECG Feature Extraction for the Purpose of Heartbeat Classification, *6th International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications, CISIM '07*, 322-327. 2007.

- [48] Mitra, S., Mitra, M. ve Chaudhuri, B.B., A rough setbased inference engine for ECG classification, *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 55(6): 2198–2206. 2006.
- [49] Fujimura, S., Kiyasu, S., Application of Feature Extraction Scheme to the Discrimination of Electrocardiogram. *Teknik Rapor*, Department of Computer Science and Engineering, The University of Tokyo, Japonya. 2000.
- [50] Zhao, Q., ve Zhang, L., Ecg Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machines, Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Çin. 2000.
- [51] Alan, J., ve Nikola, B., Feature Extraction for ECG Time-Series Mining based on Chaos Theory, *Proceedings of 29th International Conference on Information Technology Interfaces*. 2007.
- [52] Wagner, G., ve Schwaibold, M., Application of Various Feature Extraction Techniques to Automated Sleep Analysis and Online ECG Classification, *Medical Information Technology*, FZI Forschungszentrum Informatik. University of Karlsruhe, Almanya. 2002.
- [53] Engin, M., Feature Measurements of ECG Beats Based on Statistical Classifiers. *Teknik Rapor*. Department of Electronics Engineering, Ege Üniversitesi, İzmir.
- [54] Jiang, X., ve Zhang, L., ECG Arrhythmias Recognition System Based on Independent Component Analysis Feature Extraction., Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong Üniversitesi, Çin. 2002.
- [55] Mahmoodabadi, S.Z., Ahmadian, A., Abolhasani, M.D., Eslami, M., Bidgoli, J.H., Ecg Feature Extraction Based on Multiresolution Wavelet Transform., *Tehran University of Medical Sciences*, Tehran, İran. 2005.
- [56] Alexakis, C., Nyongesa, H., Saatchi, R., Heller, S., Davies, C., Harris, N., Feature Extraction and Classification of ECG Signals Related to Type 1 Diabetic Patients. *University of Exeter, Networks and Computing Science*, İngiltere. 2003.
- [57] Dokur, Z., Ölmez, T., ve Yazgan, E., Ecg Waveform Classification Using The Neural Network and Wavelet Transform. Department of Electronics Engineering, İstanbul Technical Üniversitesi, İstanbul. 1999.
- [58] Rajendra, U., Suri, J.S. Spaan, A.E. ve Krishnan, S.M., *Advances in cardiac signal processing*. 2007.
- [59] Rhoades, R.A. ve Bell, D.R., *Medical Physiology: Principles for Clinical Medicine*, Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins, 2013.

- [60] Dubin, D., *Rapid Interpretation of EKG's*, Fort Meyers: COVER Publishing Company, 2000.
- [61] Ward, D.E., *Noninvasive electrocardiology: Clinical aspects of holter monitoring*: edited by arthur j. moss and shiomo stern w.b. saunders, philadelphia (1996) 542 pages, illustrated, \$59.00 isbn: 9-7020-1925-9, Clin. Cardiol., vol. 20, no. 3, 312–312, Mart.1997.
- [62] Yiin, G., Howard, D., Paul, N., Li L., Luengo-Fernandez, R., Bull L., dig. Agespecific incidence, outcome, cost and projected future burden of atrial fibrillation-related embolic vascular events: a population-based study. *Circulation*.: CIRCULATIONAHA. 114.010942. 2014.
- [63] Ostrander, L., Jr, Brandt, R., Kjelsberg, M., Epstein F., *Electrocardiographic findings among the adult population of a total natural community*. *Circulation*; 31:888-898. 1965.
- [64] Wolf, P., Abbott R., Kannel, W., *Atrial fibrillation as an independent risk factor for stroke: The Framingham study*. *Stroke*; 8:983-988 1991.
- [65] Robles, E., Berhard, R., Coumel, P., dig. WHO-ISFC Task Force. *Definition of terms related to cardiac rhythm*. *Heart J* 1978; 95:796-806.
- [66] Moe, G., *On the multiple wavelet hypothesis of atrial fibrillation*. *Arch Int Pharm acodyn Ther*; 1962; 140:183-188.
- [67] Moe, G., Rheinboldt W.C., Abildskov J.A., *A computer model of atrial fibrillation*. *Heart J* 1964; 67:200-220.
- [68] Allessie, M., Hammers, W., *Experimental evaluation of Moe's multiple wavelet hypothesis of atrial fibrillation*. In: Zipes DP, Jalife J, eds. *Cardiac arrhythmias*. Orlando: Grune and Stratton, 1985;265-276.
- [69] Aschenberg, W., Schlüter, M., Kremer, P., Schröder, E., Siglow, V., Bleifeld, W., *Transesophageal two-dimensional echocardiography for the detection of left atrial appendage thrombus*. *Journal of the American College of Cardiology*.;7(1):163-6 1986.

