

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



KARINCIK VE KULAKÇIK ERKEN VURULARININ OTOMATİK TESPİTİ

Zahide Elif AKIN

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

MAYIS 2018

ANTALYA

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

KARINCİK VE KULAKÇIK ERKEN VURULARININ OTOMATİK TESPİTİ

**Zahide Elif AKIN
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

MAYIS 2018

ÖZET

KARINCIK VE KULAKÇIK ERKEN VURULARININ OTOMATİK TESPİTİ

Zahide Elif AKIN

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Süleyman BİLGİN

Mayıs 2018; 52 sayfa

Elektrokardiyogram (EKG) kalbin elektriksel aktivitesinin zamana bağlı olarak kayıt edilmesi ile elde edilen biyoelektrik bir işaret türüdür. EKG sinyallerin analizi ve değerlendirilmesi, kalp hastalıklarının belirlenmesinde kullanılan önemli yöntemlerden birisidir. Özellikle EKG üzerinde yer alan dalgaların genlik ve oluşma sürelerini gözlemlemek, kalpteki iletimi tanımlamak ve aritmi (ritim bozukluğu) olan hastaları saptamak için sıkça kullanılmaktadır. Bu sinyallerinin yorumlanması, hekimler için zaman alan ve dikkat gerektiren bir işlem olduğu için günümüzde bu sinyalleri bilgisayar ortamında yorumlayarak yüksek oranlarda hekimin tanısıyla aynı sonucu veren ayrıntılı analiz ve yorum yazılımları geliştirilmekte olup kullanımı giderek artmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, kalp aritmilerinden olan Erken Kulakçık Vurusu ve Erken Karıncık Vurusunu bilgisayar ortamında otomatik tespit ederek hekime kolaylık sağlamaktır. Bu kapsamda, ilk olarak MIT-BIH Aritmi veri tabanından EKG sinyalleri alınmış, zaman-frekans analizi metotları kullanılarak sinyaller üzerindeki P, Q, R, S, T kritik noktaları tespit edilmiştir. Sonrasında, aritmi tespitinde bilgi kaynağı olacağı düşünülen QT, QTc, QTd analizleri, zaman ve frekans alanında Kalp Hızı Değişkenliği Spektral Analizleri yapılmıştır. Çalışmanın son bölümünde ise elde edilen sonuçlara göre Sinüs Bradikardi ve Sinüs Taşikardi bölgeleri tespit edilmiş, Yapay Sinir Ağları kullanılarak Erken Kulakçık Vurusu, Erken Karıncık Vurusu ve Normal Sinüs Ritmi olarak aritmi sınıflandırılması yapılmıştır.

ANAHTAR KELİMELER: Aritmi, Elektrokardiyogram, Otomatik, Tespit, Yapay Sinir Ağı

JÜRİ: Dr.Öğr.Üyesi Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ

Doç. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

ABSTRACT

AUTOMATIC DETECTION OF VENTRICULAR AND ATRIAL PREMATURE CONTRACTIONS

Zahide Elif AKIN

MSc Thesis in Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

May 2018; pages 52

Electrocardiogram (ECG) is a type of bioelectric signal obtained by the time-dependent recording of the electrical activity of the heart. Analysis and evaluation of ECG signals is one of the important methods used in the determination of heart diseases. In particular, it is frequently used to observe the amplitude and duration of waves on the ECG and define the conduction in the heart, and also, to detect patients with arrhythmia (rhythm disturbances). Since the interpretation of these signals is a time consuming and demanding process for physicians, detailed analysis and interpretation software that gives the same result as the diagnosis of the physician at high rates by interpreting these signals in the computer environment is being developed and its usage is increasing.

The purpose of this study is to provide the convenience of to the physician by automatically detecting the Atrial Premature Complex and Ventricular Premature Complex, which are heart arrhythmias, in the computer environment. In this context, ECG signals were first taken from the MIT-BIH Arrhythmia database and the critical points P, Q, R, S, T on the signals were determined using time-frequency analysis methods. After then, QT, QTc, QTd analyzes, which is thought to be an information source in determining arrhythmia, Heart Rate Variability Spectral Analyzes in time and frequency domain was performed. In the last chapter of the study, Sinus Bradycardia and Sinus Tachycardia regions were determined according to the obtained results and were arrhythmia classification as Atrial Premature Complex, Ventricular Premature Complex and Sinus Sinus Rhythm using artificial neural networks.

KEYWORDS: Arrhythmia, Artificial Neural Network, Automatic Detection, Electrocardiogram,

COMMITTEE: Asst. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ

Assoc. Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

ÖNSÖZ

Sağlıklı ve uzun bir yaşam elbette ki hepimizin yegâne beklentisidir. İnsan sağlığı denilince ilk akla gelen organlardan biri de şüphesiz kalptir. Kanı dokulara pompalamakla görevli olan kalp, vücudun dolaşım sisteminin merkezidir. Bu yüzden kalpte ortaya çıkabilecek bir problem, beraberinde birçok hastalığı da getirecektir. Kalp hastalıklarının, ülkemizde ve dünyada giderek artış göstermesiyle birlikte bu konu üzerine çok sayıda araştırma yapılmaktadır. Bahsedilen bu sebepler üzerine oluşturmuş olduğum tez çalışmamın, bundan sonraki yapılacak olan çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Tez konusunun belirlenmesinde, araştırma aşamasında ve tüm süreçte değerli bilgi ve tecrübeleriyle bana yol gösteren, yardımlarını esirgemeyen, danışman hocam Sayın Dr.Öğr.Üyesi Süleyman BİLGİN'e ayırdığı değerli zaman ve sağladığı destek için sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Tez izleme jürisinde bulunarak beni onurlandıran, kıymetli fikir ve önerilerini paylaşarak desteklerini esirgemeyen değerli hocalarım Sayın Prof. Dr. Selçuk ÇÖMLEKÇİ ve Sayın Doç. Dr. Ömer Halil ÇOLAK başta olmak üzere bölümdeki tüm değerli hocalarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Hayatımın her anında olduğu gibi tez çalışmam sırasında da her türlü yardım ve desteği sağlayan, karşılaştığım her zorlukta sabır ve anlayışla yanımda olan ve beni her daim motive eden canım aileme en içten teşekkürlerimi, saygılarımı ve minnettarlığımı sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÖNSÖZ.....	iii
AKADEMİK BEYAN.....	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	x
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK TARAMASI.....	3
2.1. Literatür Özeti.....	3
2.2. Kalbin Anatomik Yapısı ve Dolaşım Sistemi.....	5
2.3. Kalbin Elektriksel Yapısı.....	7
2.4. Elektrokardiyogram.....	9
2.4.1. P dalgası.....	11
2.4.2. PR segmenti.....	11
2.4.3. PR aralığı.....	11
2.4.4. QRS kompleksi.....	11
2.4.5. ST segmenti.....	12
2.4.6. T dalgası.....	12
2.4.7. QT aralığı.....	13
2.5. EKG Derivasyonları.....	13
2.5.1. Bipolar ekstremite derivasyonları.....	13
2.5.2. Ünipolar göğüs derivasyonları.....	15
2.5.3. Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonları.....	16
2.6. Aritmiler.....	17
2.6.1. Normal sinüs ritmi (NOR).....	19
2.6.2. Sinüs bradikardisi (SBR).....	19
2.6.3. Sinüs taşikardisi (STC).....	20
2.6.4. Erken kulakçık vurusu (APC).....	21
2.6.5. Erken karıncık vurusu (PVC).....	21
3. MATERYAL VE METOT.....	23

3.1. Veri Tabanı.....	23
3.2. Ön İşleme	24
3.3. Öznitelik Çıkarımı.....	25
3.3.1. Kritik noktaların tespiti için çıkarılan öznitelikler.....	25
3.3.1.1. Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD).....	25
3.3.2. Aritmilerin sınıflandırılması için çıkarılan öznitelikler.....	29
3.4. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	30
3.4.1. Tek katmanlı algılayıcılar (TKA).....	30
3.4.2. Çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA)	31
3.4.3. Radyal tabanlı fonksiyon yapay sinir ağı (RTFA).....	32
3.4.4. Genel regresyon sinir ağı (GRSA).....	32
3.4.5. Karar Ağaçları (KA).....	33
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	35
5. SONUÇLAR.....	47
6. KAYNAKLAR	48
ÖZGEÇMİŞ	

AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “Karıncık ve Kulakçık Erken Vurularının Otomatik Tespiti” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik deđerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynađını gösterdiğimi beyan ederim.

Tarih/...../.....

Zahide Elif AKIN

İmzası

.....

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

α_0^m	: Ayrık Dalgacık Ölçekleme Parametresi
b	: YSA'da eşik girdisi
c_i	: RTFA'da temel fonksiyonlarla ilgili merkezleri
f	: YSA'da aktivasyon fonksiyonu
$\hat{f}(pq)$: GRSA'da olasılıksal yoğunluk fonksiyonu
Hz	: Hertz
dk	: Dakika
m	: İkili ölçekleme parametresi
mm	: Milimetre
ms	: Milisaniye
mV	: Milivolt
n	: İkili öteleme parametresi
$nb_0\alpha_0^m$: Ayrık dalgacık öteleme parametresi
p	: GRSA'nın girişi için ölçülen değer
s	: Saniye
t	: Zaman
$T_{m,n}$: Sinyal detay katsayıları
y	: YSA'da ağın çıkışı
q	: GRSA'nın çıkışı için ölçülen değer
X_i	: YSA'da i. giriş sinyali
$\ X\ $: RTFA'da öklidyen normu
W_i	: YSA'da i. girişe denk gelen ağırlık değeri
ω_0	: RTFA'da çıkış ofset değeri
ω_i	: RTFA'da çıkış katmanındaki ağırlık değeri

σ : Yayılım parametresi
 $\psi_{m,n}(t)$: Ayrık dalgacık fonksiyonu

Kısaltmalar

ADD : Ayrık Dalgacık Dönüşümü
APC : Erken Kulakçık Vurusu
AV : Atriyovenriküler
BGF : Bant Geçiren Filtre
BPM : Dakikadaki Kalp Atım Hızı
ÇKA : Çok Katmanlı Algılayıcı
DD : Dalgacık Dönüşümü
EKG : Elektrokardiyogram
GRSA : Genel Regresyon Sinir Ağı
KA : Karar Ağaçları
KHD : Kalp Hızı Değişkenliği
MIT-BIH : Massachusetts Institute of Technology-Beth Israel Hospital
NOR : Normal Sinüs Ritmi
PVC : Erken Karıncık Vurusu
RTF : Radyal Temel Fonksiyonu
RTFA : Radyal Tabanlı Fonksiyon Yapay Sinir Ağı
SA : Sinoatriyal
SBR : Sinüs Bradikardisi
SDD : Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SGF : Savitzky-Golay Filtre
STC : Sinüs Taşikardisi
TKA : Tek Katmanlı Algılayıcı

VE : Erken Atım
YGF : Yüksek Geçiren Filtre
QTc : Düzeltilmiş QT aralığı
QTd : QT Dispersiyonu

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Kalbin yapısı	6
Şekil 2.2. Dolaşım sistemi	7
Şekil 2.3. Kalbin uyarı ve ileti sistemi	7
Şekil 2.4. Kalbin elektriksel aktivitesi	8
Şekil 2.5. EKG kâğıdı	10
Şekil 2.6. EKG üzerindeki dalga, aralık, segmentler ve oluşumları	10
Şekil 2.7. Çeşitli QRS yapılarının şematik gösterimi	12
Şekil 2.8. ST segment yükselmesi ve çökmesi	12
Şekil 2.9. Elektriksel aktivasyon ile pozitif elektrot arasındaki ilişki	13
Şekil 2.10. Einthoven üçgeni ve bipolar ekstremite derivasyonları	14
Şekil 2.11. DI, DII ve DIII için EKG çıktıları	15
Şekil 2.12. Ünipolar göğüs derivasyonları için elektrot yerleşimi	15
Şekil 2.13. V1-V6 derivasyonlarının EKG çıktıları	16
Şekil 2.14. Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonları	16
Şekil 2.15. aVR, aVL ve aVF derivasyonlarının EKG çıktıları	17
Şekil 2.16. Standart 12 derivasyonlu normal bir EKG çıktısı	17
Şekil 2.17. Normal sinüs ritmi	19
Şekil 2.18. Sinüs bradikardisi	20
Şekil 2.19. Sinüs taşikardisi	20
Şekil 2.20. EKG üzerinde APC gösterimi	21
Şekil 2.21. EKG üzerinde PVC gösterimi	22
Şekil 3.1. İki seviyeli ayırık dalgacık dönüşümü	26
Şekil 3.2. EKG işaretine ait frekans bileşenleri	27
Şekil 3.3. ADD seviyesi ve yaklaşım bileşenlerinin seçimi	28
Şekil 3.4. Kritik noktaların tespiti için zaman alanında çıkarılan öznitelikler	28

Şekil 3.5. Aritmilerin sınıflandırılması için çıkarılan öznitelikler	29
Şekil 3.6. Tek katmanlı algılayıcı modeli	30
Şekil 3.7. Üç katmanlı algılayıcı sinir ağı örneği	31
Şekil 3.8. Çalışmada kullanılan YSA yapısı	33
Şekil 4.1. EKG sinyaline uygulanan SGF çıkışı	35
Şekil 4.2. Uygulanan SGF, BGF ve ADD çıkışı	35
Şekil 4.3. Düzleştirme ve YGF çıkışı	36
Şekil 4.4. EKG sinyali üzerinde tespit edilen QRS kompleksleri	36
Şekil 4.5. EKG sinyali üzerinde R noktalarının tespiti	39
Şekil 4.6. EKG sinyali üzerinde kesilen örnek bir RR parçası	39
Şekil 4.7. RR aralıklarından elde edilen S ve Q bölgeleri	40
Şekil 4.8. EKG sinyali üzerinde S ve Q noktalarının tespiti	40
Şekil 4.9. EKG sinyali üzerinde kesilen örnek bir SQ parçası	41
Şekil 4.10. SQ parçasından elde edilen P bölgesi	41
Şekil 4.11. EKG sinyali üzerinde P ve T noktalarının tespiti	42
Şekil 4.12. EKG sinyali üzerinde kritik noktaların tespiti	42
Şekil 4.13. EKG sinyalinde örnek bir KHD, QT ve QTc analiz bulguları	43
Şekil 4.14. Frekans alanında KHD analizleri	44
Şekil 4.15. a) EKG sinyalinde NOR ve SBR bulunan örnek bir bölge	44
Şekil 4.15. b) EKG sinyalinde NOR ve STC bulunan örnek bir bölge	45
Şekil 4.16. EKG sinyalinde erken atım tespiti	45

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1. Kalbin odacıkları ve kapakçıkları	5
Çizelge 2.2. Aritmilerin sınıflandırılması	18
Çizelge 3.1. EKG işaretinde sık rastlanan gürültü örnekleri	24
Çizelge 3.2. Uygulanan YSA yapılarının özellikleri	34
Çizelge 4.1. QRS tespit algoritmasının performans değerlendirmesi	37
Çizelge 4.2. NOR, APC ve PVC için 3 katlı çapraz doğrulama sonuçları	46
Çizelge 4.3. NOR, APC ve PVC için 10 katlı çapraz doğrulama sonuçları	46

1. GİRİŞ

Birleşmiş Milletler'in 2015 yılındaki raporuna göre, dünya yaşlanan nüfusla karşı karşıyadır. Bu rapora göre, 60 yaş ve üstü insan sayısının 2030 yılında, 901 milyondan 1,4 milyara yükseleceği tahmin edilmektedir. Ayrıca, bu nüfusun (60 yaş ve üstü) 2050 yılına kadar iki katına çıkarak yaklaşık 2,1 milyara ulaşacağı beklenmektedir (United Nations 2015). Yaşın ilerlemesine bağlı olarak kalp-damar sistemi daha zayıf hale gelir ve hastalıklara daha duyarlı olur (Najarian ve Splinter 2012).

Kalp, insan vücudunun en önemli organlarından biri olmakla birlikte vücudun işleyişi açısından görevi kritiktir. Dolaşım sisteminin merkezi olan kalp, doku ve organların işlevlerini yerine getirebilmesi için gerekli olan kanın pompalanması ile görevlidir. Bu görevinden ötürü kalbin işleyişinde meydana gelen en ufak bir bozukluk, vücudun tamamını olumsuz etkiler. Bu sebeple, kalpte oluşan bir problemin erken tespiti başarılı bir tedavi süreci için oldukça önemlidir.

Kalp-damar hastalıklarının tanısında kullanılan en önemli yöntemlerin başında Elektrokardiyogram (EKG) gelir. EKG, vücuda yapıştırılan elektrotlar aracılığı ile grafiksel olarak kalbin elektriksel aktivitesini kaydeden dalga formudur. Dalgaların süresi, yüksekliği (voltajı), şekli, arasındaki mesafeler ve düzenli olarak birbirlerini takip etmelerindeki değişiklikler, birçok kardiyovasküler rahatsızlığın teşhisinde temel bilgi kaynağıdır. EKG işaretlerinin, kalp hastalıklarının izlenmesi sürecinde sürekli olarak kaydedilip değerlendirilmeleri, uygun tanı ve tedavinin belirlenmesi, uygulanan tedavinin izlenerek kontrol edilmesi ve oluşabilecek komplikasyonların gözlemlenmesi açısından oldukça önem taşımaktadır.

Kalp üzerinde en sık karşılaşılan rahatsızlık aritmilerdir. Kalbin, ritmik çalışmasındaki bozulmalar sonucunda oluşan aritmiler, doğuştan olabileceği gibi sonradan gelişen hastalıklara bağlı olarak da ortaya çıkabilir. Bazı aritmiler kalbin işleyişini etkilemezken bazıları da kan basıncını doğrudan etkileyebilir. Kan basıncında meydana gelen bu düzensiz değişimler de beraberinde felç, inme gibi ciddi hastalıklara yol açmakta, müdahale edilmediği takdirde ölüm nedeni dahi olabilmektedir.

Aritmiler, genel olarak üç sebepten kaynaklanmaktadır: psikiyatrik sebepler, fiziksel ve duygusal strese bağlı sebepler ve kardiyak sebeplerdir (Gümüş ve Yazgı 2009). Kardiyak sebepli aritmiler, kalbin elektriksel davranışındaki anormallik veya bozukluklar ile oluşmaktadır. Bu bozukluklar, kalp atış hızı ve ritmindeki anormalliklere yol açmaktadır. Kalbin dolaşım sistemi üzerindeki görevi göz önüne alındığında, kanın kalbe gelmesi ve kalpten çıkması esnasında oluşan ve iki kalp atışı arasında geçen süre, aritminin tanı ve teşhisi için oldukça önemlidir. Aritmiler, kardiyoloji uzmanları tarafından, hastanın EKG'sinin dikkatli incelenmesi sonucu teşhis edilmektedir.

EKG sinyallerinin hekimler tarafından yorumlanması uzun ve zahmetli bir işlem olmakla birlikte, bu değerlendirme özeldir ve hekimler arasında değişiklik gösterebilir. Ayrıca, EKG sinyallerinin karmaşıklığı ve doğrusal olmaması nedeniyle, bu sinyalleri gözle analiz etmek zordur. Kardiyoloji uzmanları dahi bazı tıbbi durumlarda ikinci bir fikre ihtiyaç duymaktadır. Bu noktada bilgisayar destekli analiz ve yorum yazılımları ikinci bir doktor gibi davranarak teşhis işlemini kolaylaştırabilir. EKG vurularındaki

anormalliklerin otomatik teşhisine yönelik arařtırmalar özellikle son yıllarda teknolojinin ve yapay zekâ uygulamalarının geliřmesiyle birlikte hız kazanmıřtır. Günümüzde bu sinyalleri bilgisayar ortamında yorumlayarak yüksek oranlarda hekimin tanısıyla aynı sonucu veren ayrıntılı analiz ve yorum yazılımları geliřtirilmekte olup kullanımını giderek artmaktadır. Özellikle, 24 ve 48 saatlik Holter kayıtları düşünöldüğünde hekimler için bir hayli yardımcı olabilecek nitelikte olan bu yazılımlar hem zamandan tasarruf sağlamakta hem de gözden kaçabilecek ani deęişiklikleri yakalamada avantajlıdır.

Bu tez çalışması, MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG sinyalleri üzerinde P, Q, R, S, T kritik noktalarının tespiti, QT, QTc, QTd analizleri, Kalp Hızı Deęişkenlięi analizleri, Sinüs Bradikardi ve Sinüs Tařikardi bölgelerinin otomatik tespiti ve Erken Kulakçık Vurusu, Erken Karıncık Vurusu, Normal Sinüs Ritmi olarak aritmi sınıflandırılması üzerine yapılmıřtır.

Çalışma genel olarak 5 ana bölümden meydana gelmiřtir. İlk bölümde genel bir bilgilendirme yapılarak tezin amacından ve öneminden bahsedilmiřtir. İkinci bölümde, literatürde yer alan benzer çalışmalardan bahsedilmiř, kalbin yapısı, elektrokardiyogram ve aritmiler hakkında genel bilgiler verilmiřtir. Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan materyal ve yöntemlerden bahsedilmiř ve elde edilen bulgular dördüncü bölümde deęerlendirilmiřtir. Beřinci ve son bölümde ise ulařılan sonuçlar verilmiřtir.

2. KAYNAK TARAMASI

2.1. Literatür Özeti

Günümüzde, kalp hastalıklarının ülkemizde ve dünyada giderek artış göstermesiyle birlikte bu konu üzerine çok sayıda araştırma yapılmaktadır. Yapılan araştırmaların büyük çoğunluğu aritmiler üzerinedir. Hekimlere yardımcı olmak amacıyla yapılan bu çalışmaların uygulanabilirliği giderek artmaktadır. Özellikle teknolojinin gelişmesiyle birlikte, EKG cihazlarının işlevleri de zenginleşmiş ve cihaz üreticileri, aritmi tiplerini otomatik bulan yeni yazılımlar geliştirmeye başlamışlardır. Ayrıca bilim insanları da aritmilerin otomatik tespitine dayalı yeni algoritmalar üzerinde çalışmaktadırlar. Bu konu hakkında oldukça fazla yayın bulmak mümkün olmakla birlikte çalışmalar halen devam etmektedir. Konu ile ilgili ulusal ve uluslararası literatür taraması sonucunda göze çarpan çalışmalar şu şekildedir;

EKG’de her kalp atımının karşılığı olarak üretilen ve bir araya gelmesiyle birlikte EKG sinyalinin oluşturan beş temel dalga (P, Q, R, S ve T) otomatik tespiti, kardiyovasküler değerlendirme için oldukça önemlidir. Örneğin kalp aritmilerinin teşhis edilmesine (Tsipouras vd. 2002; Tran vd. 2004; De Chazal vd. 2004; Krasteva vd. 2006), uyku ve hipertansiyon sırasında otonomik kardiyovasküler sistem değişikliklerinin izlenmesine (Scholz vd. 1997; Trinder vd. 2001), obstrüktif uyku apne sendromu gibi nefes darlığı tespitine (Zapanta vd. 2004; Shouldice vd. 2004) ve diğer yapısal veya işlevsel kardiyak bozuklukların izlenmesine olanak sağlamaktadır.

QRS kompleksleri ve R tepelerinin tespiti son yirmi yılda kapsamlı olarak araştırılmıştır (Elgendi vd. 2014). Fakat, T dalgası tespitinin QRS komplekslerinin algılanması kadar kapsamlı olarak araştırılmadığı ve algılanmasıyla ilgili hala sorunlar yaşandığı görülmüştür (Goutas vd. 2005; Wan ve Xu 2010; Vazquez-Seisdedos vd. 2011; Nair and Marziliano 2014). Oysa T dalgasının doğru tespit edilmesi, akut koroner sendrom (Hayden vd. 2002), akut miyokard infarktüsü (Michael vd. 2002) veya potansiyel olarak ölümcül aritmiler gibi çeşitli tanıları koymak için gereklidir (Smith vd. 2010).

Son zamanlarda Dalgacık Dönüşümünün (DD) durağan olmayan sinyal analizi için yararlı bir araç olduğu kanıtlanmıştır. DD, EKG sinyalinin karakteristik özelliklerini, yüksek frekans ve düşük frekansın varlığında bile oldukça iyi bir doğruluk ile tanımlamak için kullanılabilir. Özellikle Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD), durağan olmayan EKG sinyallerini analiz etmek için iyi bir araçtır. Burke vd. (2004) dalgacık dönüşümü ile EKG sinyallerinin karakteristik dalgalarının belirlenmesi üzerine çalışmışlardır. Çalışmada, sinyalleri öncelikle sayısal filtre yardımıyla gürültüden arındırmışlar, ardından "Mexican Hat" isimli dalgacık fonksiyonunu ile sinyaldeki her bir R tepesine ulaşmışlardır. R tepeleri bulunduktan sonra Bazett formülleri (Bazett 1920) kullanılarak diğer dalgalar bulunmuştur. Bsoul vd (2009) ise EKG sinyalinin QRS kompleksinin tespiti için "Haar" ana dalgacığını, P ve T noktalarının tespiti için ise "Daubechies 2 (db2)" ana dalgacığını kullanmışlardır.

EKG vurularındaki aritmilerin otomatik teşhisine yönelik literatürde birçok çalışma mevcuttur (Luz vd. 2016). Bu çalışmalarda sınıflandırma işlemlerinin, çoğunlukla Yapay Sinir Ağlarına (YSA) dayalı örüntü tanıma yaklaşımları ile yapıldığı

görülmüştür. Bu noktada benzer çalışmalarını birbirinden farklı kılan yapı, öznelilik çıkartma yöntemleri ve farklı sınıflandırma algoritmalarıdır.

MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG sinyallerinde, Erken Kulakçık Vurusunun (APC) otomatik tespitine dayalı çalışmalar arasında, genellikle sinyalin morfolojisi incelenerek sınıflandırmaya gidilmiştir (Sun vd. 2005; García vd. 2011; Martis vd. 2012).

Owis vd. (2002) aritmi karakterizasyonu için elektrokardiyogram sinyallerinin doğrusal olmayan dinamiklerinde bir çalışma ortaya koymuşlardır. Çalışmalarında, normal ritim, ventriküler ikili vurular, ventriküler taşikardi, ventriküler bigemine ve ventriküler fibrilasyon olmak üzere beş farklı aritmi yapısını modellemek için, bir algoritma yardımı ile Korelasyon boyutu ve en büyük Lyapunov üstelini kullanmışlardır.

Thakor ve Zhu (1991) uyarlanabilir tekrarlayan filtre yapısını normal QRS kompleksinden dürtü yanıtı elde etmek için filtrenin girişi ile QRS komplekslerini takip edip, kalp ritmindeki anormal atımları saptayarak, EKG sinyalini analiz etmişlerdir. Bu yöntemle P dalgası, APC, erken iletim bloğu, atriyal fibrilasyon ve kalp pili ritimlerini incelemişlerdir.

Polat ve Güneş (2007), yaptıkları çalışmada veri setinin boyutu ile ilgili düzenlemeler için Temel Bileşen Analizi ve aritmi tanısı için En Küçük Kare Destek Vektör Makinesi kullanarak EKG verisinde aritmi olup olmadığını tespit etmişlerdir. Elde edilen sınıflandırma doğrulukları; %96,86, %100, %100 olarak hesaplanmıştır.

Gao vd. (2005), EKG sinyalleri içinde kardiyak aritmi olup olmadığını tespiti için Yapay Sinir Ağları odaklı bir çalışma ortaya koymuşlardır. Bayes teoremine dayalı bir algoritma ile yapılan çalışma gerçek EKG verileriyle karşılaştırılmış ve farklı eşik değerlerinde farklı doğruluk değerleri elde edilmiştir.

Ye vd. (2010), yapılan çalışmada Dalgacık Dönüşümü ile Bağımsız Bileşen Analizini morfolojik özellikler olarak kategorize edip, bu yöntemleri her kalp atışı için karşılık gelen katsayıları ayrı ayrı çıkarmak için kullanmışlardır. Her bir aritmi verisini sinyal üzerinde buldurarak sonuçta 15 farklı sınıfa ayırmışlardır. Çalışma tüm MIT-BIH Aritmi veri tabanı üzerinde test edilmiş ve yayınlanan başka sonuçlarla karşılaştırıldığında 85945 kalp atışı üzerinde aritmi bulunup bulunmadığı %99,66 doğruluk oranı sonuç vermiştir.

Wang vd. (2013), Doğrusal Ayrımcılık Analizi ile Temel Bileşen Analizi metotlarını birlikte kullanarak aritmi sınıflandırması üzerinde çalışmışlardır. Çalışmalarında, EKG vurularında önemli özellikleri bulmak ve sınıflandırma doğruluğunu arttırmak için Özellik Azaltma Yöntemini kullanmışlardır. Seçilen özellikler ile olasılıksal sinir ağı kullanılarak, normal ritim, Erken Karıncık Vurusu (PVC), kalp pili ritmi, sağ dal bloğu, sol dal bloğu, APC, ventriküler flutter dalgası ve ventriküler kaçış ritmi olmak üzere sekiz farklı aritmi türü sınıflandırılmıştır. Çalışmada elde edilen doğruluk %99,71'dir.

Chiu vd. (2005), aritmilerin morfolojik özelliklerine dayanan bir çalışma ortaya koymuşlardır. Yaptıkları çalışmada, normal (sağlıklı) grup, APC ve PVC aritmileri bulunan hastalardan oluşan denek grubunu kullanmışlardır. İlk olarak deneklerin EKG sinyalleri üzerinde yer alan QRS komplekslerini, QRS yakalama algoritmasıyla tespit etmişler, sonrasında korelasyon katsayısı ve RR intervallerini kullanarak aritmilerin benzerliğini hesaplamışlardır. Son olarak algoritma MIT-BIH aritmi veri tabanı kullanılarak test edilmiş ve duyarlılık normal atım için %99,81, APC için %81,82 ve PVC için %95,83 olarak bulunmuştur.

EKG sinyalinde, sinyal sıkıştırma, öznitelik çıkarımı ve dalgalanma konusunda çalışan araştırmacılar, genellikle çalışmalarında dalgacık kuramını kullanmışlardır (Weaver vd. 1991; Unser ve Aldroubi 1996; Khamene ve Negahdaripour 2000).

EKG sinyalinin RR aralıklarının incelenmesi ile Kalp Hızı Değişkenliğinin (KHD) elde edilmesi ve R tepesi, QT aralığı, S ve T dalgalarının saptanmasına ilişkin bilgiler, tüm aritmilerin tespitinde önemli teşhis parametreleri olarak düşünülür (Goldberger vd. 2000). Buradan yola çıkan Tsipouras ve Fotiadis (2004), kalp hızı değişkenliğinin zamana ve zamana göre frekans analizine dayalı otomatik aritmi tespiti üzerine bir çalışma yapmışlardır.

Çalışmalarda, genellikle aritmileri sınıflandırma aşamasında çeşitli sınıflandırma yöntemlerinden daha iyi performans göstermesi açısından genellikle Destek Vektör Makinesi kullanılmıştır (Thanawattano and Tan-a-ram 2007; Khazae ve Ebrahimzadeh 2010; Yingthawornsuk 2012; Chen vd. 2017; Kumar vd. 2017).

A&F Jovic (2017), otomatik sınıflandırmayı iyileştirmek için kalp hızı değişkenliği analizine son zamanlarda geliştirilen bir sembolik dinamik yöntem olan alfabe entropisini uygulamıştır.

2.2. Kalbin Anatomik Yapısı ve Dolaşım Sistemi

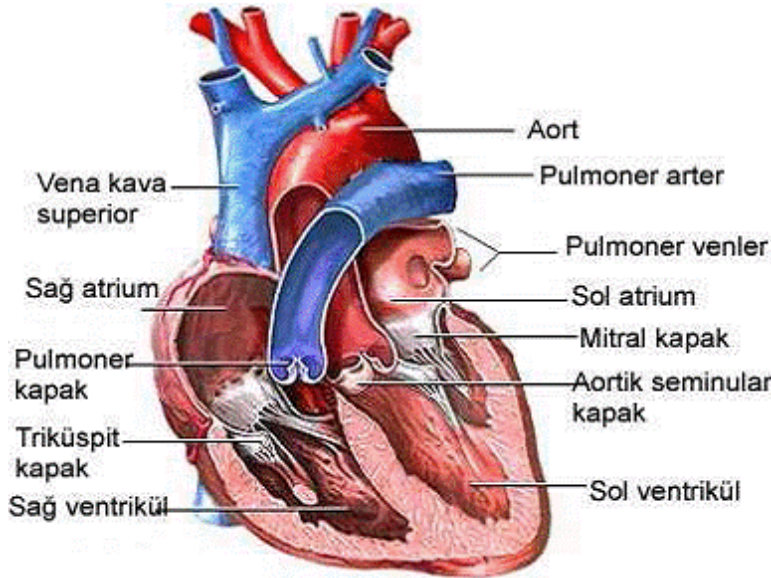
Kalp, ritmik kasılmalar ile birlikte kanı dokulara pompalayan, dolaşım sisteminin temel organıdır. Kalp konumu itibari ile göğüs kafesi içinde ve akciğerlerin arasında yer alır. Genel olarak işleyişi akciğerlerden gelen temiz kanı vücuda, vücuttan gelen kirli kanı da akciğere pompalamaktır. Kalbin, kanın vücuttaki dolaşım sistemini tamamlayabilmesi için basınç farkından yararlanması gerekmektedir. Atardamarlar (arterler) ve toplardamarlar (venler) arasında büyük oranda gözlemlenen bu basınç farkı kullanılarak, kalbin odacıkları ve kapakçıkları ile kan dokulara pompalanmaktadır. Kalpte 4 adet odacık ve 4 adet kapakçık bulunmaktadır (Çizelge 2.1).

Çizelge 2.1. Kalbin odacıkları ve kapakçıkları

Kalbin odacıkları	Kalbin kapakçıkları
<ul style="list-style-type: none"> • Sağ atriyum • Sol atriyum • Sağ ventrikül • Sol ventrikül 	<ul style="list-style-type: none"> • Triküspit kapak • Pulmoner kapak • Mitral kapak • Aort kapak

Kalbin pompalama işlemini 2 atriyum ve 2 ventrikül olmak üzere 4 odacık gerçekleştirmektedir. Kalbin üst tarafında bulunanlara atriyum (kulakçık) altta bulunan boşluklara ise ventrikül (karıncık) denir (Yaman 1999). Gerçekte, kalbin temel yapısını, kanı akciğerlere pompalayan sağ kalp ve kanı çevresel organlara pompalayan sol kalp oluşturmaktadır. Sağ atriyum ve sağ ventrikül birlikte sağ kalp, sol atriyum ve sol ventrikül de sol kalp olarak modellenebilir. Her bir atriyum, kanın ventriküle dolabilmesi için zayıf bir hazırlayıcı pompa (ön pompa) işlevi görür, başlıca görevi kanı ventrikül içerisine yönlendirmektir. Ventriküller ise kanı akciğerlere (pulmonerlere) ya da çevresel organlara iletmek için ana kuvveti sağlar.

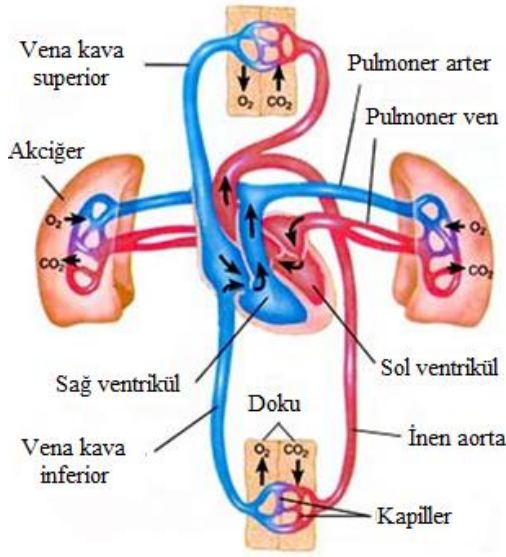
Kalbin kapakçıklarından olan triküspit kapak, sağ atriyum ve sağ ventrikül arasında yer alırken, sol atriyum ve sol ventrikül arasında mitral kapak bulunur. Triküspit ve mitral kapaklara atriyoventriküler kapaklar adı verilmektedir. Atriyoventriküler kapaklar dışında ayrıca semilunar kapaklar vardır, bunlar aort ve pulmoner trunkusun çıkış noktasındadır. Kapakların açılış ve kapanışları basınç farkı ile gerçekleşir ve böylece kanın tek yönlü hareket etmesi sağlanır (Köylü 2001). Bu yapılar (odacıklar ve kapakçıklar) Şekil 2.1 'de görülmektedir.



Şekil 2.1. Kalbin yapısı

Toplardamarlardan kalbe gelen kan, sağ atriyum boşluğuna dolar. Temiz kan kalbin sol ventrikülü yardımıyla tüm vücuda, çeşitli organ ve dokulara ihtiyaç duyulan oksijeni sağlar. Ana toplardamar sisteminin kalbe getirdiği kan sağ atriyuma girer ve koroner sinüs boşluğu kalbin toplardamarından gelen kanı barındırır. Sağ atriyum dolduğu zaman kasılarak ve baskı yaparak kanı triküspit kapakçık sayesinde sağ ventriküle gönderir. Sağ ventrikül kasıldığı zaman meydana gelen basınç atriyum basıncından daha büyük değerde olacaktır. Triküspit kapakçık kapanır ve bu basınçla aort ve akciğer arterinin başlangıcındaki kapakçık açılır. Bundan dolayı pulmoner arter akciğer atardamarına kan akmasını sağlar. Bu damar akciğerin her iki tarafı için iki kola ayrılır ve buna bağlı olarak akciğerdeki hava keselerinde değişme meydana gelir (Yazgan ve Korürek 1994). Kalbin sağ ve sol yarısını ayıran duvar (Septum) ise

oksijence fakir ve oksijence zengin kanın akışını ayırmada görevlidir. Bu yapı Şekil 2.2'de görüldüğü gibidir.

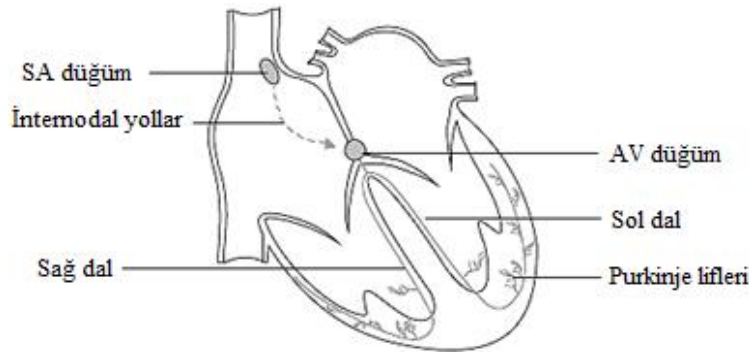


Şekil 2.2. Dolaşım sistemi

Kalbin pompalama çevrimi sistol ve diyastol olmak üzere iki kısma ayrılır. Sistol, kalp kaslarının özellikle sol ventrikül kaslarının kasılarak kanın akciğer arter ve aorta pompalanması zamanıdır. Diyastol ise kalp odacıklarının gevşeyerek kanla dolduğu zamandır. Kan, arter sistemine pompalandıktan sonra kalp dinlenme durumuna geçer ve çıkış kapakları kapanır. Kısa bir süre sonra giriş kapakçıkları açılarak diyastol ve yeni bir kalp çevrimi başlar.

2.3. Kalbin Elektriksel Yapısı

Kalp kası, çizgili (iskelet kası) kas yapısında olup interkale disk adı verilen hücre zarları ile birbirlerine bağlı olan ve bu sayede fonksiyonel bütünlük oluşturmuş bir sistemdir. Kalp kası, uyarılması için sinirsel dürtüye ihtiyacı olmayan, kendi uyarılarını oluşturabilme özelliği bulunan ve otonom sinir sisteminin etkisi altında olan bir kastır. Kalp kasında uyarıların başlatıldığı ve iletiildiği özel bir sistem bulunmaktadır. Bu sisteme kalbin uyarı ve ileti sistemi denir (URL 1). Bu sistemde bulunan ve kalp kası hücrelerinin özelleşmesiyle oluşan yapılar Şekil 2.3'de gösterilmektedir.



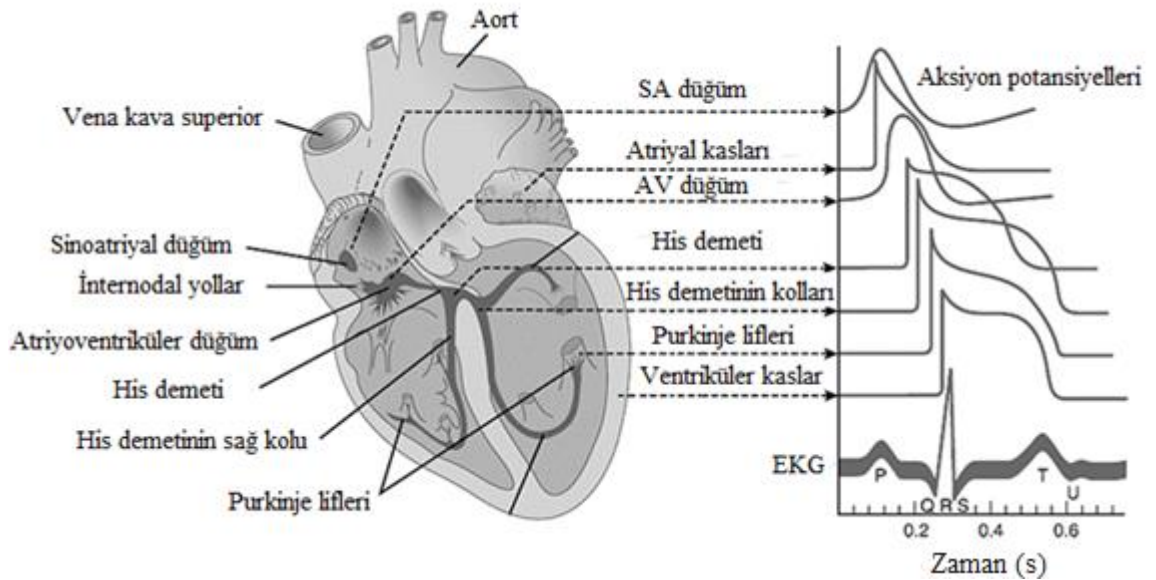
Şekil 2.3. Kalbin uyarı ve ileti sistemi

Elektriksel uyarının oluşması ilk olarak Sinoatriyal (SA) düğümünden başlar. SA düğümünden çıkan bir uyarı önce atriyumların kasını uyarır. Buradan Atriyovenriküler (AV) düğümüne gelen uyarının hızı biraz yavaşlar ve 0,1 saniyelik (s) bir gecikmeye uğrar. Daha sonra uyarı his demetine, his demetinin sağ ve sol dallarına geçerek sağ ve sol ventrikül kasındaki purkinje liflerine ulaşır. Uyarının atriyum kasında yayılması sonucunda atriyum sistolü, ventrikül kasında yayılması sonucu ise ventrikül sistolü meydana gelir. Atriyumların sistolü ile atriyumlar içerisindeki kanı ventriküllere, ventrikül sistolü ile de ventriküllerin içindeki kan, aort ve pulmoner arter içine pompalanır (URL 1).

SA düğümünden uyarı çıkmaması durumunda devreye diğer hücreler girer ve uyarı oluşturmaya başlarlar. Hücrelerin uyarı çıkarma kapasiteleri;

- SA Düğüm normal şartlarda 60-100 atım/dk
- Atriyumların uyarı çıkarma kapasitesi 60-80 atım/dk
- AV Düğümünün uyarı çıkarma kapasitesi 40-60 atım/dk
- Ventriküllerin uyarı çıkarma kapasitesi 20- 40 atım/dk
- His Demetinin uyarı çıkarma kapasitesi 30-40 atım/dk
- Purkinje Liflerinin uyarı çıkarma kapasitesi 15-30 atım/dk. dır.

Kalbin elektriksel aktivitesi sırasında, SA düğüm tarafından oluşturulan uyarının kalbe yayılması ile oluşan hücrelerin aksiyon potansiyelleri Şekil 2.4'te görüldüğü gibidir. Bu aksiyon potansiyellerinin toplamı sonucunda ise kalp sinyali olarak bilinen Elektrokardiyogram (EKG) işareti meydana gelmektedir.



Şekil 2.4. Kalbin elektriksel aktivitesi

2.4. Elektrokardiyogram

Kalp, düzenli olarak uyarı doğuran ve bu uyarıları bütün kalbe ileten özel bir sisteme sahiptir. Bu sistem içerisinde, kalbin kasılması ve gevşemesi sırasında oluşan elektriksel akımlar, kalbi çevreleyen dokulara yayılır. Vücudun iletken bir ortam gibi davranmasından yararlanılarak, kalpte oluşan bu akımlar, vücut yüzeyine yerleştirilen elektrotlar ile kayıt edilmektedir. Kalp yüzeyindeki elektrik akımlarının kaydedilmesi işlemine Elektrokardiyografi, kaydetme işleminde kullanılan cihaza Elektrokardiyograf, kayıt sonunda elde edilen eğrilere ise Elektrokardiyogram (EKG) adı verilmektedir (Yazgan ve Korürek 1994; Sazlı 2007).

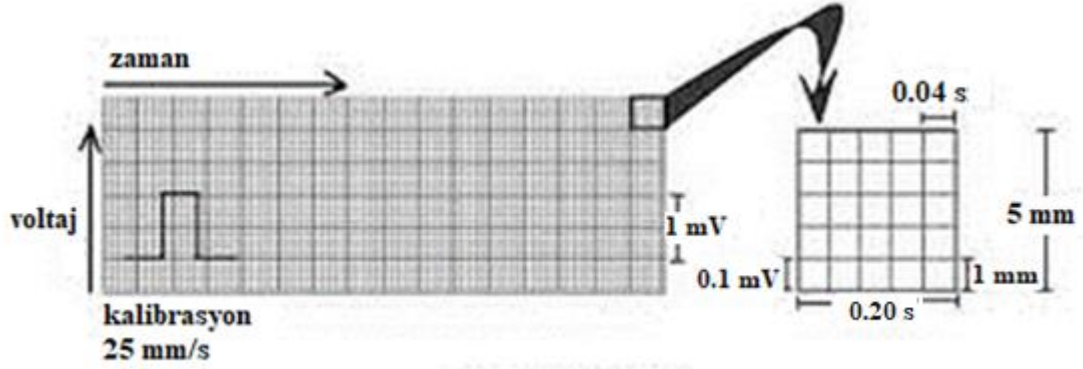
EKG kalbin işlevinin değerlendirilmesinde kullanılan en önemli yöntemlerden biridir. Doğrudan doğruya kalp kasının kasılma şeklini gösterir. EKG ile gözlemlenebilecek durumları genel olarak aşağıdaki gibi sınıflandırabiliriz:

- EKG ile kalbin ritim ve iletim bozuklukları,
- Kalp damar hastalığı tanısında, kalp damarlarında daralma veya kalbin beslenmesindeki problemler ile yeni kalp krizinin tanısında veya daha önceden kalp krizi geçirip geçirmediğinin araştırılmasında,
- Kalp duvarlarında kalınlaşma ve kalp boşluklarında genişleme bulgularında,
- Kardiyomiyopatiler (kalp kasının çeşitli nedenlere bağlı hastalıklarda),
- Perikarditler (kalp zarının çeşitli nedenlere bağlı iltihaplarında),
- Miyokarditler (kalp kasının çeşitli nedenlere bağlı iltihaplarında),
- Bazı doğumsal kalp hastalıklarında,
- Elektronik kalp pilinin işlevlerinde,
- Bazı kalp ilaçlarının etkilerinin (Digoksin, aritmi ilaçlarının) gözlemlenmesinde,
- Vücutta sıvı ve elektrolit dengesinin bozukluklarında (özellikle serum potasyum eksikliği veya fazlalığında) yararlıdır.

Bazı durumlarda EKG, tek başına tanıya yeterli olmamaktadır. Özellikle kalp damar hastalıklarında mutlaka hastanın şikâyeti, fizik muayene bulguları ve gerekirse diğer laboratuvar yöntemleri ile birlikte değerlendirmek gerekir. EKG işleminin basit olması, hasta açısından zahmetsiz olması, her yerde uygulanabilir ve ucuz olması sebebiyle kalp hastalarının tanısında başlangıç testi olarak yaygın olarak kullanılmaktadır (URL 2).

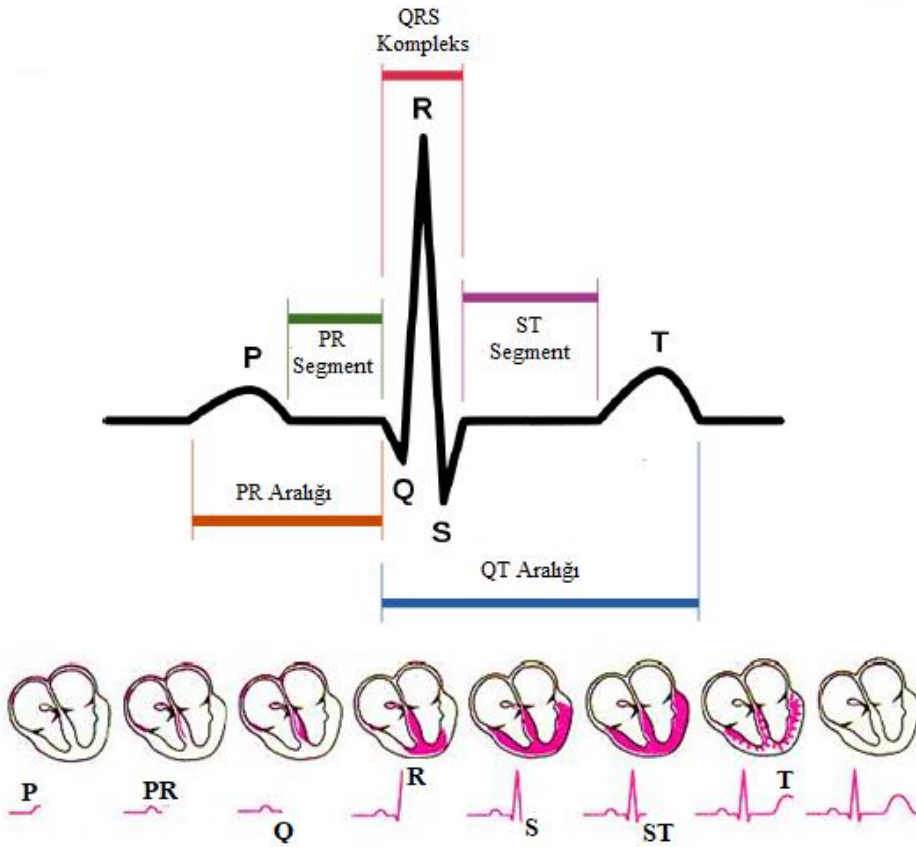
Vücut yüzeyindeki belirli bölgelere yerleştirilen elektrotlar ile kalpte oluşan elektriksel akımlar Şekil 2.5’de görülen EKG kağıdına kaydedilmektedir. Bu kayıt işlemi, EKG aletinin “stilet” adı verilen hareketli metal iğnesi ile yapılmaktadır. Şekilde görüldüğü üzere EKG kağıdında 1x1 mm’lik ve 5x5 mm’lik kareler bulunur. Her küçük kare 0.1 milivolt (mV) her büyük kare 0.5 mV’dur. Yatay ekseninde her 1 mm mesafe

zamana açısından 0.04 s'ye, 5 mm ise 0.2 s'ye karşılık gelmektedir. Dikey eksen ise elektriksel potansiyelin genliği mm ile ifade edilir.