- [70] Fuster, V., Ryden, L., Cannom, D., Crijns, H., Curtis, A., Ellenbogen, K., diğ. ACC/AHA/ESC guidelines for the management of patients with atrial fibrillation: full text: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on practice guidelines and the European Society of Cardiology Committee for Practice Guidelines (Writing Committee to Revise the 2001 guidelines for the management of patients with atrial fibrillation) developed in collaboration with the European Heart Rhythm Association and the Heart Rhythm Society. *Europace: European pacing, arrhythmias, and cardiac electrophysiology: journal of the working groups on cardiac pacing, arrhythmias, and cardiac cellular electrophysiology of the European Society of Cardiology*. 8(9):651-745. 2006.
- [71] Go, A., Hylek E., Phillips, K., Chang, Y., Henault, L., Selby, J., diğ. Prevalence of diagnosed atrial fibrillation in adults: national implications for rhythm management and stroke prevention: the AnTicoagulation and Risk Factors in Atrial Fibrillation (ATRIA) Study. *Jama.*;285(18):2370-5. 2001.
- [72] Miyasaka, Y., Barnes M., Gersh, B., Cha S., Bailey, K., Abhayaratna, W., diğ. Secular trends in incidence of atrial fibrillation in Olmsted County, Minnesota, 1980 to 2000, and implications on the projections for future prevalence. *Circulation*;114(2):119-25 2006.
- [73] Heeringa, J., Van der Kuip, D, A., Hofman, A., Kors, J., van Herpen, G., diğ. Prevalence, incidence and lifetime risk of atrial fibrillation: the Rotterdam study. *European heart journal.*;27(8):949-53. 2006.
- [74] <http://www.ti.com/product/INA128>, Eriřim Tarihi: 16 Ađustos. 2017.
- [75] Webster, J.G. ve Clark, J. W., *Medical Instrumentation: Applications and design*. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [76] Türker, G.F., Güler, İ., Farksal Yalıtılmıř EKG Tasarımı ve Uygulaması, *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 16-3, 264-268 2012.
- [77] Furno, G. ve Tompkins, W.A., Learning Filter for Removing Noise Interference. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-30(4), 234-235. 1983.
- [78] Schaumann, R., Xiao, H., Van Valkenburg, M., *Analog filter design*. New York: Oxford Üniversitesi. 2011.
- [79] Türker, A.Y., Güler, M., Yıldız, M. Gömülü Sistem Tabanlı EKG Holter Cihazının Tasarlanması. *Academic Platform Journal of Engineering and Science* Vol 5, No. 3, 46-156 2017.

- [80] Türker, A.Y., Güler, M., Yıldız, M. Design Of A Microcomputer Based Realtime ECG Holter Device International Conference on Engineering Technology and Innovation (ICETI), Mart Sarajevo Bosnia and Herzegovina pp 356-362 22-26-2017.
- [81] Abbak, R.A., Jeodezide zaman dizilerinin wavelet(dalgacık) analizi, doktora semineri, jeodezi ve fotogrametri Müh. Anabilim dalı Selçuk Üniversitesi, Konya. 2007.
- [82] Karpagachelvi, S., Arthanari, M., Sivakumar, M., ECG Extraction Techniques-A Survey Approach, International Journal of Computer Science and Information Security, Vol.8.No .1, 76-80. 2010.
- [83] Fazlul, A., Improved Detection of ECG Features Using Wavelet for Emergency Medical Application”, IJAITI, Vol. 1, No. 2. 2012.
- [84] Pushpendra, S., Prakash, Y., Yojana, Y., ECG Signal Compression Implementation by a New 2-Dimensional Transform Technique, International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT), Vol.1, Issue-6 Ağustos 2012.
- [85] Vikramaditya, D., Amol, P. ve Kshitij, P., Analysis of Transform Based ECG Compression Techniques. Proc. of the International Conference on Advances in Electronics and Electrical Engineering – AEEE. 2012.
- [86] Anup, M., Nisha, D., Aarti, V., Compression of ECG Signal Using Fast Fourier Transform Technique-A Survey Approach, International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), Vol.2, Issue 8 Ağustos,2013.
- [87] Bishweshwar, P., Tasa, P.D., Avinash, S., Tulika, C., Hemashree, B., Simulation Based R-peak and QRS complex detection in ECG Signal, Current Trends in Technology and Science, Volume 2, Issue 4. 2013.
- [88] Apoorv, G. and Maninder, K., ECG Analysis using Continuous Wavelet Transforms (CWT), IOSR Journal of Engineering, Vol.2 (4), 632-635 Nisan.2012.
- [89] Sifuzzaman, M., Islam, M.R., Ali, M.Z, Application of Wavelet Transform and its Advantages Compared to Fourier Transform, Journal of Physical Sciences, Vol. 13,121-134 2009.
- [90] Karthikeyan, P., Murugappan, M. ve Yaacob, S., ECG Signal Denoising Using Wavelet Thresholding Techniques in Human Stress Assessment, International Journal on Electrical Engineering and Informatics, Volume 4, Number 2. Temmuz 2012.