Şekil 2.5. EKG kâğıdı

Normal bir EKG dalgası P, Q, R, S, T adı verilen 5 dalga şeklinden oluşmaktadır. Bu dalgalardan Q, R ve S'in oluşturduğu şekle QRS kompleksi denir. Ayrıca bir dalganın başlangıcı ile diğer dalganın sonu arasında kalan kısma interval (aralık), bir dalganın sonu ile diğer dalganın başlangıcı arasında kalan kısma ise segment adı verilmektedir (Demirtaş 2006). Şekil 2.6.'da bir periyot için EKG üzerindeki dalga, aralık, segmentler ve bunların oluşumları gösterilmiştir.



Şekil 2.6. EKG üzerindeki dalga, aralık, segmentler ve oluşumları

EKG üzerinde bulunan her bir aralık, dalga ve segment, kalpte meydana gelen bir değişimi ifade etmektedir. Kalpte oluşan bu değişimlerin süreleri ve genlikleri birbirlerinden farklıdır. EKG işaretleri kalbin o anki durumu hakkında bilgi alabildiğimiz en önemli laboratuvar yöntemlerinin başında gelmektedir (İlerigelen ve Mutlu 2009).

EKG işaretinde yer alan dalgalar, depolarizasyon ve repolarizasyon sonucunda oluşmaktadır. Kalp kası hücrelerinin uyarılmasına depolarizasyon, uyarımdan sonra tekrar dinlenme durumuna dönmesine ise repolarizasyon adı verilmektedir.

2.4.1. P dalgası

Bu dalga EKG'nin ilk dalgası olup, SA düğümünden doğan elektriksel uyarının atriyumlarda yayılması sonucu oluşmaktadır. P dalgası atriyumların depolarizasyonunu yani atriyumlar boyunca iletilen elektriksel uyarıyı gösterir. Genellikle pozitif yönde olan P dalgasının tepesi yuvarlak, sivri, ya da çentikli olabilir. SA düğümünden çıkan uyarının AV düğümüne ulaşması için geçen süre P dalgasının süresini belirler. Süresi yaşa göre değişmekle birlikte maksimum 0.1 s ve genliği de normalde 0.18 mV ile 0.22 mV arasındadır (Webster 1978; Uçak 2005).

2.4.2. PR segmenti

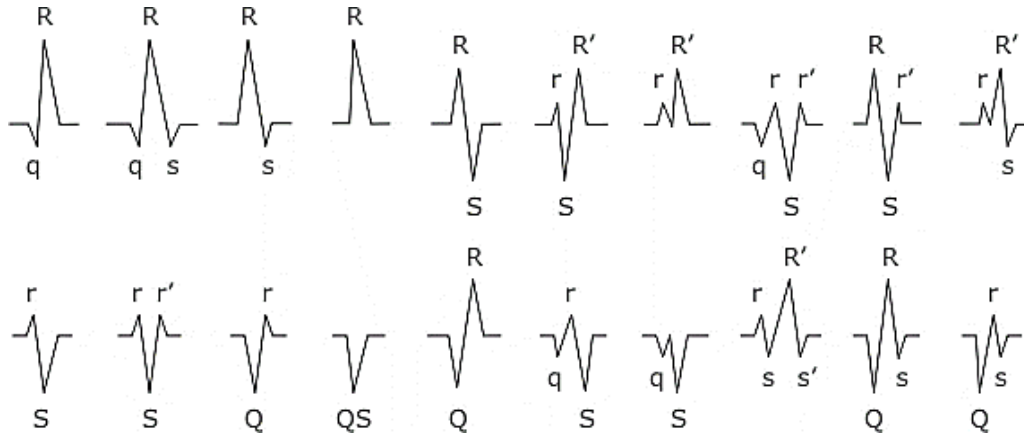
PR segmenti, P dalgasının sonu ile QRS kompleksinin başlangıcı arasında bölümdür. Atrium depolarizasyonunun sonundan ventriküllerin depolarizasyonuna kadar geçen süredir. Yani uyarının AV düğümünden ventriküler iletim sistemine kadar geçen süreyi ifade eder. Genellikle izoelektrik (bazal) hattı temsil etmektedir.

2.4.3. PR aralığı

SA düğümünden çıkan uyarının ventriküllere ulaşabilmesi için geçen sürenin karşılığı olan PR aralığı, EKG üzerinde P dalgasının başlangıcından QRS kompleksinin başlangıcına kadar olan bölümdür. QRS kompleksinin Q dalgası ile başladığı durumlarda bu aralık PR aralığı yerine genellikle PQ aralığı olarak isimlendirilmektedir. PR aralığı, atriyumların depolarizasyonu ile ventriküllerin depolarizasyonu arasındaki süreyi ifade etmektedir ve bu süre 0.12 ile 0.20 saniye arasındadır (Morris vd. 2003).

2.4.4. QRS kompleksi

QRS kompleksi, ventriküller boyunca iletilen elektriksel uyarının depolarizasyonu olarak ifade edilir. QRS kompleksinin öğeleri, bu kompleks içinde yer alan, Q ile adlandırılan ilk negatif dalga, R ile adlandırılan ilk pozitif dalga ve R'yi izleyen ilk negatif S dalgasıdır. Bununla birlikte QRS kompleksi bu dalgaların tümüne sahip olmayabilir. Şekil 2.7'de farklı QRS morfolojileri gösterilmektedir.

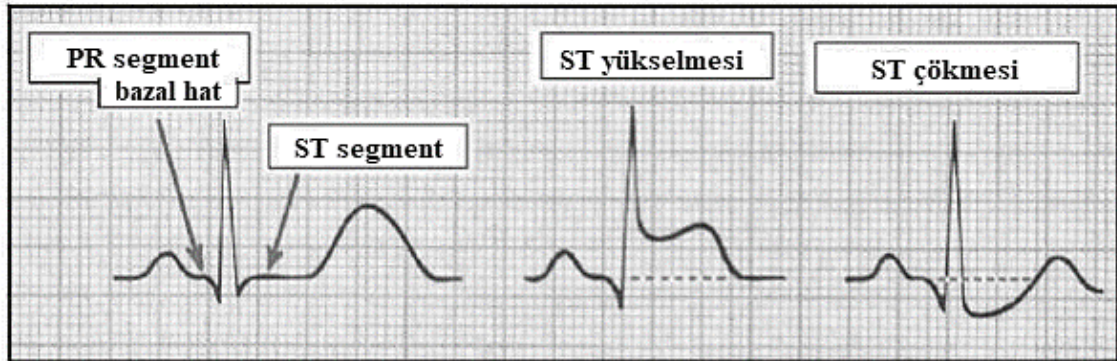


Şekil 2.7. Çeşitli QRS yapılarının şematik gösterimi

QRS genişliği uyarının ventriküller içerisinde yayılması için gerekli zamanı gösterir ve normalde 0.1 s ya da daha azdır (Morris vd. 2003).

2.4.5. ST segmenti

ST Segment, ventriküllerin depolarizasyonu ile repolarizasyonu arasındaki izoelektrik hatta dönülen sessiz dönemi gösterir. QRS kompleksinin sonu ile T dalgasının başlangıcına kadar geçen süreyi ifade eder. ST segment, genel olarak bazal hat üzerinde ilerler. Bazal hat referans alınarak, ST segmentin 1 mm yukarı ya da 0,5 mm aşağı kayması normal olarak görülür (Uçak 2005). Bununla beraber Şekil 2.8'den de görüleceği üzere bazal hattın yüksekliği 1 mm'den daha fazla olanlar ST yükselmesi, 0.5 mm'den aşağıda kalanlar ise ST çökmesi olarak adlandırılır.



Şekil 2.8. ST segment yükselmesi ve çökmesi

2.4.6. T dalgası

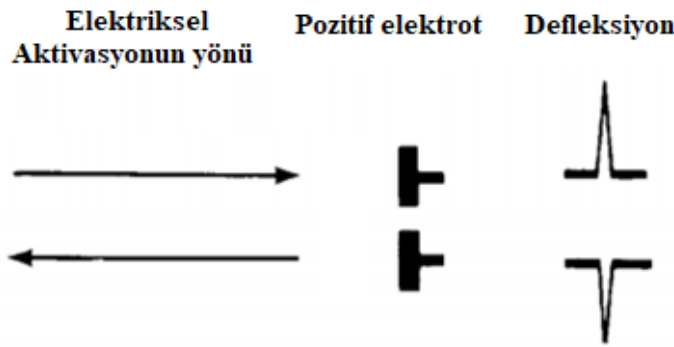
Ventriküllerin repolarizasyonunu temsil eden T dalgasının normal süresi yetişkinlerde 0.10-0.25 s'dir. Genellikle pozitif yönde olan T dalgası asimetrik bir biçime sahiptir. İnen kol çıkan kola göre biraz daha diktir ve tepe noktası başlangıcından ziyade bitişine yakındır (Morris vd. 2003). Bazen T dalgasından sonra, oldukça küçük ve nasıl oluştuğu kesin bilinmeyen bir dalga görülmektedir. U dalgası adı verilen bu dalganın yönü normalde T dalgası ile aynı yöndedir ve her zaman görülmeyebilir.

2.4.7. QT aralığı

Ventriküllerin depolarizasyon ve repolarizasyonu için geçen toplam süreyi yansıtan QT aralığı, Q dalgasının başlangıcından (Q dalgasının bulunmadığı durumlarda R dalgasının başlangıcından) T dalgasının bitimine kadar olan uzaklığı kapsar. QT aralığının normal süresi kalp hızına göre değişmekle birlikte erişkinlerde 0.35-0.44 s arasındadır. Kalp hızı arttıkça QT aralığı kısalır, kalp hızı azaldıkça QT aralığı uzar (Bazett 1920; Jackman vd. 1988; Morris vd. 2003).

2.5. EKG Derivasyonları

Kalbin kasılması ve gevşemesi sırasında oluşan elektriksel aktivitenin, vücuda yerleştirilen elektrotlara göre konumları ile EKG’de ki sapmalar (defleksiyonlar) belirlenebilir. Elektriksel aktivasyonun pozitif elektrotta doğru yönelmesi pozitif defleksiyona (yukarı doğru dalga), pozitif elektrottan uzaklaşması ise negatif defleksiyona (aşağı yönde dalga) neden olur (Şekil 2.9).



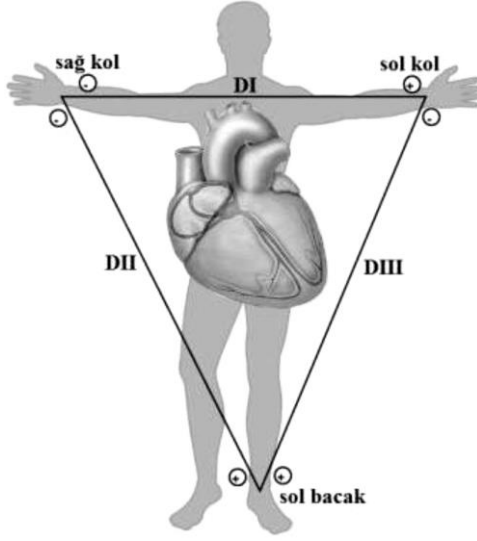
Şekil 2.9. Elektriksel aktivasyon ile pozitif elektrot arasındaki ilişki

Kalbin oluşturduğu elektriksel aktiviteyi belirleyebilmek ve doğru analiz yapabilmek için vücuda yerleştirilen tek bir elektrot yeterli olmayabilir. Bu sebeple doğru sonuçlar elde edebilmek adına vücudun belirli bölgelerine birden çok elektrot yerleştirilmektedir. Yerleştirilen bu elektrotların konumuna göre ise derivasyonlar oluşur. Derivasyonlar, elektrotların konumuna göre tanımlanır ve vücuda yerleştirilen elektrotlar arasındaki potansiyel farkı göstermektedir (Goldberger 2012).

EKG’de, elektrotların uygulandıkları yerlere göre 3 grup derivasyon vardır. Bunlar; Bipolar (standart) ekstremite derivasyonları, Ünipolar göğüs (prekordiyal) derivasyonları ve Yükseltilmiş (augmented) ünipolar ekstremite derivasyonlarıdır.

2.5.1. Bipolar ekstremite derivasyonları

Kalbin sağ kol, sol kol ve sol bacadan oluşan eşkenar bir üçgenin merkezinde bulunduğu kabul edilir ki bu üçgene, einthoven üçgeni denir (Şekil 2.10). Buna göre sağ kol (RA), sol kol (LA) ve sol bacak (LF) üzerine yerleştirilen elektrotlar ile bipolar ekstremite derivasyonları elde edilir. Bipolar ekstremite derivasyonları, beden iki noktası arasındaki potansiyel farkını saptamaya yarar ve Derivasyon I (DI), Derivasyon II (DII), Derivasyon III (DIII) olarak ifade edilir (İlerigelen ve Mutlu 2009).



Şekil 2.10. Einthoven üçgeni ve bipolar ekstremite derivasyonları

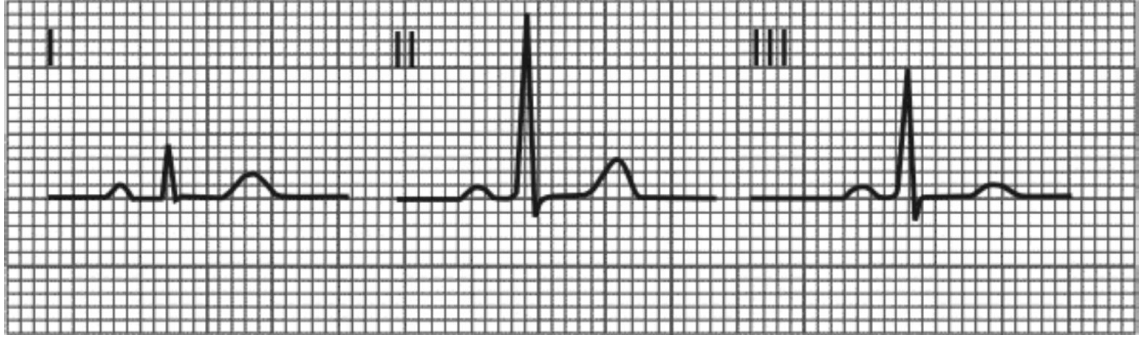
EKG cihazının negatif ucuna bağlı elektrotun sağ kola, pozitif ucuna bağlı elektrotun ise sol kola bağlanması ile DI elde edilir. Bu derivasyon sağ kol ile sol kol arasındaki potansiyel farkını yansıtır. Sağ kolun göğse bağlandığı nokta, sol kolun göğse bağlandığı noktaya göre elektriksel olarak negatif olduğunda, elektrokardiyograf pozitif olarak kayıt yapar bu da EKG’de sıfır voltaj çizgisinin üstüne denk gelir. Ters durumda ise elektrokardiyograf, çizginin altına kaydeder.

EKG cihazının negatif ucuna bağlı elektrotun sağ kola, pozitif ucuna bağlı elektrotun ise sol bacağına bağlanması ile DII elde edilir. Bu derivasyon sağ kol ile sol bacak arasındaki potansiyel farkını yansıtır. Sağ kol, sol bacağına göre negatif olduğunda, elektrokardiyograf pozitif kayıt yapar.

EKG cihazının negatif ucuna bağlı elektrotun sol kola, pozitif ucuna bağlı elektrotun ise sol bacağına bağlanması ile de DIII elde edilir. Bu derivasyon ise sol kol ile sol bacak arasındaki potansiyel farkını yansıtmaktadır. Sol kol, sol bacağına göre negatif olduğunda elektrokardiyograf pozitif kayıt yapar.

Bipolar ekstremite derivasyonları arasında $DII=DI+DIII$ şeklinde bir eşitlik bulunmaktadır. Einthoven eşitliği olarak adlandırılan bu eşitlik, kalbin değişik yönlerde oluşturduğu elektriksel potansiyellerin yük farkının, normal şartlarda 0’a eşit olduğunu ve kalbin bu güçlerin ortasında bulunduğunu ifade eder (Acartürk 1998).

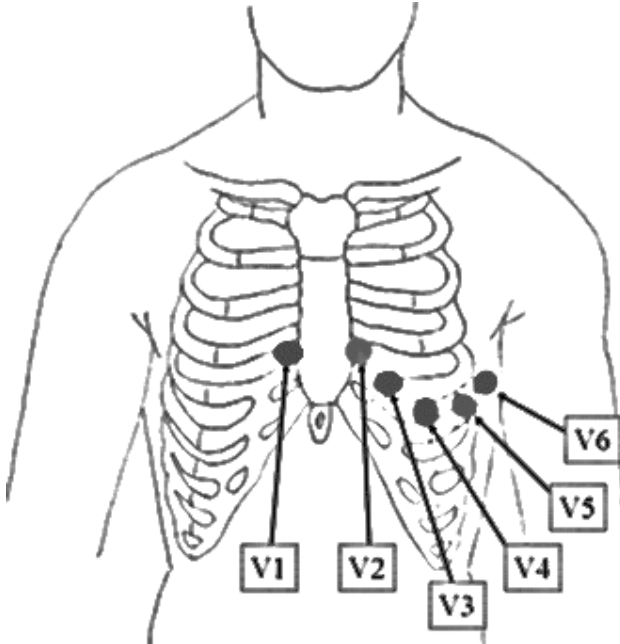
Bipolar ekstremite derivasyonları ile elde edilen EKG çıktıları Şekil 2.11’de görüldüğü gibidir.



Şekil 2.11. DI, DII ve DIII için EKG çıktıları

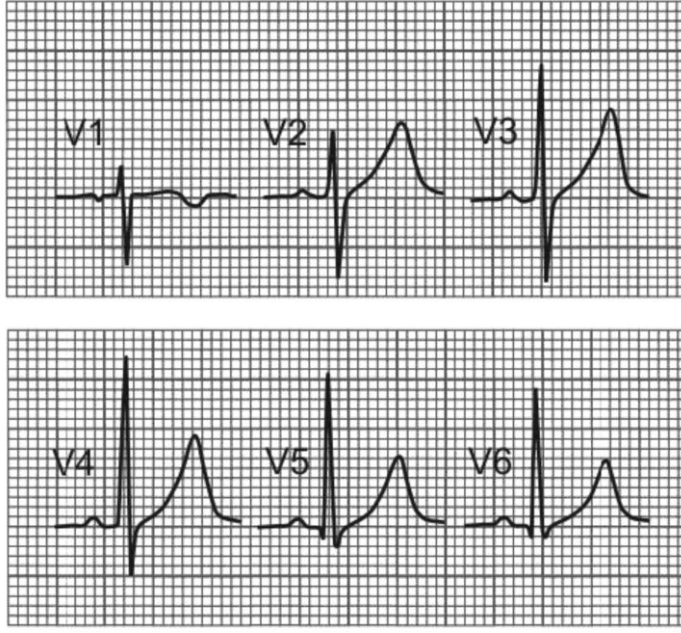
2.5.2. Ünipolar göğüs derivasyonları

Ünipolar göğüs derivasyonları, Şekil 2.12’de görüldüğü gibi pozitif elektrotun göğüs üzerinde belirli noktalara yerleştirilmesiyle elde edilir. V1 için sternum kenarının sağına, dördüncü interkostal aralığa elektrot yerleştirilir. V2 için sternum kenarının soluna, dördüncü interkostal aralığa elektrotlar yerleştirilir. V3 için V2 ile V4 derivasyonlarını birleştiren çizginin ortasına, V4 için midklavikuler çizginin üzerinde beşinci interkostal aralığa, V5 için V4 derivasyonu ile aynı seviyede, ön koltuk altı çizgisine ve V6 için V5 ile aynı seviyede olacak şekilde, orta koltuk altı çizgisine yerleştirilir. V1, V2, V3, V4, V5 ve V6 ölçümleri ünipolar göğüs derivasyonları olarak adlandırılmaktadır (İlerigelen ve Mutlu 2009).



Şekil 2.12. Ünipolar göğüs derivasyonları için elektrot yerleşimi

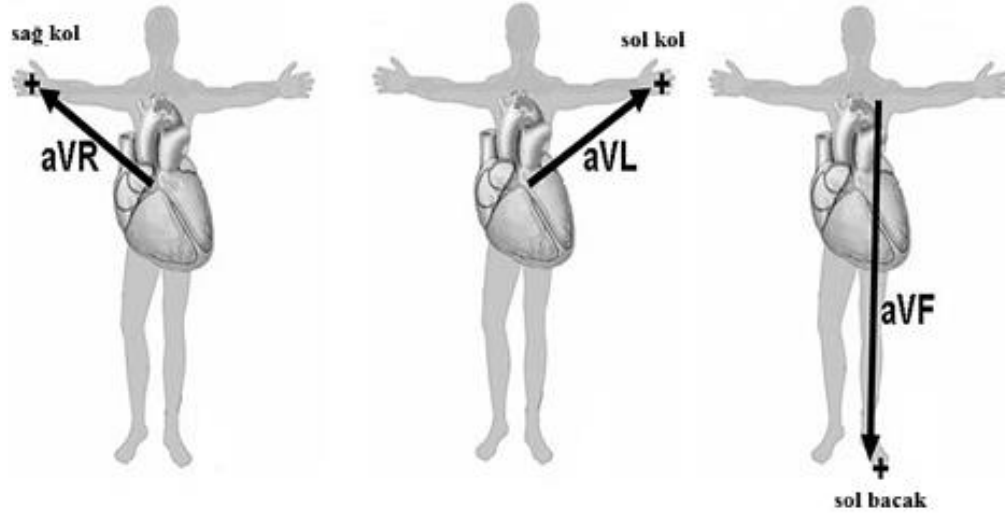
Kalp yüzeyi göğüs duvarına yakın olduğu için her bir derivasyon kalp kasının elektriksel potansiyelini elektrot vasıtasıyla hemen kaydedebilmektedir. Bu yüzden özellikle ventrikülün ön yüzeyinde meydana gelen bir anormallik göğüs derivasyonlarında belirgin değişikliklere neden olabilmektedir. Şekil 2.13’de ünipolar göğüs derivasyonları ile kaydedilen EKG işaretleri gösterilmektedir.



Şekil 2.13. V1-V6 derivasyonlarının EKG çıktıları

2.5.3. Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonları

Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonların adlandırılması, pozitif elektrotun yerleştiği yere göre değişmektedir. Şekil 2.14'den de görüldüğü üzere yerleştirilen pozitif elektrot, aVR'de (R: right, sağ) sağ kolda, aVL'de (L: left, sol) sol kolda, aVF'de (F: foot, ayak) sol bacaktaadır.



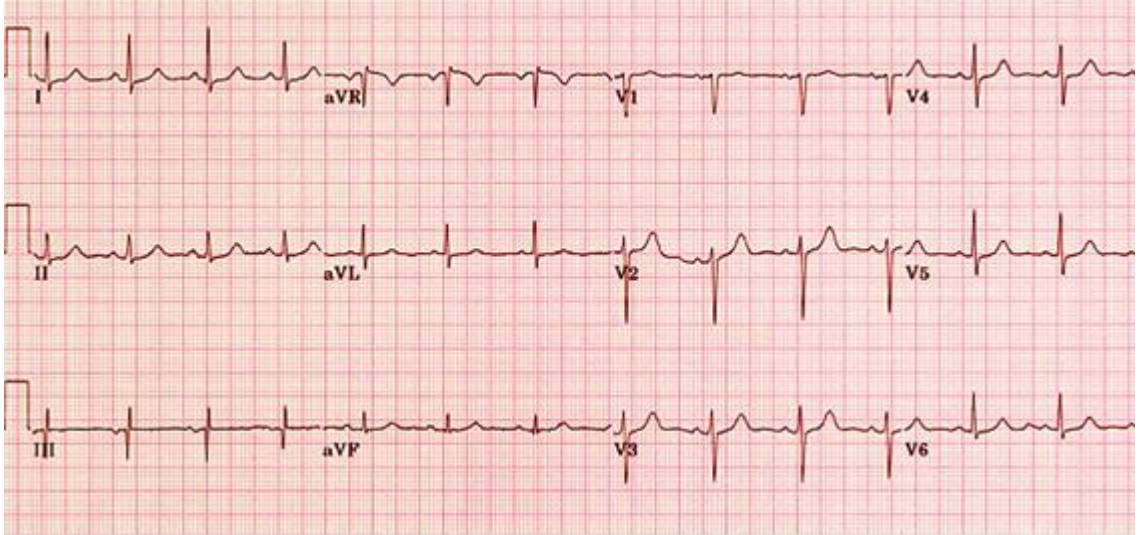
Şekil 2.14. Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonları

Bu derivasyonlar, düşük genliklere sahip olduğu için Goldberger tarafından potansiyel genlikleri 1.5 kat yükseltilmiş ve artırılmış anlamını ifade etmesi için a harfi ile gösterilmiştir. Yükseltilmiş ünipolar ekstremite derivasyonlarına ile elde edilen EKG çıktıları Şekil 2.15'de görüldüğü gibidir.



Şekil 2.15. aVR, aVL ve aVF derivasyonlarının EKG çıktıları

Kalp ritminin doğru ve düzgün bir şekilde kaydedilebilmesi, uygun teşhis ve değerlendirmenin yapılabilmesi için derivasyonların yerleştirilmesi oldukça önemlidir. Elektrotların uygulandıkları yerlere göre toplamda 12 farklı derivasyon vardır ve bu da kalbin elektriksel aktivitesini 12 farklı yönden incelemeye yarar. Her bir farklı derivasyon kalbin farklı bölgeleri için bilgi verir. Şekil 2.16.'da sağlıklı bir kişiye ait kalp atımının 12 derivasyonda gösterimi verilmiştir.



Şekil 2.16. Standart 12 derivasyonlu normal bir EKG çıktısı

2.6. Aritmiler

Kalp hastalıkları dünya genelinde önde gelen ölüm nedenlerindedir (Mathers vd. 2005; Tantimongcolwat 2008; URL 3). Günümüzde kalp hastalıklarının, ülkemizde ve dünyada giderek artış göstermesiyle birlikte bu konu üzerine çok sayıda araştırma yapılmaktadır. Kalp üzerinde en sık karşılaşılan ve aynı zamanda birçok hastalığa sebep olan aritmiler yapılan araştırmaların başlarında yer alır. Aritmiler, kalbin elektriksel aktivitesinin düzensiz, normalden daha hızlı veya yavaş olduğu koşullar grubudur. Bir başka deyişle kalp ritminin düzensizleşmesi ile oluşan anormal kalp ritmidir.

Aritmi oluşumunun elektrofizyolojik mekanizmalarının bilinmesi ne kadar önemliyse, aritmi oluşumuna neden olan klinik durumların da anlaşılması ve bilinmesi aynı derecede önemlidir. Asit-baz ve elektrolit düzensizlikleri, vücut sıcaklığı

değişiklikleri, bazı endokrin anormallikler, konjestif kalp yetmezliği, miyokard iskemisi, hipoksi ve bazı ilaç etkileşimleri gibi birçok faktör aritmi oluşumuna veya aritminin daha ciddi hale gelmesine neden olabilmektedir (URL 4).

Bazı aritmiler, hastanın yaşamı üzerinde ciddi bir tehdit oluştursa da (ör: ventriküler fibrilasyon ve ventriküler taşikardi) diğer aritmiler genellikle uzun vadeli tehditleri temsil etmektedir. Her iki durumda da aritmi teşhisi konulan hastalar hekim gözetimi altında tutulmalıdır.

Aritmiler, Sinüs nodu anormallikleri, Supraventriküler aritmiler, ventriküler aritmiler ve bloklar olmak üzere dört ana sınıfta toplanabilir (URL 5). Genel olarak bu dört sınıfa dahil olan aritmiler Çizelge 2.2’de görüldüğü gibidir. Tez kapsamında, Normal Sinüs Ritmi, Sinüs Bradikardisi, Sinüs Taşikardisi Erken Kulakçık Vurusu ve Erken Karıncık Vurusu şeklinde önemli ve MIT-BIH veri tabanında bulunan beş adet aritmi tipi kullanılmıştır.

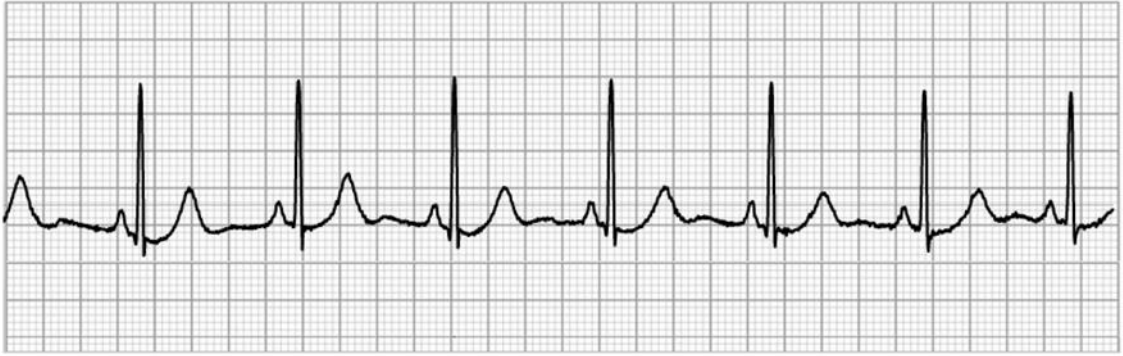
Çizelge 2.2. Aritmilerin sınıflandırılması

Sinüs Aritmileri	<ul style="list-style-type: none"> • Sinüs Taşikardisi • Sinüs Bradikardisi • Sinüs Aritmisi • Hasta Sinüs Sendromu
Supraventriküler Aritmiler	<ul style="list-style-type: none"> • Atrial Ektopik Atım • Nodal Ektopik Atım • Nodal Ritim • Paroksizmal SVT • Wolff Parkinson White sendromu • Bloklü Atrial Taşikardi • Atrial Flutter • Atrial Fibrilasyon
Ventriküler Aritmiler	<ul style="list-style-type: none"> • Ventriküler Ekstrasistol • Ventriküler Taşikardi • Torsades Pointes • Ventriküler Fibrilasyon
Bloklar	<ul style="list-style-type: none"> • Sinoatrial Blok ve Sinüs Arresti • AV Bloklar • Dal Blokları

2.6.1. Normal sinüs ritmi (NOR)

Normal Sinüs Ritmi (NOR), kalbin referans fizyolojik ritmidir ve SA düğümünden başlatılan uyarının kalp iletim sistemi üzerinden doğru bir zamanlama ile miyokarda ulaştırılması olarak tanımlanır (Morris vd. 2003). Sağlıklı bir insanın EKG kaydı NOR'lardan oluşur. Şekil 2.17'de verilen NOR'a ait özellikler aşağıdaki gibidir:

- Kalp hızı: 60-100 vuru/dk arasında
- Ritim: Düzenli
- P dalgası: Her vuruda belirgin ve aynı görünümde
- PR aralığı: 0.12-0.20 s arasında
- QRS kompleksi: 0.8-0.12 s arasındadır.

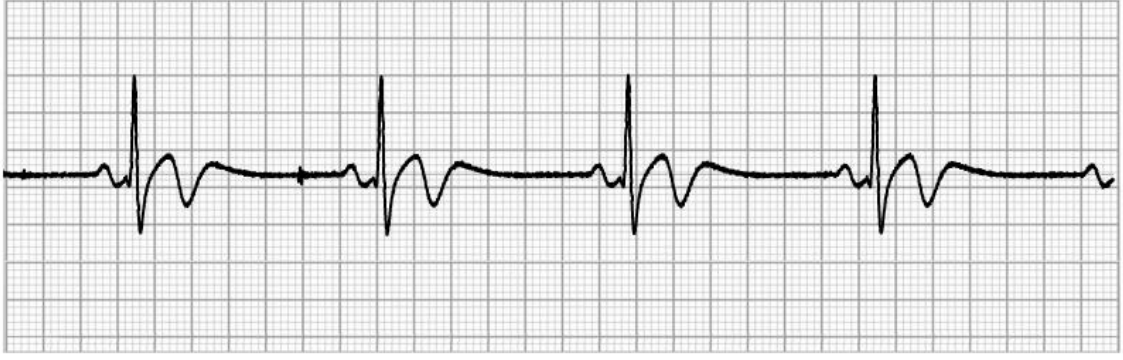


Şekil 2.17. Normal sinüs ritmi

2.6.2. Sinüs bradikardisi (SBR)

Yetişkinler için normalde dakikadaki kalp atış hızı 60 ile 100 aralığındadır. Bu değer altında kalan ve kalp hızının yavaşlaması anlamına gelen Sinüs Bradikardisi (SBR), dakikada 60 atımdan düşük kalp hızları için kullanılan tanımlamadır (Morris vd. 2003). Uyarı çıkaran odak normal atımda olduğu gibi SA düğümdür. Normal sinüs ritmi ile arasındaki fark, kalp hızının normalden daha az olmasıdır. Özellikle yaşlılarda olmak üzere sağlıklı insanlarda sık görülen bir aritmi tipidir. Şekil 2.18'de verilen SBR'ye ait özellikler aşağıdaki gibidir:

- Kalp hızı <60 vuru/dk
- Ritim: Düzenli
- P dalgası: Her vuruda belirgin ve aynı görünümde
- PR aralığı: 0.12-0.20 s arasında
- QRS kompleksi: 0.8-0.12 s arasındadır.

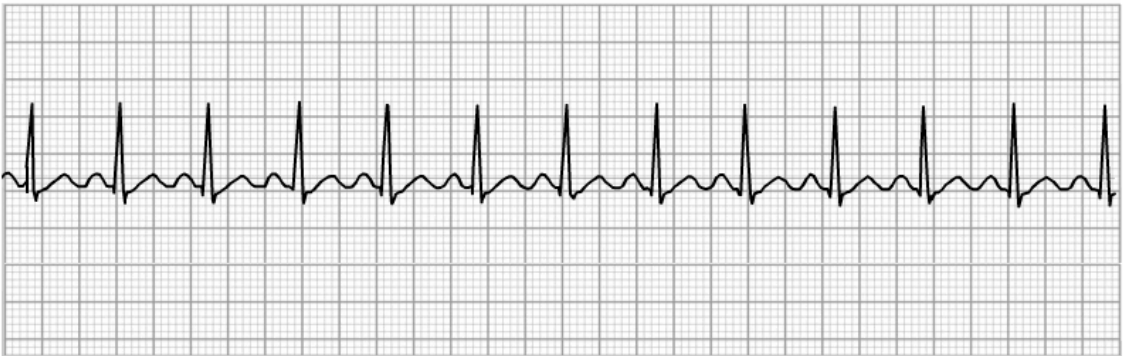


Şekil 2.18. Sinüs bradikardisi

2.6.3. Sinüs taşikardisi (STC)

Uyarının SA düğümünden çıkmasıyla birlikte hızı dakikada 100 vuruşu aşan hızlı ritme Sinüs Taşikardisi (STC) denir. Egzersiz, anksiyete ve sempatik sinir sisteminin aktivitesini artıran herhangi bir hastalık STC'ye yol açabilir (Bennett 2008). Ayrıca çoğu insan, STC adı verilen geçici hızlı kalp atışlarını, heyecan, endişe, stres veya egzersize bağlı, normal bir tepki olarak yaşamaktadır. Dinlenme durumunda veya mantıklı bir neden olmadan ortaya çıkan STC, anormal kabul edilir. Şekil 2.19'da verilen STC'ye ait özellikler aşağıdaki gibidir:

- Kalp hızı >100 vuruş/dk
- Ritim: Düzenli
- P dalgası: Her vuruda belirgin olmakla birlikte P dalgasının yüksekliği kalp atış hızı ile artabilir
- T dalgası bazen P dalgasıyla birleştiği için izlenemeyebilir
- PR aralığı: 0.12-0.20 s arasında
- QRS kompleksi: 0.8-0.12 s arasındadır.



Şekil 2.19. Sinüs taşikardisi

2.6.4. Erken kulakçık vurusu (APC)

Erken Kulakçık Vurusu (APC), sağ veya sol atriyumdaki ektopik bir odaktan çıkan uyarı ile atriyumların erken kasılması sonucunda meydana gelir. APC aritmilerinde P dalgası, beklenen süreden daha erken görülmektedir. Oluşan P dalgası ektopik bir odaktan kaynaklandığı için, sinüs düğümü normalden daha geç uyarılır ve sonraki kasılma için de geç kalır. Atletlerde, aşırı sigara içenlerde, uykusuzluk, aşırı miktarda kahve içilmesi, çeşitli ilaçlara bağlı durumlarda görülebilen bu durum, bazen sağlıklı insanlarda da görülebilmektedir. EKG üzerinde APC'ler QRS kompleksini değiştirmeden P dalga morfolojisini değiştirir. Genellikle, APC'ler normal sinüs atımıyla benzer morfolojik özelliklere sahiptir (URL 6). Şekil 2.20'de verilen APC'ye ait diğer özellikler aşağıdaki gibidir:

- Kalp hızı: APC sıklığına bağlı olarak değişkenlik gösterebilir
- Ritim: Düzensiz
- P dalgasının şekli değişkenlik gösterir ve bazen QRS kompleksi ya da T dalgası içinde kaybolabilir
- PR aralığı: Uyarı çıkan odağın yerine ve AV düğümün yanıtınlığına bağlı olarak normalden kısa veya uzun olabilir.
- QRS kompleksi: 0.8-0.12 s arasındadır.



Şekil 2.20. EKG üzerinde APC gösterimi

2.6.5. Erken karıncık vurusu (PVC)

Erken Karıncık Vurusu (PVC), AV kavsak altındaki bir ektopik odaktan çıkan uyarılar ile ventriküllerin erken kasılması sonucunda meydana gelir. PVC'ler, beklenen sinüs ritminden önce gelen, geniş QRS kompleksli ve sıklıkla P dalgalarının QRS kompleksi içinde gözlemlendiği vurulardır. Genellikle, APC'ler normal sinüs atımı gibi benzer morfolojik özelliklere sahipken, PVC'ler QRS kompleksini büyük ölçüde değiştirir. Bu durum, normal sinüs atımından farklı olan iletim yollarıyla ilgilidir. PVC'ler mevcut olduğunda QRS kompleksleri daha geniş ve anormal şekillenir. PVC'ler yaşın ilerlemesi ile daha sık görülür. Anestezi sırasında %15 oranında görülen bir aritmi tipidir. Önceden kalp hastalığı bulunanlarda ise çok daha siktir. Elektrolit ve kan gazı anormallikleri, ilaç etkileşimleri, beyin sapının uyarılması, kalbe travma,

enfeksiyon ve cerrahi işlemler PVC'nin görülmesinde bilinen diğer faktörler arasında yer alır (URL 6).

Bazı PVC'ler kalbin pompalama işlevini çok etkilemediğinden tehlikesizdir. Diğer yandan, kalbin enfarktüsü veya iskemili alanların sınırlarında meydana gelen ve kendiliğinden çıkan uyarılara bağlı olan PVC'ler sonucunda kişide ventrikül fibrilasyon gelişerek ani ölümler görülebilir. Bu bakımdan erken tanı ile tedavi edilmeleri oldukça önemlidir.

PVC tekrarlı atımlardan oluşmaz, genellikle bir normal atımdan önce veya sonra oluşur. Bir EKG kağıdında 60-100 vuru/dk normal atımı için, bir satır boyunca 12-15 atım görüntülenmektedir. Bir satır boyunca 6 adetten fazla PVC görüntülendiğinde, tehlikeli olarak değerlendirilir. PVC'ler genellikle düzensiz görülür ve bazı durumlarda tanı konulabilmesi için bir haftalık holter kayıtları incelenir (De Chazal vd. 2004).

Şekil 2.21'de verilen PVC'ye ait diğer özellikler aşağıdaki gibidir:

- Kalp hızı: Sinüs hızına ve PVC'lerin sıklığına bağlı olarak değişir
- Ritim: Düzensiz
- P dalgası: Gözlemlenemez
- QRS kompleksi >0.12 s ve anormal şekillidir.



Şekil 2.21. EKG üzerinde PVC gösterimi

PVC morfolojileri ünifokal ya da multifokal olabilir. Ünifokal olanlar tek ekopik odaktan çıkar ve tüm PVC'ler birbirinin aynıdır. Multifokal olanlar ise iki veya daha fazla ekopik odaktan çıkar ve farklı QRS morfolojileri ile görülür. PVC'ler tekrarlayan yapılarda meydana gelebilir. Bu durumda aşağıdaki şekilde adlandırılırlar (URL 7):

- Bigemine – her iki vurudan biri PVC'dir
- Trigemine – her üç vurudan biri PVC'dir
- Quadrigemine – her dört vurudan biri PVC'dir
- Çift – iki ardışık PVC
- Triplet – üç ardışık PVC.

3. MATERYAL VE METOT

Çalışmada öncelikle MIT-BIH aritmi veri tabanından EKG kayıtları alınmıştır. Alınan kayıtlar üzerinde mevcut olan gürültü, bir kayıta birden fazla aritmi bulunması, veri boyutun fazlalığı, işlem gücünün zorluğu gibi nedenlerden dolayı, sinyaller ön işlemeden geçirilmiş ve öznitelik çıkarımı için hazır hale getirilmiştir. Daha sonra çalışmanın odağını oluşturan sinyal karakteristiklerinin daha belirgin olarak elde edilmesi amacıyla, tez içerisinde belirtilen yöntemler ile elde edilen katsayılar öznitelik olarak belirlenmiştir. Bu sayede sinyal üzerindeki QRS bölgeleri tespit edilmiş ve bu bölgeler üzerinde tepe arama algoritması kullanılarak R tepelerine ulaşılmıştır. R tepeleri kullanılarak, kalp hızındaki değişim ve EKG işaretine ait zaman aralıkları hesaplanarak öznitelik çıkarımı tamamlanmıştır. Sonrasında öznitelikler kullanılarak EKG üzerinde yer alan diğer kritik noktalar tespit edilmiş, QT, QTc, QTd ve KHD spektral analizleri yapılmıştır. Elde edilen bilgilere göre SBR ve STC bölgeleri tespit edilmiş ve son aşamada da farklı Yapay Sinir Ağı (YSA) yapıları kullanılarak APC, PVC ve NOR vuru tiplerine göre aritmi sınıflandırılması yapılmıştır.

3.1. Veri Tabanı

Bu çalışmada kullanılan EKG kayıtları, Physionet sitesinde yer alan MIT-BIH (Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital) Aritmi veri tabanından alınmıştır (URL 8). MIT-BIH Aritmi veri tabanı, 1975 ile 1992 yılları arasında, BIH Aritmi Laboratuvarı tarafından incelenen 47 denekten elde edilen 48 adet (201 ve 202 numaralı kayıtlar aynı denekten alınmıştır), iki kanallı, 24 saatlik EKG kayıtlarından yarım saatlik olan alıntılarını içermektedir. Denekler, 32 ile 89 yaş aralığında olan 25 erkek ve 23 ile 89 yaş aralığında olan 22 kadından oluşmaktadır. Bu EKG sinyallerinden 23 tanesi ("100m serisi"), 4000'den fazla Holter kaydı arasından rasgele seçilmiş ve diğer 25 tanesi de ("200m serisi") nadir görülen fakat klinik olarak önemli olan aritmilerin örneklerini içerecek şekilde seçilmiştir (Moody ve Mark 2001).

MIT-BIH aritmi veri tabanında, kayıtlar iki kanallı kaydedilmiş ve bu kanallar, farklı derivasyonlar ile elde edilmiştir. Bunlar MLII, V1, V2, V4 ve V5'dir. MLII derivasyonu II numaralı derivasyonun modifiye edilmiş şekli olarak kullanılmıştır.

Veri tabanındaki kayıtlar, 0,1-100 Hertz (Hz) bant geçiren bir filtreden geçirildikten sonra saniyede 360 örnekle 10 mV aralıklarla her kanal için 11 bit çözünürlükte sayısallaştırılmış EKG verilerinden oluşur (Moody ve Mark 2001). Her bir hasta kaydı için üç adet dosya bulunur. Bunlar, ".dat" uzantılı EKG kaydı, ".atr" uzantılı her bir atımın tipinin bağımsız iki kardiyolog tarafından işaretlendiği aritmi tanım dosyası ve ".hea" uzantılı hasta bilgilerinin (yaşı, cinsiyeti, sağlık durumu ve EKG kaydının kısa bir tanımı) bulunduğu bir text dosyasıdır.

Çalışmalarda, genel olarak MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG kayıtları tercih edilmektedir. Bu durum, yapılan çalışmanın literatürdeki benzerleri ile karşılaştırılması aşamasında önem taşımaktadır. Bir başka deyişle, aynı veri tabanı kullanılarak yapılan çalışmalarda hangi algoritmanın daha başarılı olduğu açıkça gözlemlenebilir. Ayrıca, veri tabanından alınan EKG kayıtları yerine gerçek verilerle çalışmanın birtakım zorlukları bulunmaktadır. Bunlar; her türlü aritmi tipi için hasta bulmanın getirdiği zorluklar, elektrot ve kabloların arızalarından kaynaklı zorluklar,

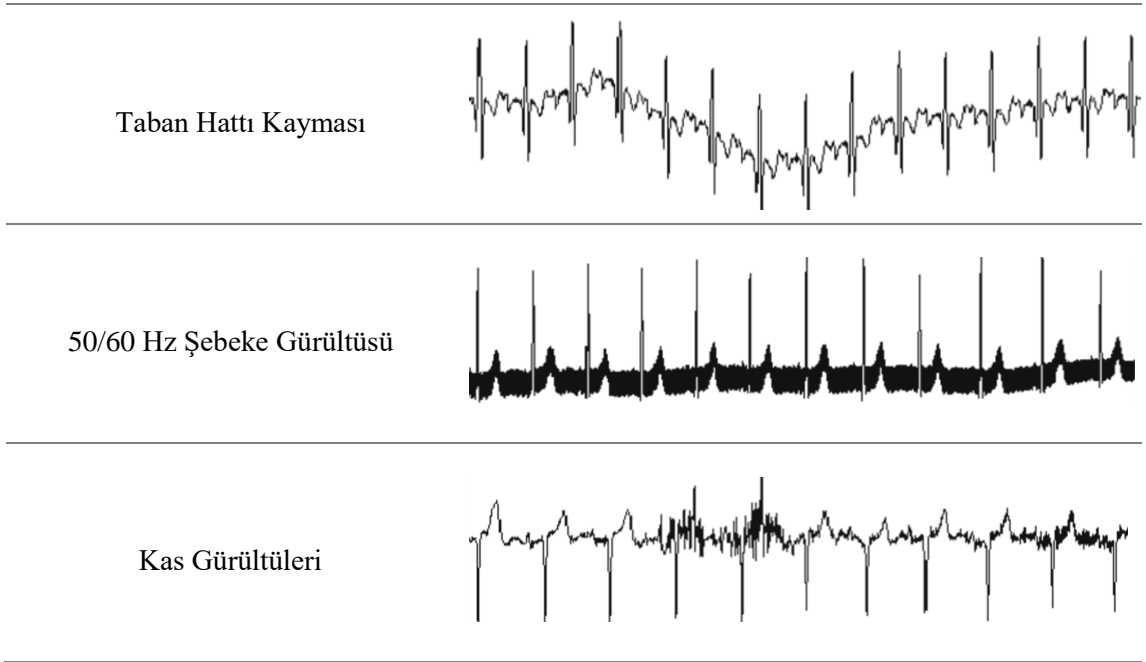
gürültülü veya doğru çekilmeyen bir EKG kaydı da karşılaşılan problemler olarak sıralanabilir.

Bu tez çalışmasında, MIT-BIH aritmi veri tabanında yer alan 48 kaydın tümü kullanılmıştır.

3.2. Ön İşleme

Kalbin kasılıp gevşemesi sırasında SA düğümde meydana gelen elektriksel işaret, insan vücudunda bir potansiyel fark oluşturmaktadır. Bu potansiyel fark mV seviyesinde olduğu için EKG işaretleri gürültülerden oldukça kolay olarak etkilenir ve bu durum analizi zorlaştırır (Çizelge 3.1). Bu sebeple, sinyaller ilk etapta ön işleme tabi tutulmaktadır. Ön işlemeden geçirilmeyen ham EKG sinyallerinin sınıflandırılması, doğruluğu kayda değer ölçüde düşürmektedir. Ön işleme adımlarının doğru seçilmesi, algoritmanın başarısını doğrudan etkilemektedir.

Çizelge 3.1. EKG işaretinde sık rastlanan gürültü örnekleri



Çalışmada, ilk olarak veri tabanından elde edilen sinyaller, yüksek frekanslı bileşenleri bastırmak için Savitzky-Golay Filtresi (SGF) üzerinden geçirilir. Burada uygulanan SGF'ye ait parametreler 2. derece ve pencere boyutu 25 olarak ayarlanmıştır. Ardından düşük frekanslı gürültüleri süzmek için sinyale kesim frekansları sırasıyla 7 ve 28 Hz olan Bant Geçiren Filtre (BGF) uygulanır. Son olarak EKG sinyalinde bulunan taban hattı kaymasını kaldırmak için 40.derece ve kesme frekansı 4.9 Hz olan Yüksek Geçiren Filtre (YGF) kullanılmış ve böylece sinyaller üzerindeki taban seviyesi eşitlenmiştir. Bu adımlar ayrıntılı olarak yeni bir QRS yakalama algoritması üzerine yaptığımız çalışmada açıklanmıştır (Bilgin ve Akın 2018).

3.3. Öznitelik Çıkarımı

Öznitelik çıkartılması, EKG işaretinde bulunan birçok farklı bilgi içerisinden işaretin tanınması ve sınıflanması için gerekli verilerin bulunmasıdır. Bu amaçla EKG işareti zaman ve frekans uzayında incelenmektedir. Çalışma kapsamında, zaman uzayındaki özniteliklerin belirlenmesi için kalp hızındaki değişim, EKG işareti ait genlik bilgileri ve zaman aralıkları her örnek için çıkartılmıştır. Frekans uzayında özniteliklerin çıkartılması için ise ADD yöntemi kullanılmıştır.