- [91] Sifuzzaman, M., Islam, M.R, Ali, M.Z, Application of Wavelet Transform and its Advantages Compared to Fourier Transform, Journal of Physical Sciences, Vol. 13,121-134 2009.
- [92] Mikhled, A. ve Khaled, D., ECG Signal Denoising by Wavelet Transform Thresholding, American Journal of Applied Sciences 5(3), 276-281 2008.
- [93] Nagendra, H., Mukherjee, S. ve Vinod, K., Application of Wavelet Techniques in ECG Signal Processing: An Overview, International Journal of Engineering Science and Technology, Vol.3, No.10, 7432-7443. Ekim 2011.
- [94] Priyanka, M., Monika, K., QRS Complex Detection of ECG Signal Using Wavelet Transform, International Journal of Applied Engineering Research, Vol.7 No.11 2012.
- [95] Paul, S.A., Wavelet Transforms and the ECG: a review, Institute of Physics Publishing, Physiol. Meas. 26, 155-199. 2005
- [96] Kantar, T., Köseoğlu, Ö., Analysis of Diseases from ECG Signal Biyomut, 257-260. 2014
- [97] Lian, J., Wang, L. ve Muessig, D.A., Simple Method to Detect Atrial Fibrillation Using RR Intervals. The American Journal of Cardiology, 107(10), 1494-1497. 2011.
- [98] Ahlstrom, M. ve Tompkins, W., Digital Filters for Real-Time ECG Signal Processing Using Microprocessors. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, BME-32(9), 708-713. 1985.
- [99] Transactions on Biomedical Engineering, BME-32(9), 708-713.
- [100] Nizam, A., Karınca Koloni Optimizasyonuna Dayalı Yeni Bir Aritmi Sınıflama Tekniği, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 2008.
- [101] Erdoğan, P., ve Pekçakar, A., Dalgacık Dönüşümü ile EKG Sinyallerinin Özellik Çıkarımı ve YSA İle Sınıflandırılması, 5.Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu, Mayıs 2009.
- [102] Sarkaleh, M.K., ve Shahbahrami, A. Classification of ECG Arrhythmias Using Wavelet Transform and Neural Network, International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA) Vol.2, No.1, Şubat 2012.
- [103] <http://beagleboard.org/bone>, Erişim Tarihi: 16 Ağustos. 2017.
- [104] <https://www.raspberrypi.org>, Erişim Tarihi: 16 Ağustos. 2017.
- [105] <http://www.hardkernel.com>, Erişim Tarihi: 16: Ağustos. 2017.

- [106] Fowler, M. ve Kobryn, C., UML distilled: a brief guide to the standard object modeling language; Boston, MA: Addison-Wesley, 2009.
- [107] Deanfield, J., Holter monitoring in assessment of angina pectoris. *The American Journal of Cardiology*, 59(7), C18-C22. 2017.
- [108] Fowler, M. ve Kobryn, C. UML distilled: a brief guide to the standard object modeling language; Boston, MA: Addison-Wesley, 2009.
- [109] Deanfield, J., Holter monitoring in assessment of angina pectoris. *The American Journal of Cardiology*, 59(7), C18-C22. 2017.

ÖZGEÇMİŞ

Ahmet Yesevi TÜRKER, 23.03.1993'te Trabzon'da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini İstanbul'da tamamladı. 2011 yılında Bahçelievler Cumhuriyet Anadolu lisesinden mezun oldu. 2011 yılında burslu olarak başladığı Girne Amerikan Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nü 2016 yılında Sakarya Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nü bitirdi. 2016 yılında Sakarya Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü'nde yüksek lisans eğitimine başladı. Halen Sakarya Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü'nde eğitimine devam etmektedir.