3.3.1. Kritik noktaların tespiti için çıkarılan öznitelikler

Çalışmada, EKG sinyali üzerinde bulunan P, Q, R, S, T kritik noktalarının otomatik tespiti için öncelikle QRS bölgesi içerisinde yer alan noktaları belirleyebilmek adına yapmış olduğumuz QRS yakalama algoritması kullanılmıştır (Bilgin ve Akın 2018). Burada, ADD metodu ile elde edilen katsayılar frekans alanındaki öznitelikler olarak belirlenmiştir.

3.3.1.1. Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD)

Fourier Dönüşümü ile hangi zaman aralığında hangi frekans birleşenlerinin yer aldığı tespit edilemediği için zaman-frekans analizlerinde genellikle Dalgacık Dönüşümü (DD) kullanılır. DD'nin en önemli avantajı, yüksek frekanslarda küçük boyutlu, düşük frekanslarda büyük boyutlu olacak şekilde değişen pencere boyutlarının olmasıdır. Bu sayede, bütün frekans aralıklarında en iyi zaman-frekans çözünürlüğü sağlanabilmektedir (Daubechies 1990).

DD, Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. SDD'de ölçeklendirme ve öteleme parametreleri sürekli değiştiğinden her bir ölçek için dalgacık katsayılarının hesaplanması zor ve zaman alıcıdır. Bu nedenle uygulamalarda daha çok ADD tercih edilmektedir. ADD, hesap yükünü azaltmasının yanı sıra orijinal işaretin analiz ve sentezi için yeterli bilgiyi de sağlamaktadır.

SDD'ye benzer şekilde, hesaplanabilen ADD'de, ölçekleme ve öteleme parametreleri, ikici ölçekler olarak adlandırılan yalnızca ikinin üsleri şeklinde seçilerek analiz edilmektedir. Ayrık dönüşüm, SDD'ye bağlı olarak, ölçekleme parametresi α 'nın $\alpha = \alpha_0^m$ şeklinde ayrıştırılması ve zamanda ötelemenin bu ölçeklendirme parametresi ile orantılı olarak gerçekleşmesi ($b = nb_0\alpha_0^m$) ile elde edilir. Bu ölçek ve öteleme parametrelerine göre (3.1) bağıntısında verilen ayrık dalgacık fonksiyonlarının ifadesi elde edilir.

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0\alpha_0^m}{\alpha_0^m}\right) \quad (3.1)$$

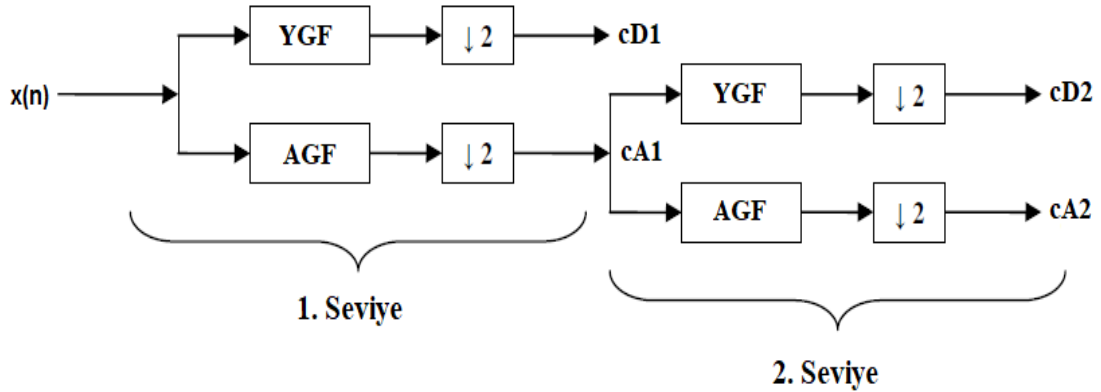
Ayrık dalgacık fonksiyonunda genellikle ölçekleme parametresi $\alpha_0 = 2$ olarak alınır. Bu sayede frekans ekseninin örneklenmesi, örnekleme aralığının ikinin katları olarak arttığı ikici örnekleme karşılık düşer. Aynı şekilde $b_0 = 1$ alınarak; zaman ekseninin ikici örnekleme, yani öteleme parametresinin ikinin katları olarak değişmesi sağlanır ve bu seçim bilgisayarlı hesaplamalar için en doğal ve en verimli olanıdır.

Bağıntıda verilen t değeri zaman ifadesini belirtirken, ψ temel dalgacık fonksiyonunu ifade eder. Bu ayrık değerler ele alındığında ADD formülü, ikici zaman-ölçek uzayına göre yazılırsa ($\alpha_0 = 2$ ve $b_0 = 1$) bağıntı (3.2) elde edilir.

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{2^{m/2}} \psi\left(\frac{t - n2^m}{2^m}\right) dt \quad (3.2)$$

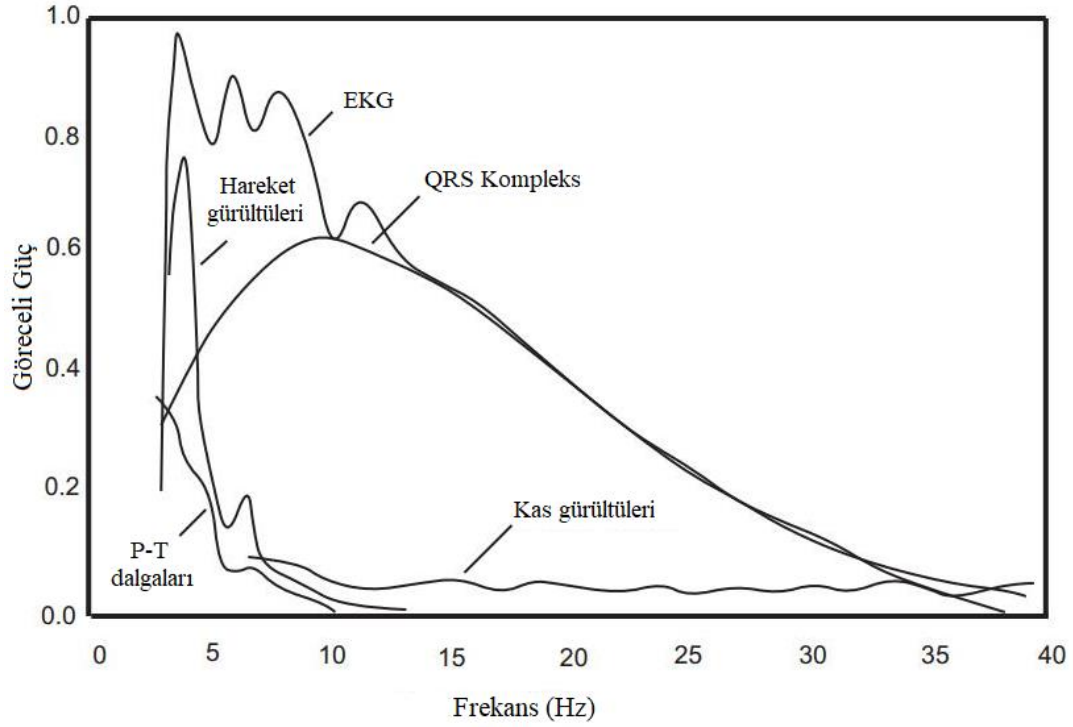
Burada “ m ” ölçek parametresini belirtirken, “ n ” ise öteleme parametresini ifade etmektedir.

ADD ile işareti farklı ölçeklerde analiz etmek için farklı kesim frekanslarına sahip filtreler kullanılmaktadır. İşaretteki yüksek frekanslı değişimleri analiz etmek için işaret YGF serisinden, alçak frekanslı değişimleri analiz etmek için ise AGF serisinden geçirilir. İki seviyeli ADD için bu durum Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Ayrıştırılan sinyal, özel tasarlanmış filtrelerle, giriş sinyalinin konvolüsyonu ve filtrelenmiş sinyalin aşağı örnekleme metodu ile örneklenmesi ile elde edilmiştir. Şekilden de görüldüğü üzere bir AGF ile ayrıştırma işlemi gerçekleştirilir. $\downarrow 2$ sembolü filtrelenmiş sinyalin 2 ile aşağı örneklendiğini gösterir. cD1 detay ve cA1 yaklaştırma parametreleri sırayla YGF kullanarak gerçekleştirilen ilk seviye ayrıştırma ve aşağı örnekleme prosedürlerinden sonraki sinyalleri gösterir. Birinci seviyenin ayrıştırılmasından sonra, cA1 yaklaştırma katsayısı aynı filtreler kullanılarak ikinci seviye için tekrar ayrıştırılır. Bu işlem iki seviyeden daha fazla istenirse aynı şekilde devam edilebilir.



Şekil 3.1. İki seviyeli ayrık dalgacık dönüşümü

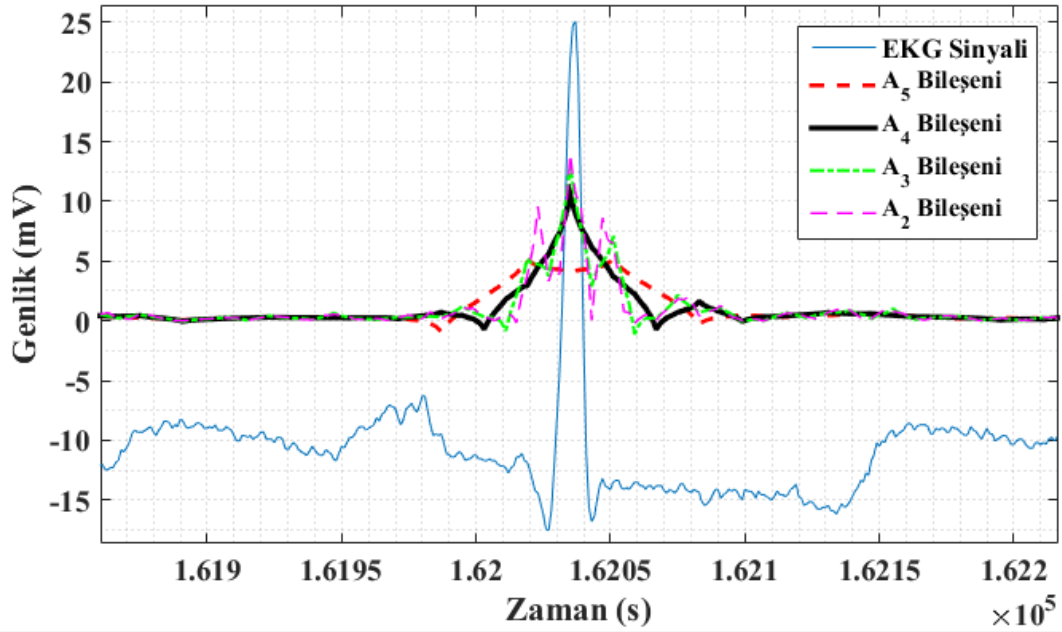
İşaretlerin ADD ile analizinde uygun dalgacık seçimi ve ayrışım seviyelerinin sayısı çok önemlidir. Ayrışım seviyelerinin sayısı baskın frekans bileşenlerine göre belirlenir. EKG işaretine ait frekans bileşenleri Şekil 3.2’de görülmektedir.



Şekil 3.2 EKG işaretine ait frekans bileşenleri

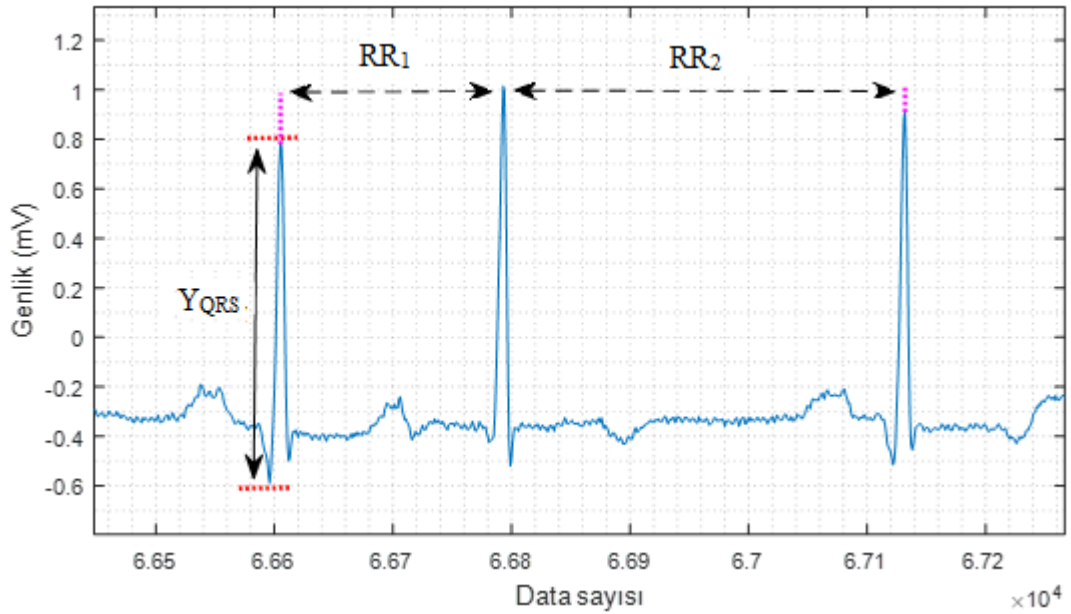
Çalışmada, ADD kullanılmasının amacı, BGF işleminden sonra elde edilen sinyal üzerindeki QRS bölgelerinin yüksek frekanslı bileşenleri baskılayarak daha pürüzsüz ve daha keskin olmasına yardımcı olmaktır. Analiz sırasında hem gözlemleri hem de yakalama algoritmasından kaynaklanan hataları göz önünde bulundurarak, "coifflet1" dalgacık fonksiyonu olarak gösterilen "coif1" in, QRS morfolojileri için hem pürüzsüzlük hem de keskinlik sağladığı gözlenmiştir. Pürüzsüzlük ve keskinliğin etkisine bağlı olarak ADD seviyesi seçilir. En iyi morfoloji, 4 seviyeli ayrışmada elde edilmiştir. 4. seviyede yaklaşma bileşeni olarak gösterilen A4'ün diğerlerine göre daha keskin bir morfoloji sağladığı fark edilir. (Şekil 3.3) A4 bileşeni, bu çalışmada 360 Hz örnekleme frekansına bağlı olarak 0 Hz ile 11.25 Hz arasında değişmektedir. Ayrışma düzeyi, 0 Hz ile 11.25 Hz arasında bant genişliği olacak şekilde, algoritmada istenen örnekleme frekansına otomatik olarak ayarlanır.

Çıkış sinyali, ADD işleminden sonra ağırlıklı doğrusal en küçük kareler ve bir 1. derece polinom modeli kullanılarak lokal bir regresyon olan düzleştirme işleminden geçirilir. Düzleştirme, literatürde 100 ms olarak tanımlanan normal QRS oluşum süresine bağlı olarak ayarlanır. Bu çalışmada, düzleştirme süresi, optimum düzeltmeyi sağlayan normal QRS süresinin yaklaşık 3 katı olan 300 ms olarak seçilmiştir.



Şekil 3.3. ADD seviyesi ve yaklaşım bileşenlerinin seçimi

ADD ve düzeltme işlemi ile daha belirgin hale getirilen QRS üzerinde, tepe arama algoritması kullanılmış ve belirlenen eşik değerinin altında kalan kısımlar sinyalden atılıp kalan kısımlar içinde genliği en yüksek olan bileşenler belirli pencere aralıklarıyla aranarak tepe noktaları belirlenmiştir. Bu sayede sinyalin R tepelerinin zaman değerlerine ulaşılmıştır. Şekil 3.4'den de görüldüğü üzere elde edilen R tepe değerlerine göre QRS yüksekliği (genliği) ve RR aralıkları da kritik noktaların tespitinde zaman alanındaki öznitelikler olarak belirlenmiştir.



Şekil 3.4. Kritik noktaların tespiti için zaman alanında çıkarılan öznitelikler

EKG üzerinde R tepelerinin tespit edilmesinin ardından Q ve S noktalarının tespiti için sinyal RR aralıkları kesilerek analiz edilmiştir. Kesilen parçanın 2.dereceden türevi alınmış ve ekstremum noktaları değerlendirilmiştir. Q noktasının tespiti için her bir döngüdeki R tepesi referans alınarak bu tepeden önce gelen ekstremum nokta aranmıştır. Aynı şekilde S noktasının tespiti için de her bir döngüdeki R tepesi referans alınmış ve bu tepeden sonra gelen ilk ekstremum nokta bulunarak Q ve S noktalarının tespiti sağlanmıştır.

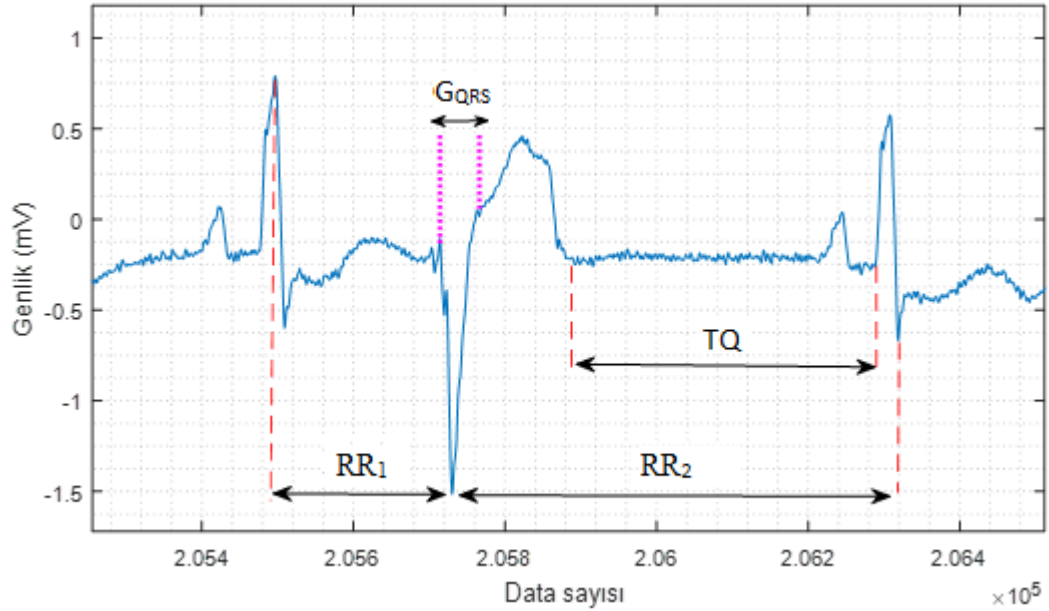
Kritik noktalar arasında yer alan P ve T noktalarının tespiti için ise sinyal bir önceki vuruya ait olan S noktasından bir sonraki vuruya ait olan Q noktasına kadar kesilerek analiz edilmiştir. Kesilen parça üzerinde noktalar, Q-S noktalarının tespitinde olduğu gibi 2.dereceden türev alınarak belirlenmiştir. Burada tek fark 1 tane ekstremum noktası almak yerine 2 tane ekstremum noktası değerlendirilmiş ve böylece hem P-T dalgalarının tepe değerleri hem de P dalgasının başlangıç noktası, T dalgasının da bitiş noktası tespit edilmiştir.

3.3.2. Aritmilerin sınıflandırılması için çıkarılan öznitelikler

Çalışmada, aritmilerin sınıflandırılması için öncelikle RR aralıkları kullanılarak bağıntı (3.3) ile dakikadaki kalp atımını ifade eden BPM hesaplanmıştır.

$$\text{BPM} = 60/\text{RR} \quad (3.3)$$

BPM'in hesaplanmasının ardından Şekil 3.5'de verilen öznitelikler de kullanılarak aritmi sınıflandırılmasına gidilmiştir.



Şekil 3.5. Aritmilerin sınıflandırılması için çıkarılan öznitelikler

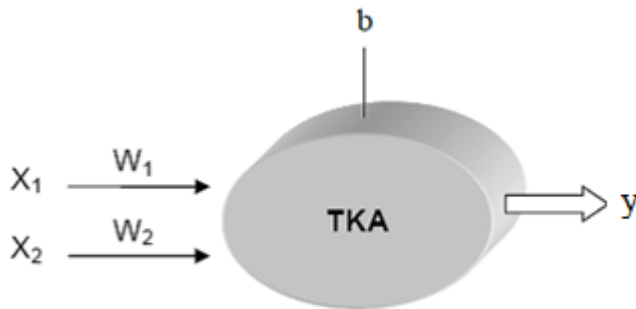
3.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay zekâ, insanın düşünme yapısını anlamak ve bunun benzerini ortaya çıkaracak bilgisayar işlemlerini geliştirmeye çalışmak olarak tanımlanır. Yani programlanmış bir bilgisayarın düşünme girişimidir. Daha geniş bir tanıma göre ise, yapay zekâ, bilgi edinme, algılama, görme, düşünme ve karar verme gibi insan zekâsına özgü kapasitelerle donatılmış bilgisayarlardır (Kaya 2001).

Yapay zekâ uygulamalarından biri olan Yapay Sinir Ağları (YSA), örneklerden olaylar arasındaki ilişkileri öğrenerek daha sonra hiç görmediği örnekler hakkında öğrendikleri bilgileri kullanarak karar veren sistemlerdir. YSA, birbirine bağlı yapay sinir hücrelerinden (proses elemanları) oluşan öğrenme fonksiyonunu örnekler yardımı ile gerçekleştiren bilgisayar sistemleridir. YSA'nın sahip olduğu bilgi, her proses elemanı ile bağlantılardaki ağırlık değerlerinde saklı olup ağa yayılmıştır.

3.4.1. Tek katmanlı algılayıcılar (TKA)

YSA'lar genel olarak Tek Katmanlı Algılayıcılar (TKA) ve Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA) olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. TKA-YSA doğrusal problemlerin çözümünde kullanılıp sadece girdi ve çıktı katmanından oluşmaktadır. Katmanların bir veya daha fazla nöronu bulunabilmektedir. Şekil 3.6'da basit bir tek katmanlı algılayıcı modeli gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Tek katmanlı algılayıcı (TKA) modeli

Eşik girdisi (b), bu tip ağlarda nöron elemanlarının değerlerinin ve de ağıncı çıktısının 0 olmasını önler. Ağıncı çıktısı bağıntı (3.4)'de gösterildiği gibi ağırlıklandırılmış girdi değerlerinin eşik değeri ile toplanması sonucu elde edilir.

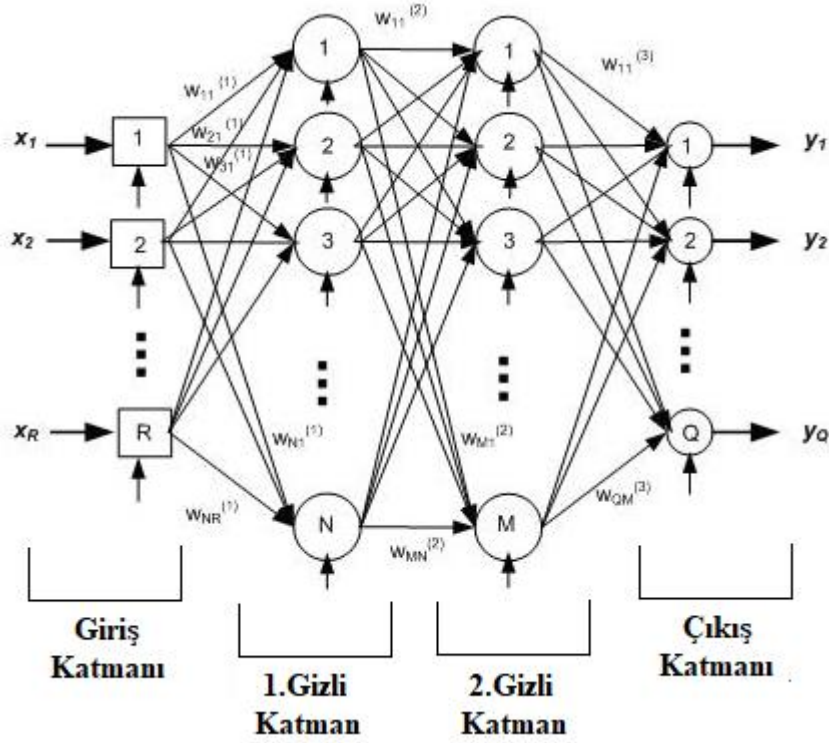
$$y = \sum_{i=1}^n W_i X_i + b \quad (3.4)$$

Burada, X_i , $i=1,2,\dots,n$ ile ağıncı girdileri, W_i , $i=1,2,\dots,n$ ile bu girdilere karşılık gelen ağırlık değerleri, b ile eşik değeri gösterilmiştir. TKA'da çıktı fonksiyonu doğrusaldır. Böylelikle, ağa gösterilen örnekler eşik değeri fonksiyonu ile iki sınıf arasında paylaştırılarak iki sınıfı birbirinden ayıran doğru bulunmaya çalışılır. Ağıncı çıktısının 0 veya 1 değerini aldığı eşik değeri fonksiyonu bağıntı (3.5)'de gösterilmiştir.

$$f(y) = \begin{cases} 0, & y < 0 \\ 1, & y \geq 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

3.4.2. Çok katmanlı algılayıcılar (ÇKA)

TKA'nın doğrusal olmayan problemlerin çözümünde başarısız olmasının üzerine geliştirilen Çok Katmanlı Algılayıcılar (ÇKA), bilgi girişinin yapıldığı girdi katmanı, bir veya daha fazla gizli (ara) katman ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır (Şekil 3.7).



Şekil 3.7. Üç katmanlı algılayıcı sinir ağı örneği

ÇKA ağ yapısının çıktısı bağıntı (3.6)'da olduğu gibidir.

$$y = f \left(\sum_{i=1}^N X_i W_{ij} + b_j \right), \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (3.6)$$

Burada, N giriş katmanındaki nöron sayısını, M katman sayısını, X_i gizli katmanda yer alan i . elemanı, W_i her giriş için ağırlıkları, b_j eşik girdisini, f aktivasyon fonksiyonu ve y 'de j katmanındaki ağın çıkışını ifade eder.

Girdi katmanından ağa iletilen bilgiler, ara katmanlarda ağın ağırlık değerleri kullanılarak çıktı fonksiyonuna dönüştürülür ve çıktı katmanına gönderilir. Girdiler için ağın doğru çıktıları üretebilmesi, ağırlık değerlerinin doğru bir şekilde güncellenmesine bağlıdır. Ağırlık değerleri başlangıçta rastgele atanır, sonra her bir örnek ağa gösterilerek ağın öğrenme kuralına göre ağırlıklar değiştirilir. Bu işleme ağın eğitilmesi denilmektedir. Ağırlıkların güncellenmesi işlemi ile birlikte doğru çıktılar üretilince test

setindeki örnekler ağa gösterilir. Eğer ağ test setindeki örneklere doğru cevaplar verirse ağ eğitilmiş kabul edilmektedir (Öztemel 2012).

Bir ÇKA yapısı varsayıldığında, nöronların her katmanına karşılık gelen ağırlıklar, o katmanın ağırlık matrisini oluşturmaktadır. Ağırlık matrisinin seçilmesi de ağın başarısı için oldukça önemlidir. Bu ağırlıkların değerleri, geri yayılım eğitime hata metodu ile bulunmaktadır.

3.4.3. Radyal tabanlı fonksiyon yapay sinir ağı (RTFA)

Radyal Tabanlı Fonksiyon Yapay Sinir Ağı (RTFA), bir giriş katmanı, bir çekirdek katmanı ve bir çıkış katmanından oluşan bir YSA modelidir (Hu ve Hwang 2002). Giriş değişkenleri doğrudan giriş katmanındaki düğümlerden geçirilir ve ağırlık olmadan çekirdek katmanına bağlanır. Çekirdeklerin transfer fonksiyonu, bir alanın belirli bir ortalama değeri üzerinde merkezlenen simetrik bir fonksiyon olarak tanımlanmış olan Radyal Temel Fonksiyonudur (RTF). RTFA, eğitimde mesafe ağırlıklı regresyon kullanılarak parametre optimizasyonu ile optimize edilmiştir. RTFA teorik olarak bağıntı (3.7)'de olduğu gibi ifade edilir.

$$y = \omega_0 + \sum_{i=1}^{n_h} \omega_i f(\|X - c_i\|) \quad (3.7)$$

Burada, f RTF fonksiyonunu ifade ederken, c_i temel fonksiyonlarla ilgili merkezleri, n_h ağdaki temel fonksiyonların sayısını, ω_i çıkış katmanındaki ağırlıkları, ω_0 çıkış ofset değerini, n tane elemandan oluşan X vektörü $X = [x_1, \dots, x_n]'$ olarak ağın girişlerini, $\|\cdot\|$ matematiksel terimi ise girdi vektörünün merkezden ne kadar uzak olduğunun bir ölçütü olan Öklidyen normunu ifade eder. Bu terim bağıntı (3.8)'de ki gibi gösterilir.

$$\|X\| = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.8)$$

Doğrusal olmayan temel fonksiyon, bir Gauss fonksiyonu tarafından matematiksel bağıntı (3.9) olduğu gibi ifade edilir.

$$f(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}} \quad (3.9)$$

Burada, σ temel fonksiyonun yayılma parametresi, c ise merkezidir. Çalışmada, değişken bir parametre olan yayılma parametresi σ , deneysel olarak ve sınıflandırma başarısına bağlı olarak seçilir.

3.4.4. Genel regresyon sinir ağı (GRSA)

Genel Regresyon Sinir Ağı (GRSA), bir giriş katmanı, bir desen katmanı, bir ilave katmanı ve bir çıkış katmanından oluşan bir tür YSA yapısıdır. Regresyon analizini kullanan dinamik bir ağ yapısına sahiptir (Specht 1991). Bu modelde, p ve q ,

sırasıyla GRSA'nın giriş ve çıkışı için ölçülen değerler olmakla birlikte, $\hat{f}(pq)$ olasılıksal yoğunluk fonksiyonu ifade etmektedir. Bahsedilen model bağıntı (3.10)'da olduğu gibidir.

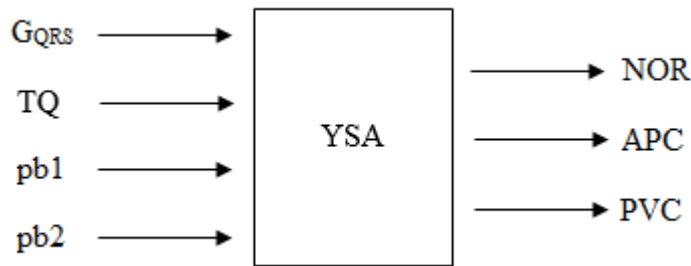
$$\hat{f}(pq) = \frac{1}{(2\pi)^{(d+1)/2}} \times \frac{1}{k} \sum \left[e^{\left(\frac{(p-p_i)^T(p-p_i)}{2\sigma^2}\right)} \times e^{\left(\frac{(q-q_i)^2}{2\sigma^2}\right)} \right] \quad (3.10)$$

3.4.5. Karar Ağaçları (KA)

Basit ve anlaşılabilir bir sınıflandırma algoritması olan Karar Ağaçları (KA), literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır (Goetz 2010). Sınıflandırma sürecinin gerçekleştirilmesi için çok aşamalı veya sıralı bir yaklaşım kullanan KA yöntemi verilerdeki ilişkiyi tespit edebilmek amacıyla verileri alt kategorilere ayırır. KA'nın temel yapısı, düğümler, dallar ve yapraklar olarak adlandırılan üç temel bölümden oluşmaktadır. Bu ağaç yapısında, her özellik bir düğüm tarafından temsil edilir. Dallar ve yapraklar ağaç yapısının diğer bileşenleridir. KA yapısının temel prensibi, verileri küçük parçalara bölerek en kısa sürede sonuç elde etmektir.

Bu çalışmada APC, PVC ve NOR sınıflandırılması için YSA kullanılmıştır. Kullanılan YSA modelinin girdileri için 4 tane öznitelik belirlenmiştir (Şekil 3.8). Bunlar;

- G_{QRS} : QRS genişliği (S noktası ile Q noktası arasındaki zaman farkı)
- TQ : T'nin bitiş noktası ile sonrasında gelen Q noktası arasındaki zaman farkı
- $pb1$: RR_2/RR_1
- $pb2$: RR_2-RR_1



Şekil 3.8. Çalışmada kullanılan YSA yapısı

Belirlenen öznitelikler farklı YSA yapıları ile analiz edilmiş ve sonuçlar gözlemlenmiştir. ÇKA'da, ağırlık matrisinin seçilmesi için geri yayılım eğitime hata metodu olarak Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır. KA için Matlab içerisinde "fitrtree" komutu ile varsayılan parametreler kullanılmıştır. Uygulanan YSA yapılarına ait diğer parametreler Çizelge 3.2'de ki gibidir.

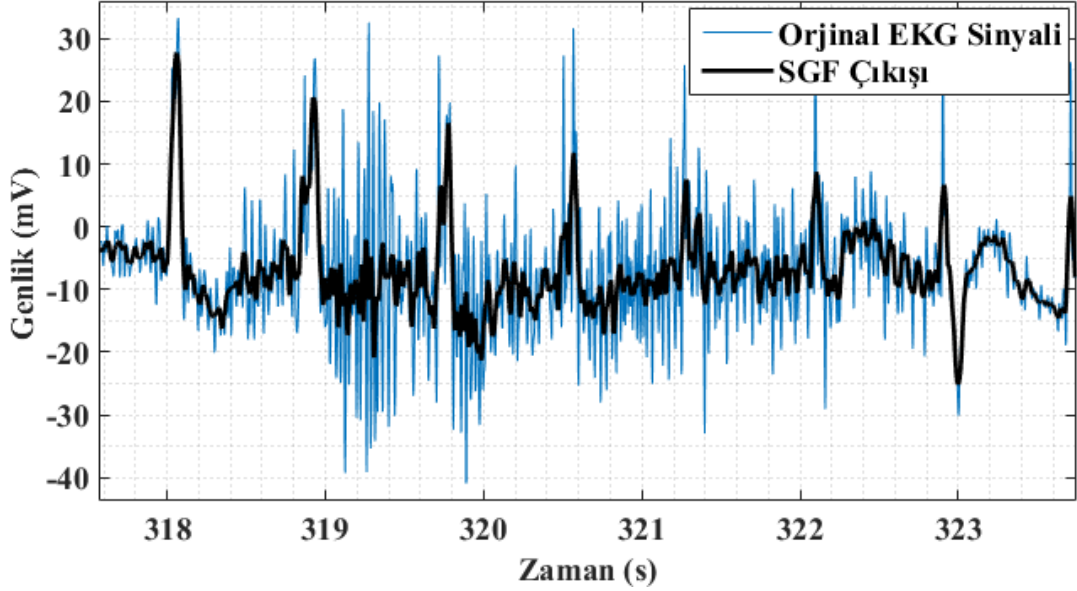
Çizelge 3.2. Uygulanan YSA yapılarının özellikleri

ÇKA	Gizli katman sayısı	2
	Nöron sayısı	[10 10]
	Transfer fonksiyonu	tansig
	Öğrenme fonksiyonu	trainlm
	Öğrenme hızı	0.1
	Momentum sabiti	0.3
	Hedef	0.001
RTFA	Yayılma parametresi	0.9
	Hedef	0.001
GRSA	Yayılma parametresi	0.1
	Hedef	0.001

YSA işleminde kullanılan verilerin homojen olarak dağılması çalışmanın güvenilirliği açısından önem taşımaktadır. Bu sebeple, YSA girişinde her morfolojiden eşit sayıda örnek alabilmek adına NOR, APC, PVC vurularından 300'er örnek ve her vuru için 4 adet öznitelik olmak üzere toplam 900 vuru için 3600 öznitelik kullanılmıştır.

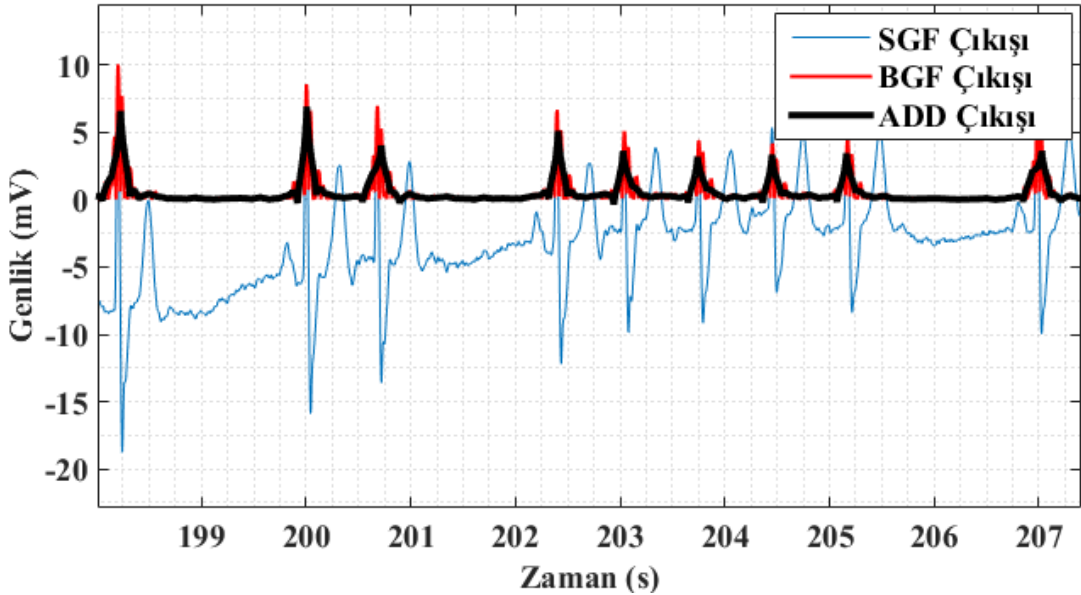
4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tez çalışmasında, veri tabanından alınan sinyaller üzerinde yüksek frekanslı bileşenleri bastırmak için kullanılan SGF çıkışı Şekil 4.1’de görüldüğü gibidir.



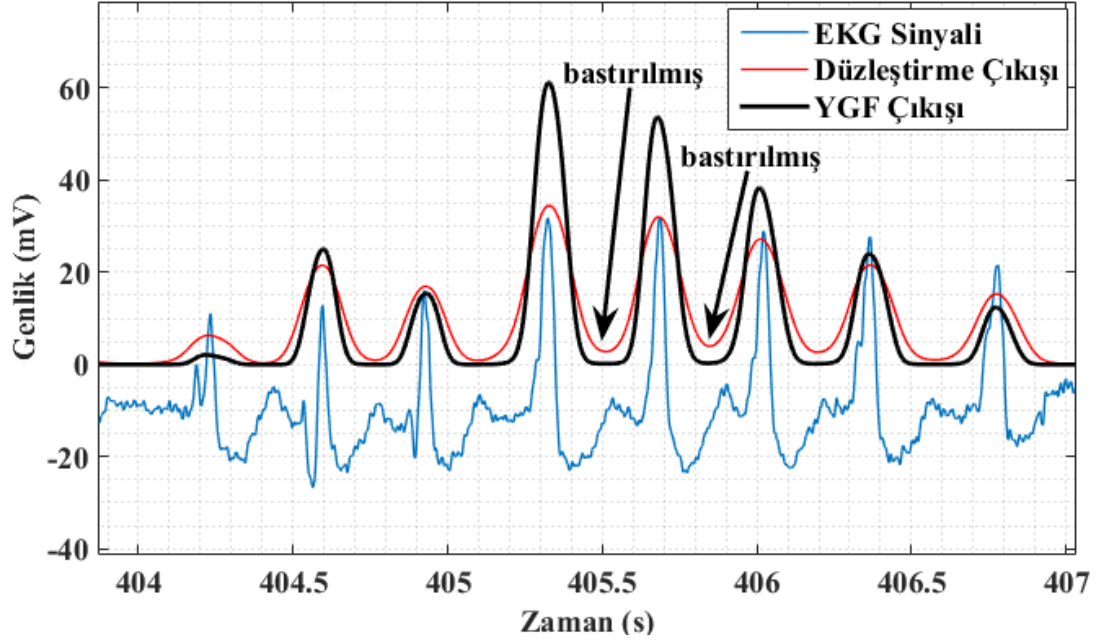
Şekil 4.1. EKG sinyaline uygulanan SGF çıkışı

Ardından P ve T dalgalarını baskılamak ve QRS bölgelerini daha belirgin hale getirmek için sinyale BGF uygulanmıştır. BGF işleminden sonra, QRS bölgelerini daha da belirgin hale getirmek için ADD kullanılmıştır. Uygulanan bu işlemlerin çıktıları Şekil 4.2’de görülmektedir.



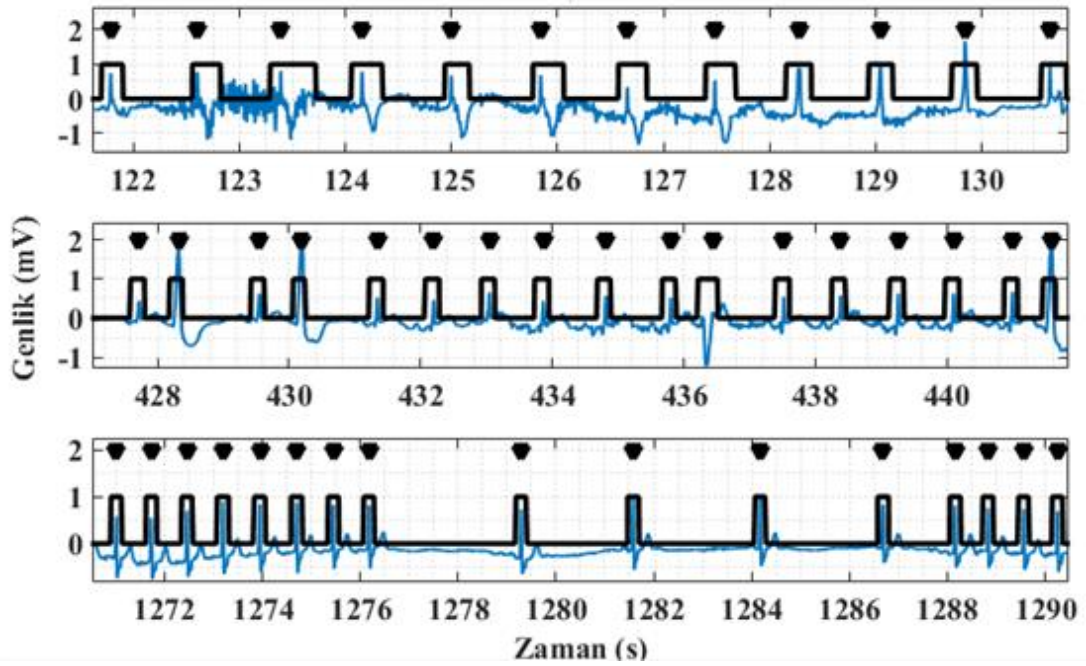
Şekil 4.2. Uygulanan SGF, BGF ve ADD çıkışı

ADD işleminden sonra, elde edilen sinyal üzerindeki QRS bölgelerinin baskılanmış olan yüksek frekanslı bileşenlerinin daha pürüzsüz olması için uygulanan düzleştirme işlemi ve EKG sinyalinde bulunan taban hattı kaymasını kaldırmak için kullanılan YGF çıkışları Şekil 4.3’de görüldüğü gibidir.



Şekil 4.3. Düzleştirme ve YGF çıkışı

Bu işlemler sonrasında elde edilen QRS komplekslerinin farklı kayıtlarlar üzerinde gösterimi Şekil 4.4’de görülmektedir.



Şekil 4.4. EKG sinyali üzerinde tespit edilen QRS kompleksleri

QRS yakalama algoritmasının performans değerlendirmesi yapılırken, duyarlılık (Se), pozitif prediktif değer (+P), hata saptama oranı (DER) ve doğruluk (Acc) değerlerinden yararlanılmıştır. Bu değerler aşağıda verilen bağıntılar kullanılarak hesaplanmaktadır;

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (4.1)$$

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (4.2)$$

$$DER = \frac{FP + FN}{TP} \times 100 \quad (4.3)$$

$$Acc = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100 \quad (4.4)$$

Verilen bağıntılar üzerinde yer alan TP, FN, FP değerleri aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir;

- TP: Gerçekte pozitif sınıfa ait olup, pozitif sınıf olarak tahmin edilenler
- FN: Gerçekte pozitif sınıfa ait olup, negatif sınıf olarak tahmin edilenler
- FP: Gerçekte negatif sınıfa ait olup, pozitif sınıf olarak tahmin edilenler

Bu değerler kullanılarak elde edilen, QRS tespit algoritmasına ait performans değerlendirmesi Çizelge 4.1’de görülmektedir.

Çizelge 4.1. QRS tespit algoritmasının performans değerlendirmesi

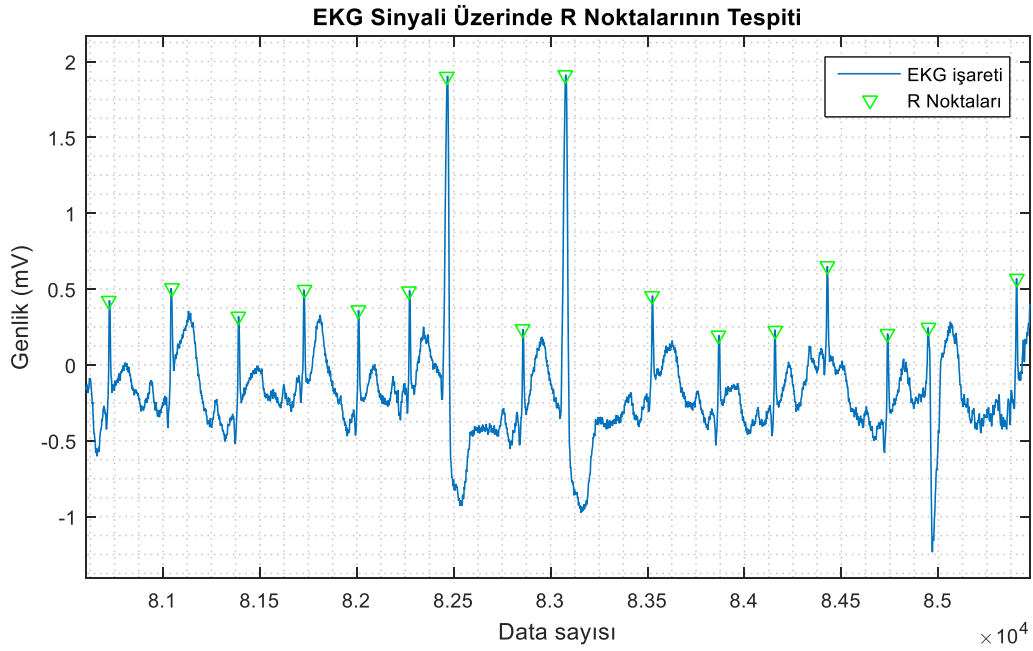
Veri	Kanal	Toplam Vuru	FN	FP	Se	+P	DER	Acc
100	ch1	2273	0	0	100	100	0.000	100
101	ch1	1866	0	0	100	100	0.000	100
102	ch1	2187	0	0	100	100	0.000	100
103	ch1	2084	1	0	99.95	100	0.048	99.95
104	ch1	2229	0	9	100	99.60	0.404	99.6
105	ch1	2579	11	11	99.57	99.57	0.853	99.15
106	ch1	2027	4	0	99.80	100	0.197	99.8
107	ch1	2135	5	0	99.77	100	0.234	99.77
108	ch1	1768	34	0	98.08	100	1.923	98.08
109	ch1	2531	4	0	99.84	100	0.158	99.84
111	ch2	2124	2	1	99.91	99.95	0.141	99.86
112	ch1	2539	0	3	100	99.88	0.118	99.88
113	ch2	1795	0	0	100	100	0.000	100
114	ch2	1879	1	0	99.95	100	0.053	99.95
115	ch1	1952	0	0	100	100	0.000	100
116	ch2	2412	3	0	99.88	100	0.124	99.88

(Devamı Arkada)

Çizelge 4.1'in devamı.

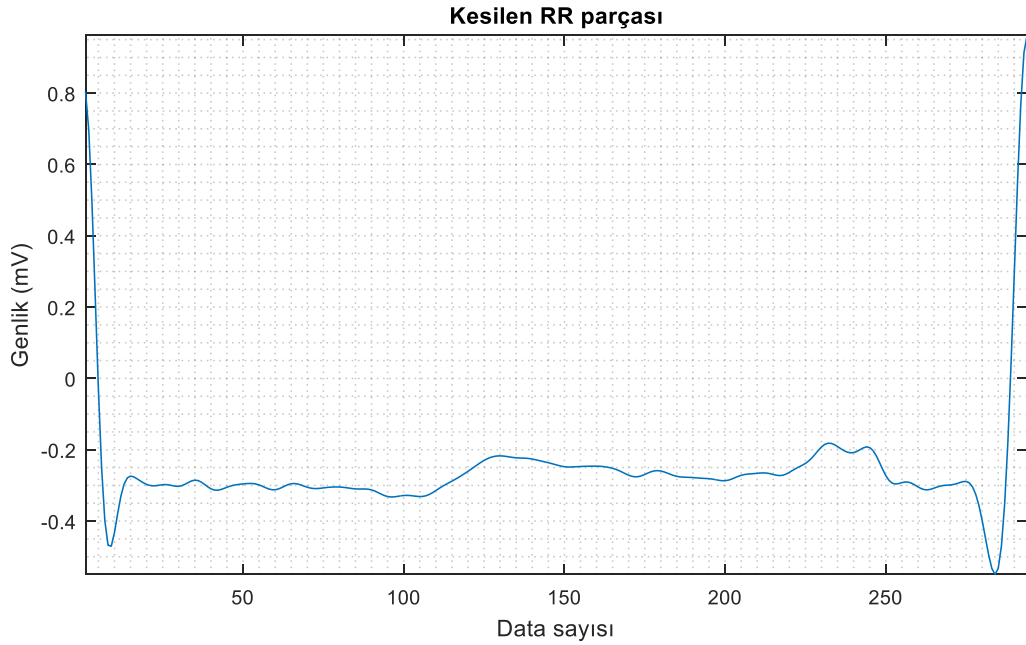
117	ch1	1535	0	3	100	99.80	0.195	99.8
118	ch2	2278	0	0	100	100	0.000	100
119	ch2	1987	2	0	99.90	100	0.101	99.9
121	ch1	1863	2	0	99.89	100	0.107	99.89
122	ch1	2476	0	0	100	100	0.000	100
123	ch1	1519	0	0	100	100	0.000	100
124	ch1	1617	1	0	99.94	100	0.062	99.94
200	ch1	2599	1	0	99.96	100	0.038	99.96
201	ch1	1963	3	5	99.85	99.75	0.408	99.59
202	ch2	2136	1	6	99.95	99.72	0.328	99.67
203	ch2	2980	83	1	97.21	99.97	2.819	97.18
205	ch1	2656	12	0	99.55	100	0.452	99.55
207	ch2	1835	7	1	99.62	99.95	0.436	99.56
208	ch1	2955	27	0	99.09	100	0.914	99.09
209	ch1	3005	0	9	100	99.70	0.300	99.7
210	ch1	2650	16	1	99.40	99.96	0.642	99.36
212	ch1	2748	0	1	100	99.96	0.036	99.96
213	ch1	3250	0	0	100	100	0.000	100
214	ch1	2262	5	0	99.78	100	0.221	99.78
215	ch1	3363	10	0	99.70	100	0.297	99.7
217	ch1	2208	3	0	99.86	100	0.136	99.86
219	ch1	2154	0	0	100	100	0.000	100
220	ch1	2047	0	0	100	100	0.000	100
221	ch1	2427	3	0	99.88	100	0.124	99.88
222	ch2	2483	3	3	99.88	99.88	0.242	99.76
223	ch1	2602	8	0	99.69	100	0.307	99.69
228	ch2	2055	2	0	99.90	100	0.097	99.9
230	ch2	2256	0	0	100	100	0.000	100
231	ch1	1571	0	0	100	100	0.000	100
232	ch1	1780	0	1	100	99.94	0.056	99.94
233	ch1	3076	2	0	99.93	100	0.065	99.93
234	ch1	2752	0	0	100	100	0.000	100
Genel Performans		109468	256	55	99.79	99.95	0.26	99.74

Elde edilen QRS kompleksleri üzerinde, tepe arama algoritması kullanılarak, belirlenen eşik değerin üstünde ve genliği en yüksek olan bileşenler belirli pencere aralıklarıyla aranmış ve tepe noktaları belirlenmiştir. Böylelikle Şekil 4.5'de görüldüğü üzere sinyalin R tepeleri tespit edilmiştir.



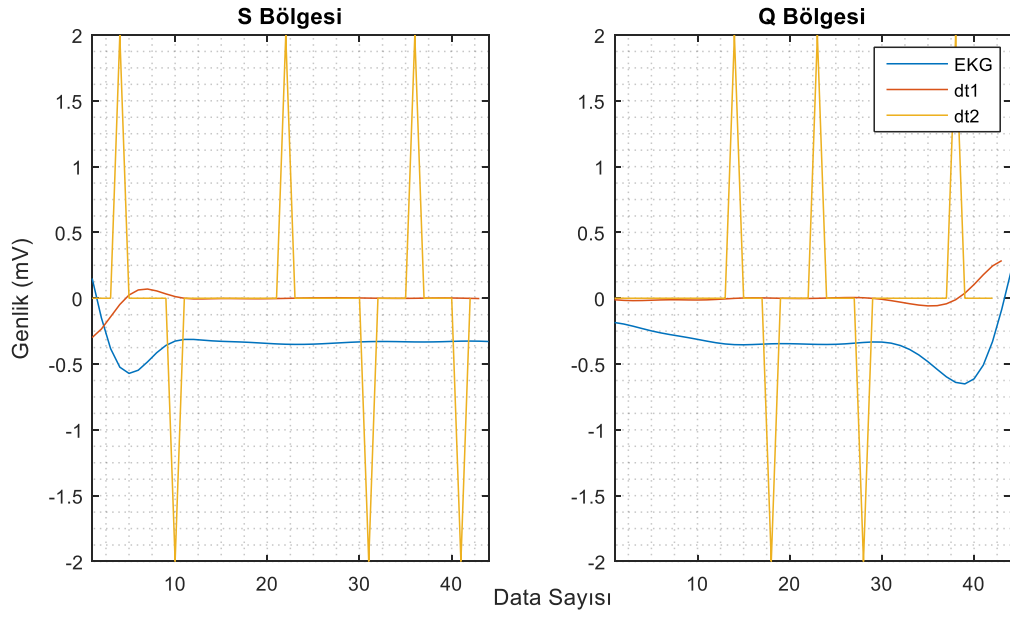
Şekil 4.5. EKG sinyali üzerinde R noktalarının tespiti

EKG üzerinde R tepelerinin tespit edilmesinin ardından, Q ve S noktalarının tespiti için sinyaller RR aralıklarından kesilmiştir (Şekil 4.6).



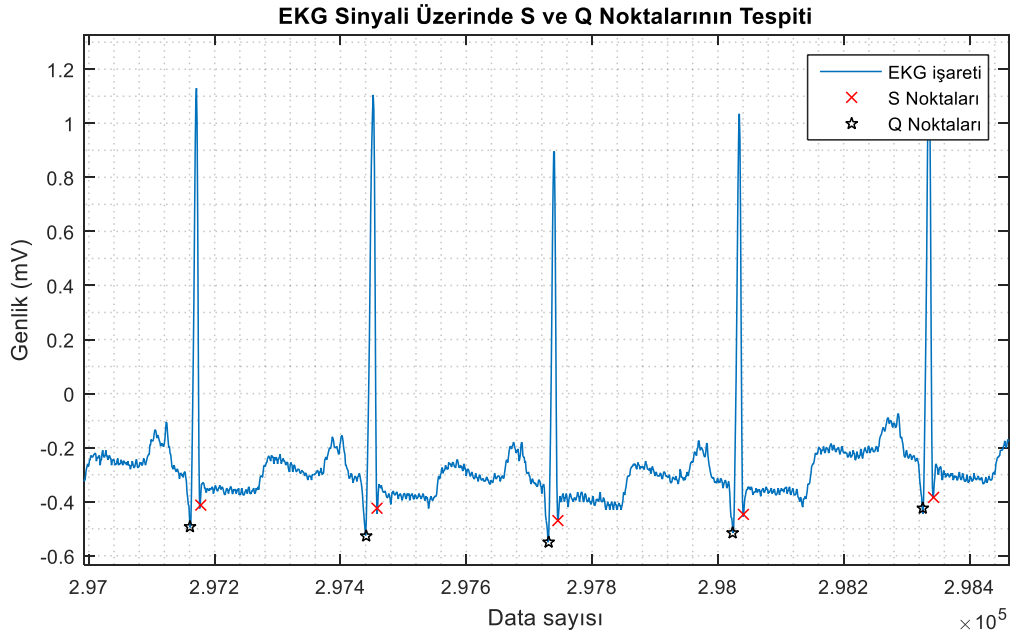
Şekil 4.6. EKG sinyali üzerinde kesilen örnek bir RR parçası

Kesilen parçalar üzerinde S ve Q noktalarının tespit edilebilmesi için Şekil 4.7'de görüldüğü gibi RR parçaları bölgelere ayrılmış ve bu bölgeler üzerinde sıfır-geçiş (zero-crossing) ile ekstremum noktalarına bakılmıştır. Şekildeki dt1 sinyalinin 1.türevini, dt2 ise dt1 sinyaline zero-crossing uygulandıktan sonra alınan 2.türevi ifade etmektedir.



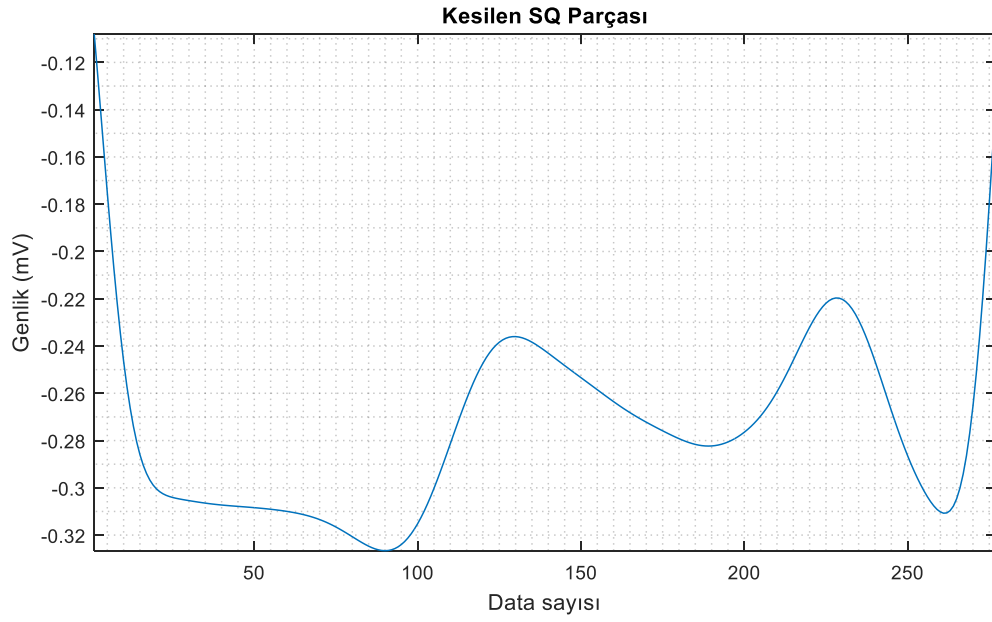
Şekil 4.7. RR aralıklarından elde edilen S ve Q bölgeleri

Sinyaller üzerinde, her bir döngüdeki R tepesi referans alınmış ve bu tepeden önce gelen ekstremum nokta Q noktası, sonra gelen ekstremum nokta ise S noktası olarak belirlenmiştir. Bu sayede sinyallerde Q ve S noktaları tespit edilmiştir (Şekil 4.8).



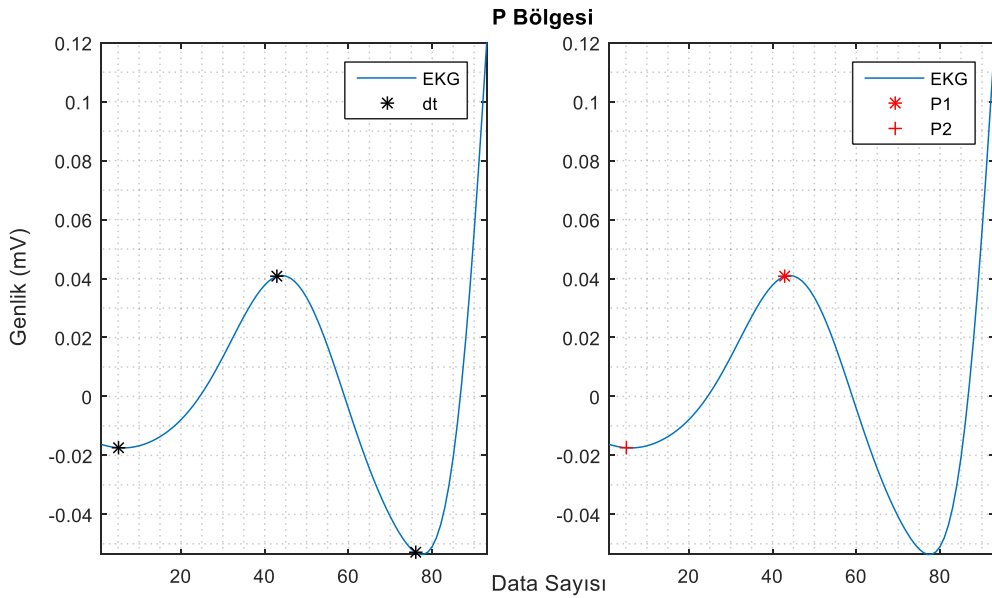
Şekil 4.8. EKG sinyali üzerinde S ve Q noktalarının tespiti

P ve T noktalarının tespiti için ise sinyal bir önceki vuruya ait olan S noktasından bir sonraki vuruya ait olan Q noktasına kadar kesilmiş ve bu parçalara sıfır fazlı dijital filtreleme uygulanmıştır (Şekil 4.9).



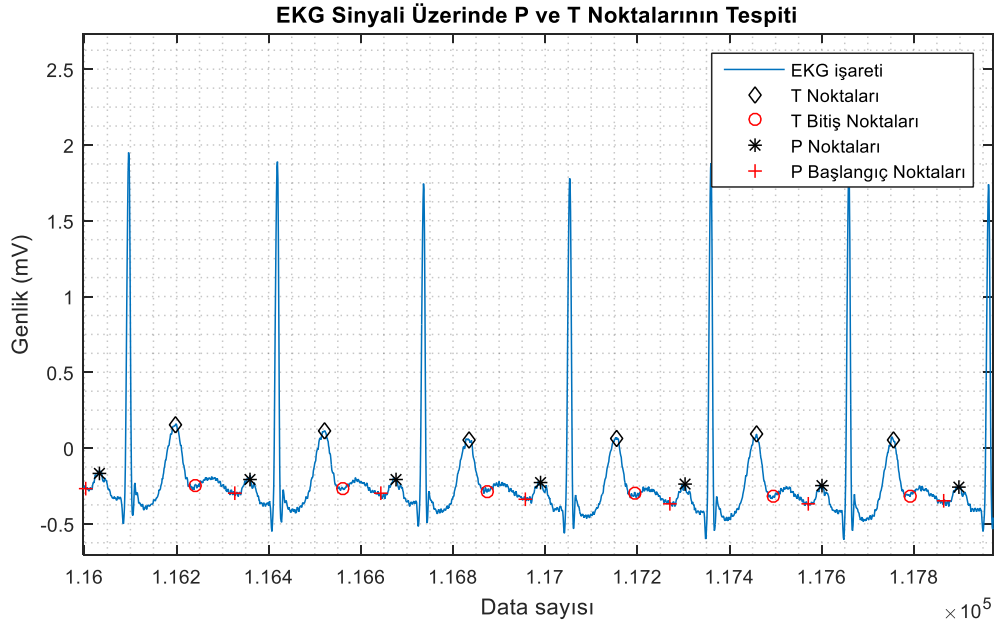
Şekil 4.9. EKG sinyali üzerinde kesilen örnek bir SQ parçası

Kesilen parçalar üzerinde, Q-S noktalarının tespitinde olduğu gibi Şekil 4.10'da görülen P bölgesi belirlenmiş ve yine 2.dereceden türev alınarak ekstremum noktaları değerlendirilmiştir. Ekstremum noktaları üzerinden hem P noktası hem de P dalgasının başlangıç noktası tespit edilmiştir. Burada dt P bölgesi içinde yer alan ekstremum noktalarını, P1 P noktasını, P2 ise P dalgasının başlangıç noktasını ifade etmektedir.



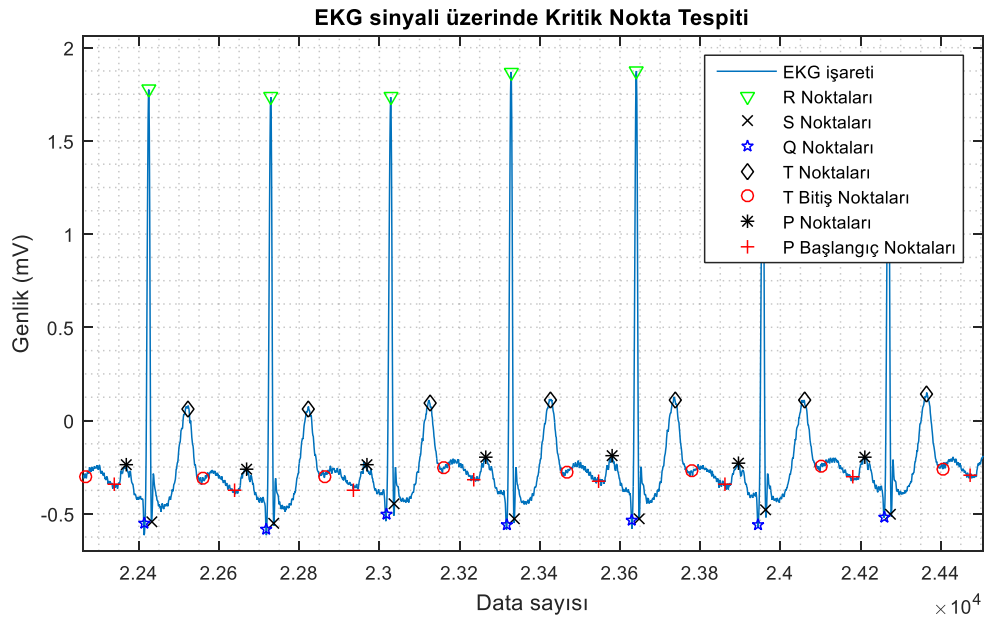
Şekil 4.10. SQ parçasından elde edilen P bölgesi

P noktasının tespitinde olduğu gibi T noktası için de aynı işlemler uygulanmış ve Şekil 4.11'de görüldüğü üzere P ve T noktaları başlangıç/bitiş noktaları ile birlikte tespit edilmiştir.



Şekil 4.11. EKG sinyali üzerinde P ve T noktalarının tespiti

Bu sayede bir EKG sinyali üzerinde yer alan kritik noktaların tamamı Şekil 4.12'de görüldüğü gibi tespit edilmiştir.



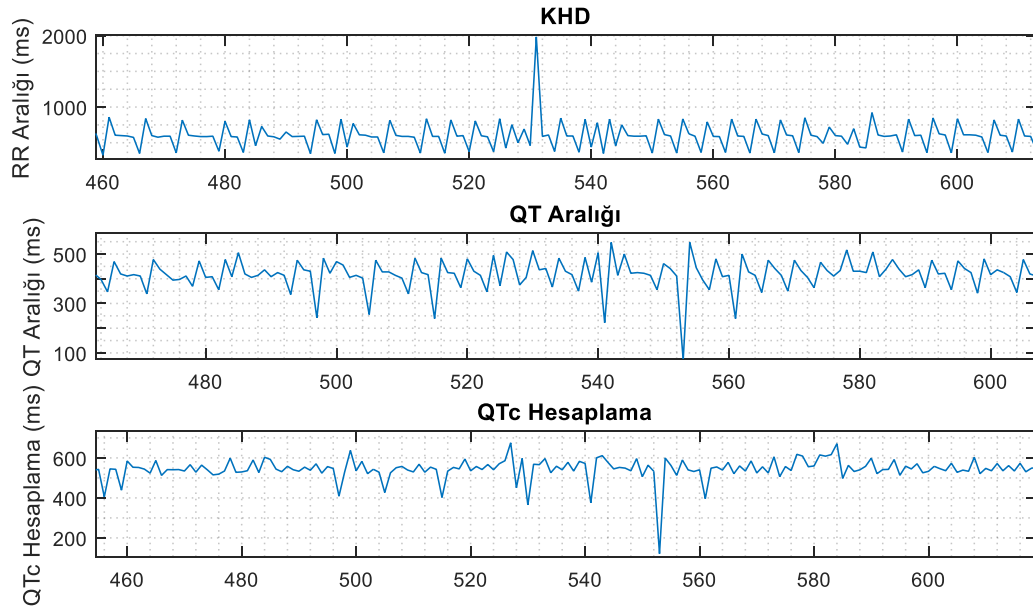
Şekil 4.12. EKG sinyali üzerinde kritik noktaların tespiti

Çalışmada, kritik noktaların tespitine ait performans değerlendirmesi yapılırken, QRS yakalama algoritmasının sonuçları referans alınmıştır. Doğru yakalananmış olan her QRS penceresi içerisinde Q, R ve S noktalarının gözle taranarak %100 doğrulukla tespit edildiği gözlemlenmiştir. Aynı şekilde P ve T noktaları da parçalar halinde kesilerek analiz edildiğinden, R noktasının doğru yakalanması üzerine bu noktaların da %100 doğruluk ile tespit edildiği belirlenmiştir.

Kritik noktaların tespit edilmesinin ardından, kalp üzerinde karşılaşılabilecek bazı anormallikleri gözlemleyebilmek için bu noktalar kullanılarak, zaman ve frekans alanında KHD spektral analizi, QT aralığı, QTc ve QTd analizleri yapılmıştır. QT aralığı için her döngüdeki Q noktası ile T dalgasının bitiş noktası arasında geçen zaman farkı değerlendirilmiştir. Hesaplanan QT aralığı, zaman alanında hesaplanan KHD ile birlikte analiz edilerek sonuçlar gözlemlenmiştir. Analizlere göre kalp hızı arttıkça QT aralığının kısaldığı, kalp hızı azaldıkça da QT aralığının uzadığı görülmüştür (Şekil 4.13). Düzeltilmiş QT aralığı olarak bilinen QTc analizi için ise, bağıntı (4.5)'de verilen Bazett eşitliği kullanılmıştır.

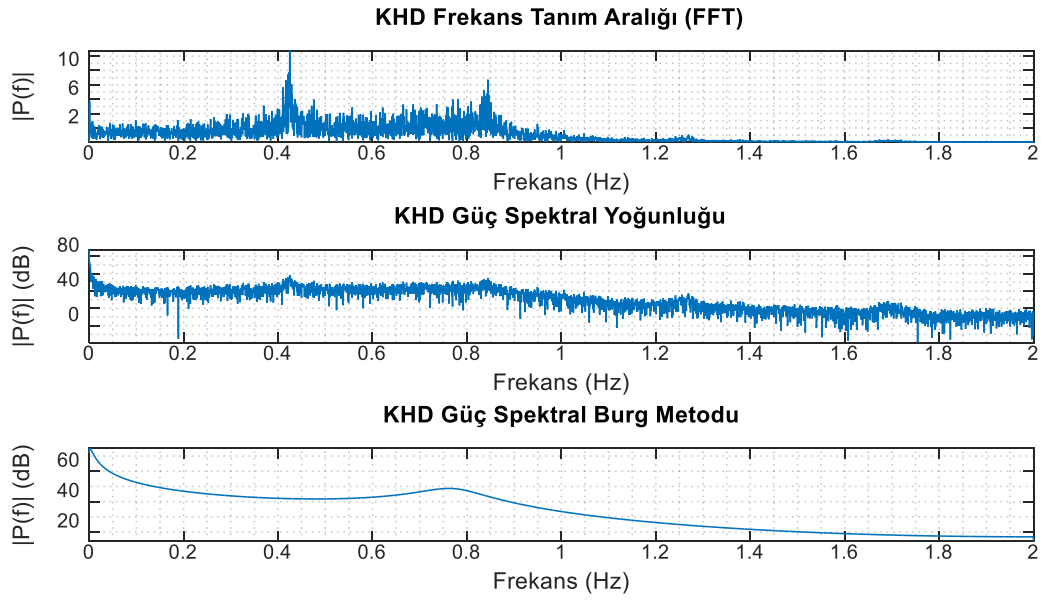
$$QTc = \frac{QT}{\sqrt{RR}} \text{ ve } RR = 60/(BPM) \quad (4.5)$$

Burada, saniye olarak ölçülen QT aralığının yine saniye cinsinden RR aralığının kareköküne bölünmesiyle QTc değeri elde edilmiştir (Şekil 4.13). Sağlıklı bir insanın QTc değeri 350 ms ile 450 ms arasında olduğu için bu değer altında ve üstünde olan durumlar hastalık olarak gözlemlenmiştir. Bir diğer QT analizi olan QT Dispersiyonu (QTd), EKG sinyali üzerindeki en uzun ve en kısa QT aralığı arasındaki fark alınarak hesaplanmıştır.



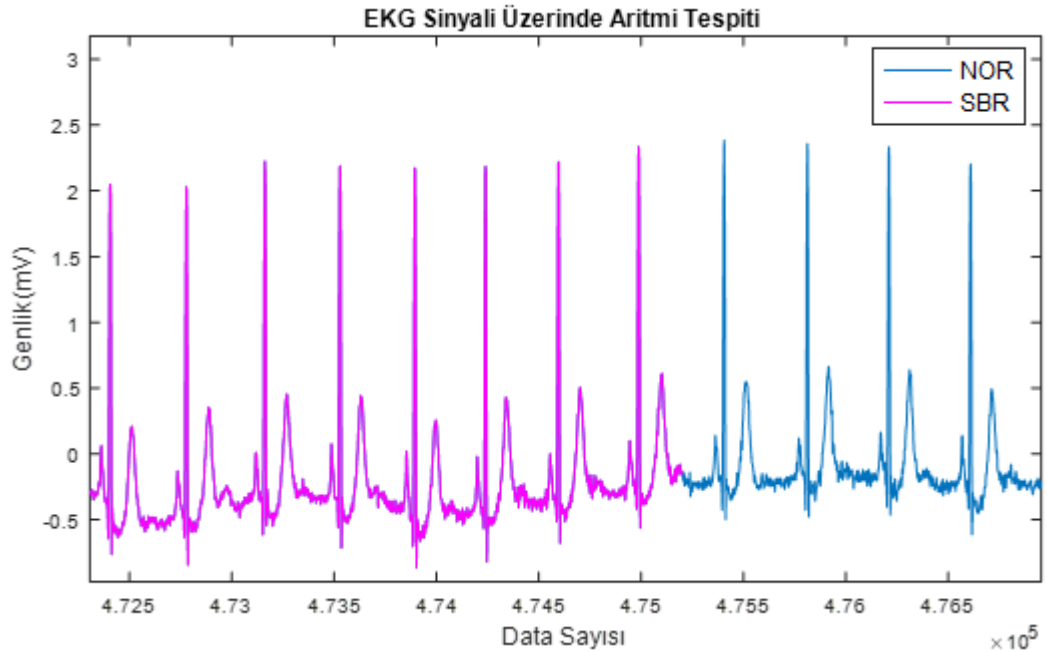
Şekil 4.13. EKG sinyalinde örnek bir KHD, QT ve QTc analiz bulguları

KHD'nin zaman alanında değerlendirilmesinin ardından, frekans alanındaki analizlere geçilmiştir. Burada da KHD frekans tanım aralığı, KHD güç spektral yoğunluğu ve KHD güç spektral Burg metodu incelenerek aritmiye neden olabilecek durumlar gözlemlenmiştir. Analizlerden elde edilen grafikler Şekil 4.14'de görüldüğü gibidir.

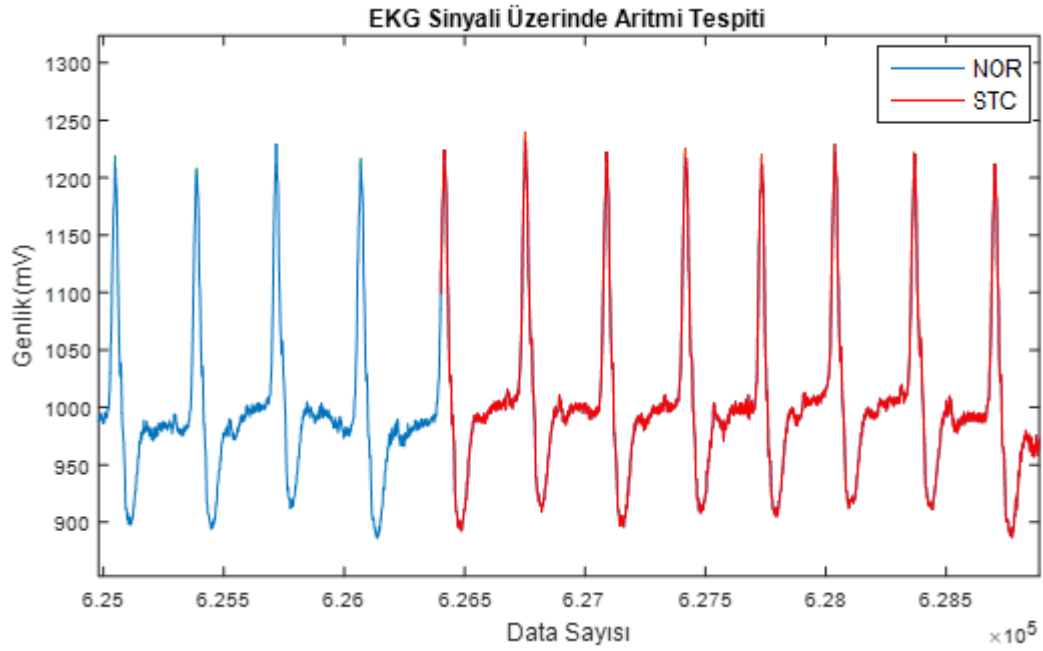


Şekil 4.14. Frekans alanında KHD analizleri

BPM kullanılarak tespit edilen SBR ve STC aritmileri Şekil 4.15’de görülmektedir. Bu iki aritmi tespiti için sinyal bir dakikalık kayıtlar halinde incelenmiş ve 60 atımın altındaki bölgeler SBR, 100 atımın üstündeki bölgeler STC ve 60 ile 100 atım arasında olan bölgeler de NOR olarak tespit edilmiştir. Çalışmada R noktalarının doğru yakalanması üzerine NOR, SBR ve STC bölgeleri de %100 doğrulukla tespit edilmektedir. Şekilde de görüldüğü üzere SBR bölgeleri mor renkle, STC bölgeleri kırmızı renkle, NOR bölgeleri de mavi renkle çizdirilmiştir.

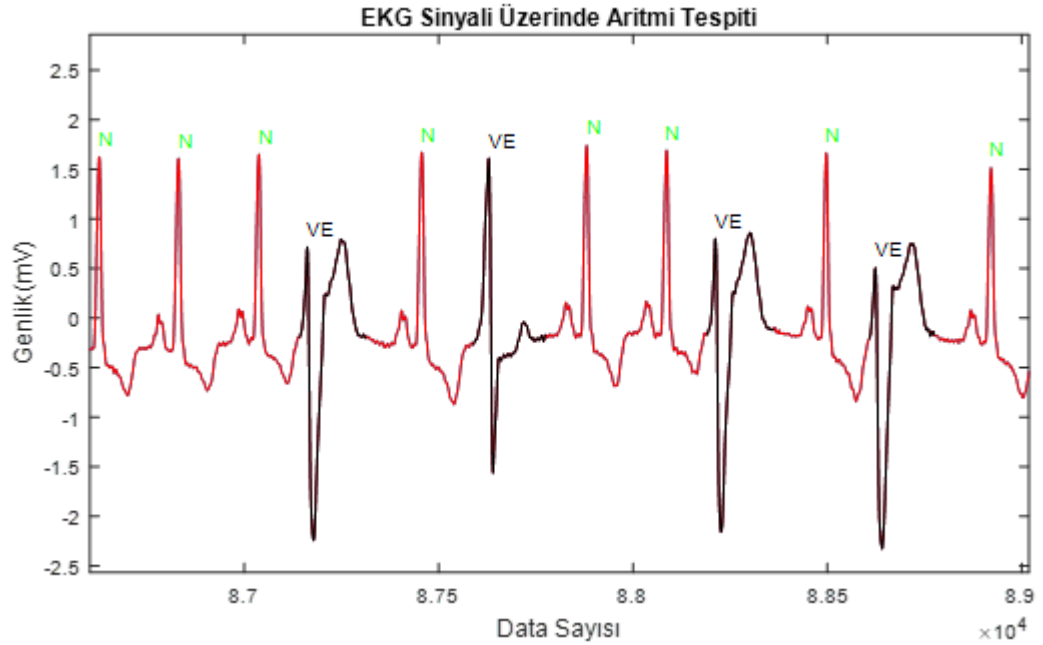


Şekil 4.15.a) EKG sinyalinde NOR ve SBR bulunan örnek bir bölge



Şekil 4.15. b) EKG sinyalinde NOR ve STC bulunan örnek bir bölge

APC ve PVC aritmilerinin sınıflandırılması için ise öncelikle $pb1$ (RR_2/RR_1) değeri kullanılarak erken ve normal atımlar Şekil 4.16'da görüldüğü gibi tespit edilmiştir. Burada N normal atımları, VE ise erken atımları temsil etmektedir. Şekilde de görüldüğü üzere VE ile hem APC hem de PVC aritmileri yakalanmıştır. Burada ikinci VE APC aritmisi iken, birinci, üçüncü ve dördüncü VE'ler PVC aritmeleridir.



Şekil 4.16. EKG sinyalinde erken atım tespiti

VE'ler üzerinden APC ve PVC aritmisinin ayrımını yapmak için ise YSA kullanılmıştır. Kullanılan YSA ile NOR, APC ve PVC sınıflandırılması yapılmış ve K-katlı çapraz doğrulama ile farklı parametrelerde elde edilen sonuçlar gözlemlenmiştir (Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2).

Çizelge 4.2. NOR, APC ve PVC için 3 katlı çapraz doğrulama sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim			Test		
	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
ÇKA	99.89	99.78	99.89	99.67	99.67	99.78
RTFA	98.79	99.22	99.33	96.45	98.33	98.22
GRSA	97.12	97.33	98.15	97.02	97.32	98.11
KA	99.67	99.67	99.78	99.35	99.67	99.67

Çizelge 4.3. NOR, APC ve PVC için 10 katlı çapraz doğrulama sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim			Test		
	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
ÇKA	100.00	99.67	99.89	100.00	99.68	99.89
RTFA	99.57	99.57	99.71	96.55	98.68	98.33
GRSA	97.11	97.33	98.14	97.35	97.38	98.22
KA	99.90	99.93	99.94	99.68	99.68	99.78

Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde en iyi NOR, APC ve PVC sınıflandırmasının, ÇKA'da 10 katlı çaprazlama ile %99.89 test doğruluğu olduğu gözlemlenmiştir. Daha önce 50'şer vuru alınarak yapılan NOR, APC ve PVC sınıflandırma çalışmasında doğruluk değeri %96.7 olarak elde edilmiştir (Akin ve Bilgin 2017). Bu çalışmada ise yine eşit sayıda vuru seçilerek toplam 900 vuru üzerinden sınıflandırmaya gidilmiş ve daha yüksek bir doğruluk değeri elde edilmiştir. Literatürdeki sınıflandırma çalışmaları incelendiğinde seçilen vuru sayılarının aritmi tiplerine göre eşit olarak dağılmadığı gözlemlenmiştir (Chiu vd. 2005; Kičmerová ve Provazník 2008; Martis vd. 2012; A&F Jovic 2017). Bu durumun duyarlılık değerlerini olumsuz etkileyeceği düşünüldüğünden çalışmada, vuru sayısının tüm sinyallerde homojen olarak dağılması sağlanacak şekilde eşit sayıda örnek alınmıştır.

5. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG kayıtları üzerinde yer alan kritik noktaların otomatik tespiti, bu noktalara göre QT, QTc, QTd analizleri, zaman ve frekans alanında spektral analizleri ile NOR, SBR, STC, APC ve PVC olmak üzere 5 farklı vuru tipine göre aritmi sınıflandırılması yapılmıştır. Çalışmanın ön işleme kısmında, EKG işaretine SGF, BGF ve YGF uygulanarak sinyaller öznitelik çıkarımı için hazır hale getirilmiştir. Kritik noktaların tespiti için zaman alanındaki özniteliklerin belirlenmesinde kalp hızındaki değişim, EKG işaretine ait genlik bilgileri ve zaman aralıkları her örnek için çıkartılmıştır. Frekans alanında özniteliklerin çıkartılması için ise ADD yöntemi kullanılmıştır. P, Q, R, S ve T noktalarının tespit edilmesiyle birlikte QT, QTc, QTd analizleri, zaman ve frekans alanında spektral analizleri yapılarak aritmilere neden olabilecek durumlar gözlemlenmiştir. Kalp ritim bozukluklarından olan SBR ve STC vurularının tespitinde, BPM kullanılarak dakikadaki vuru sayısı değerlendirilmiştir. NOR, APC ve PVC vurularının sınıflandırmasında ise sınıflandırıcı modeli olarak literatürde en yaygın kullanılan teknik olan YSA seçilmiştir. EKG işareti üzerinden çıkarılan G_{QRS} , TQ, pb1 ve pb2 öznitelikleri YSA girdileri olarak belirlenmiştir. Bu öznitelikler farklı YSA yapıları ile analiz edilmiş ve K-katlı çapraz doğrulama ile farklı parametrelerde elde edilen sonuçlar gözlemlenmiştir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, kritik noktaların başarısı için QRS yakalama algoritma başarısı referans alınmıştır. Buna göre veri tabanı içerisinde yer alan 109468 adet QRS üzerinden %99.74 oranında bir doğruluk elde edilmiştir. Yakalanan her QRS penceresi içinde ise sinyaller gözle taranarak Q, R ve S noktalarının %100 doğrulukla tespit edildiği gözlemlenmiştir. Aynı şekilde P ve T noktaları da parçalar halinde kesilerek analiz edildiğinden, R noktasının doğru yakalanması üzerine bu noktaların da %100 doğruluk ile tespit edildiği belirlenmiştir. Aritmi sınıflandırma başarısı gözlemlendiğinde de, SBR ve STC aritmilerinde R noktalarına göre tespit edildiğinden %100 doğruluk sağlanmıştır. NOR, APC ve PVC sınıflandırmasında ise farklı YSA yapıları arasında en iyi sonucun ÇKA ile elde edildiği görülmüş ve sınıflandırmada test doğruluğunun 3 katlı çapraz doğrulama ile %99.78, 10 katlı çapraz doğrulama ile de %99.89 olduğu belirlenmiştir.

Çalışmada, kritik noktaların bulunması için özgün bir QRS yakalama algoritması kullanılmış ve yakalanan noktalar bu algoritma üzerinden geliştirilmiştir. Noktaların bulunması üzerine yapılan analizler ve aritmi sınıflandırmasında kullanılan öznitelikler yine bu algoritmaya dayanarak oluşturulmuş ve diğer yöntemlerle birleştirilmiştir. Bu durumda da çalışmanın özgünlüğünü ortaya koymaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre bu tez çalışmasının kardiyolojide, bilgisayar destekli analiz ve yorum yazılımı olarak ikinci bir doktor gibi davranıp, teşhis işlemini kolaylaştırabilecek önemli bir alternatif olacağı düşünülmektedir. Bu durum göz önüne alındığında da çalışmanın hem zamandan tasarruf sağlayabileceği hem de gözden kaçabilecek ani değişikliklerin yakalanmasında avantajlı olması beklenmektedir.

6. KAYNAKLAR

- Acartürk, E. 1998. Pratik elektrokardiyografi. Nobel Tıp Kitapevleri, İstanbul, 338 s.
- Akin, Z.E. and Bilgin, S. 2017. Classification of normal beat, atrial premature contraction and ventricular premature contraction based on discrete wavelet transform and artificial neural networks. Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO), pp. 1-4, IEEE.
- Bazett, H.C. 1920. An analysis of the time relations of the electrocardiogram. *Heart*, 7, 353-370.
- Bennett D.H. 2008. Kardiyak Aritmiler. Nobel Kitabevi, Adana. 410 s.
- Bilgin, S. and Akın, Z.E. 2018. A New Robust QRS Detection Algorithm in Arrhythmic ECG Signals. *Journal of Engineering Sciences and Design*, 6(1), 64-73.
- Bsoul, A.A.R., Ji, S.Y., Ward, K. and Najarian, K. 2009. Detection of P, QRS, and T Components of ECG Using Wavelet Transformation. Complex Medical Engineering, 2009. CME. ICME International Conference on, pp. 1-6, IEEE.
- Burke, M. J. and Nasor, M. 2004. Wavelet based analysis and characterization of the ECG signal. *J Med Eng Technol*, 28(2): 47-55.
- Chen, S., Hua, W., Li, Z., Li, J. and Gao, X. 2017. Heartbeat classification using projected and dynamic features of ECG signal. *Biomed Signal Proces*, 31, 165-173.
- Chiu, C.C., Lin, T.H. and Liau, B.Y. 2005. Using Correlation Coefficient In Ecg Waveform For Arrhythmia Detection. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 17(03): 147-152.
- Daubechies, I., 1990. The Wavelet Transform, TimeFrequency Localization and Signal Analysis. *IEEE T Inform Theory*, 36(5): 961-1005.
- De Chazal, P., O'Dwyer, M. and Reilly, R.B. 2004. Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features. *IEEE T Bio-Med Eng*, 51(7): 1196-1206.
- Demirtaş, M. 2006. Güncel Doğrularla EKG yorumu. Nobel Kitabevi, 294 s.
- Elgendi, M., Eskofier, B., Dokos, S. and Abbott, D. 2014. Revisiting QRS Detection Methodologies for Portable, Wearable, Battery-Operated, and Wireless ECG Systems. *PloS one*, 9(1), e84018.
- García, A., Romano, H., Laciari, E. and Correa, R. 2011. Development of an algorithm for heartbeats detection and classification in Holter records based on temporal and morphological features. *Journal of Physics: Conference Series*, 332 (1): 012023.
- Gao D., Madden M., Chambers D. and Lyons G. 2005. Bayesian ANN classifier for ECG arrhythmia diagnostic system: a comparison study. *Neural Networks, 2005. IJCNN'05. Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on*, pp. 2383-2388, July 31-August 4, Montreal, Canada.
- Goetz, T. 2010. *The Decision Tree: Taking Control of Your Health in the New Era of Personalized Medicine*. New York, NY, USA: Rodale.

- Goldberger, A.L., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Mark, R.G., Mietus, J.E., Moody, G.B., Peng, C.K. and Stanley, H.E. 2000. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, 101(23): e215–e220.
- Goldberger., A.L. 2012. Clinical electrocardiography: a simplified approach. *Elsevier Health Sciences*.
- Goutas, A., Ferdi, Y., Herbeuval, J.P., Boudraa, M. and Boucheham, B. 2005. Digital fractional order differentiation-based algorithm for P and T-waves detection and delineation. *ITBM-RBM*, 26(2): 127–132.
- Gümüő, B. ve Yazgı, S. 2009. Yapay sinir ađı kullanılarak elektrokardiyogram iőaretlerinde otomatik kardiyak aritmi tespiti. Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliđi 13. Ulusal kongresi, 23-26 Aralık, Ankara.
- Hayden, G., Brady, W., Perron, A., Somers, M. and Mattu, A. 2002. Electrocardiographic T-wave inversion: Differential diagnosis in the chest pain patient. *Am J Emerg Med*, 20(3): 252–262.
- Hu, H.Y. and Hwang, J.N. 2002. Handbook of Neural Network Signal Processing. New York, NY, USA: CRC Press.
- İlerigelen, B. ve Mutlu, H. 2009. EKG Kursu Kitapçıđı. İstanbul Üniv. Cerrahpaőa Tıp Fakültesi, İstanbul, 30s.
- Jackman, W.M., Friday, K.J., Anderson, J.L., Aliot, E.M., Clark, M., and Lazzara, R. 1988. The long QT syndromes: a critical review, new clinical observations and a unifying hypothesis. *Prog Cardiovasc Dis*, 31(2): 115-172.
- Jovic, A. and Jovic, F. 2017. Classification of cardiac arrhythmias based on alphabet entropy of heart rate variability time series. *Biomed Signal Proces*, 31, 217-230.
- Kaya, İ., Uzman Sistemler Yardımı İle Personel Seçimi. Yayınlanmamıő yıl içi projesi, Selçuk Üniversitesi Endüstri Mühendisliđi Bölümü, Konya, 2001.
- Khamene, A. and Negahdaripour, S. 2000. A new method for the extraction of fetal ECG from the composite abdominal signal. *IEEE T Bio-Med Eng*, 47(4): 507–516.
- Khazae, A. and Ebrahimzadeh, A. 2010. Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and genetic algorithms using power spectral features. *Biomed Signal Proces*, 5(4): 252–263.
- Kičmerová, D. and Provazník, I. 2008. Wavelet Contour Based Detector for Arrhythmia Analysis. *European Journal For Biomedical Informatics*, 4(1): 1-15.
- Krasteva, V.T., Jekova, I.I. and Christov, I.I. 2006. Automatic detection of premature atrial contractions in the electrocardiogram. *Electrotechniques Electronics E & E*, 9, 10.
- Kumar, M., Pachori, R.B. and Acharya, U.R. 2017. Characterization of coronary artery disease using flexible analytic wavelet transform applied on ECG signals. *Biomed Signal Proces*, 31, 301-308.
- Köylü, H. 2001. Fizyoloji Dolaőım Solunum Boőaltım. Tuđra Matbaası, 70 s.

- Luz, E.J.D.S., Schwartz, W.R., Cámara-Chávez, G., and Menotti, D. 2016. ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey. *Comput Meth Prog Bio*, 127, 144-164.
- Martis, R.J., Acharya, U.R., Mandana, K.M., Ray, A.K. and Chakraborty C. 2012. Application of principal component analysis to ECG signals for automated diagnosis of cardiac health. *Expert Syst Appl*, 39(14): 11792–11800.
- Mathers, C., Lopez, A., Stein, C., Fat, D. and Rao, C. 2005. Deaths and Disease Burden by Cause: Global Burden of Disease Estimates for 2001 by World Bank Country Groups, (revised 2005).
- Michael, S., Brady, W., Perron, A. and Mattu, A. 2002. The prominent T wave: Electrocardiographic differential diagnosis. *Am J Emerg Med*, 20(3): 243–251.
- Morris F., M., Edhouse, J., Brady, J. and Camm, J. 2003. ABC Of Clinical Electrocardiography. BMJ Publishing Group 1st, Tavistock Square, London.
- Moody, G.B., and Mark, R.G. 2001. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 20(3): 45-50.
- Nair, A. and Marziliano, P. 2014. P and T wave detection on multichannel ECG using FRI. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE, pp. 2269–2273, Chicago, IL, USA.
- Najarian, K. and Splinter, R. 2012. Biomedical Signal and Image Processing. CRC Press, Boca Raton, 411s.
- Owis, M.I., Abou-Zied, A.H., Youssef, A.B., and Kadah, Y.M. 2002. Study of features based on nonlinear dynamical modeling in ECG arrhythmia detection and classification. *IEEE T Bio-Med Eng*, 49(7): 733-736.
- Öztemel, E. 2012. Yapay Sinir Ağları. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim, 232 s.
- Polat K. ve Güneş S. 2007. Detection of ECG Arrhythmia using a differential expert system approach based on principal component analysis and least square support vector machine. *Appl Math Comput*, 186(1): 898–906.
- Sazlı, M.H. 2007. EKG sinyallerinin korelasyon analizi ile bazı kalp aritmilerinin belirlenmesi. *KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi*, 10(1): 69-76.
- Scholz, U.J., Bianchi, A.M., Cerutti, S. and Kubicki, S. 1997. Vegetative background of sleep: Spectral analysis of the heart rate variability. *Physiol Behav*, 62(5): 1037–1043.
- Shouldice, R., O'Brien, L., O'Brien, C., de Chazal, P., Gozal, D. and Heneghan, C. 2004. Detection of obstructive sleep apnea in pediatric subjects using surface lead electrocardiogram features. *Sleep*, 27(4): 784–792.
- Smith, D., Nowacki, D. and Li, J.J. 2010. ECG T-Wave Monitor for Potential Early Detection and Diagnosis of Cardiac Arrhythmias. *Cardiovasc Eng*, 10(4): 201–206.
- Specht, D. 1991. A general regression neural network. *IEEE T Neural Networ*, 2, 568-576.
- Sun, Y., Chan, K.L., and Krishnan, S.M., 2005. Characteristic wave detection in ECG

- signal using morphological transform. *BMC Cardiovascular Disorders*, 5(1): 28.
- Tantimongcolwat, T., Naenna, T., Isarankura-Na-Ayudhya, C., Embrechts, M.J. and Prachayasittikul, V. 2008. Identification of ischemic heart disease via machine learning analysis on magnetocardiograms. *Comput Biol Med*, 38(7), 817-825.
- Thakor N.V. and Zhu Y.S. 1991. Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE T Bio-Med Eng*, 38(8): 785-794.
- Thanawattano, C and Tan-a-ram, S. 2007. ECG classification using modified support vector machine. The 1st Joint International Conference on Information Communication Technology (JICT 2007), pp. 288 – 291, Vientiane, Lao PDR.
- Tran, T., McNames, J., Aboy, M. and Goldstein, B. 2004. Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by analysis of atrial premature complexes. *IEEE T Bio-Med Eng*, 51(4): 561–569.
- Trinder, J., Kleiman, J., Carrington, M., Smith, S., Breen, S., Tan, N. and Kim, Y. 2001. Autonomic activity during human sleep as a function of time and sleep stage. *J Sleep Res*, 10(4): 253–264.
- Tsipouras, M.G., Fotiadis, D.I. and Sideris, D. 2002. Arrhythmia classification using the RR-interval duration signal. *Computers in Cardiology*, pp. 485–488, 22-25 September, IEEE.
- Tsipouras, M.G. and Fotiadis, D.I. 2004. Automatic arrhythmia detection based on time and time–frequency analysis of heart rate variability. *Comput Meth Prog Bio*, 74(2): 95–108.
- Uçak, D. 2005. Elektrokardiyografi. Nobel Tıp Kitabevleri, 288s.
- United Nations. 2015. Department of economic and social affairs population division. World population aging 2015. New York.
- Unser, M. and Aldroubi, A. 1996. A review of wavelets in biomedical applications. *Proceedings of the IEEE*, 84(4): 626-638.
- URL 1: Koz M. Kalp-Dolaşım Sistemi Fizyolojisi. Kardiyovasküler Sistem Fizyolojisi. <http://80.251.40.59/sports.ankara.edu.tr/koz/ana-fiz/dolasim.fizyoloji.pdf> [Son erişim tarihi: 18.01.2018].
- URL 2: Alhan, C. <http://cemalhan.com/elektrokardiyografi-ekg/> [Son erişim tarihi: 20.01.2018].
- URL 3: World Health Organization. 2017. Cardiovascular disease. http://www.who.int/cardiovascular_diseases/en/ [Son erişim tarihi: 10.02.2018].
- URL 4: Yapıcı, D. ve Azizoğlu, M. Aritmiler ve Tedavisi. <http://www.tard.org.tr/akademi/pdf/book/5/19319.pdf> [Son erişim tarihi:13.02.2018].
- URL 5: Alur İ. Kalp ve Damar Cerrahisi. <http://www.ihsanalur.com/wp-content/uploads/2013/04/Kalp-Aritmileri.pdf> [Erişim Tarihi:16.02.2018].
- URL 6: Güler, T. 2002. Aritmi ve Elektrokardiyografi. http://www.tayfunguler.com/nonweb_files/anestezi/Aritmiler/aritmiler.htm [Son

- erişim tarihi 17.02.2018].
- URL 7: Efeoğlu, M. 2014. <https://www.acilci.net/prematur-ventrikuler-kompleks-pvc/> [Son erişim tarihi: 18.02.2018].
- URL 8: Anonymous. <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/> [Son erişim tarihi: 25.02.2018]
- Vazquez-Seisdedos, C., Neto, J., Maranon Reyes, E., Klautau, A. and de Oliveira, R.C.L. 2011. New approach for T-wave end detection on electrocardiogram: Performance in noisy conditions. *Biomed Eng Online*, 10(1): 77.
- Wan, X. and Xu, D. 2010. An ECG T waves detection scheme based on the compensatory criterion. Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on, pp. 730–734, IEEE, Yantai, China.
- Wang J.S., Chiang W.C., Hsu Y.L. and Yang Y.T.C. 2013. ECG arrhythmia classification using a probabilistic neural network with a feature reduction method. *Neurocomputing*, 116: 38–45.
- Weaver, J.B., Yansum, X., Healy, D.M., and Cromwell, L.D. 1991. Filtering noise from images with wavelet transforms. *Magnetic Resonance in Medicine*, 21(2): 288–295.
- Webster, J. G. 1978. Medical Instrumentation, Application and Design. Houghton Mifflin Company, Boston.
- Yaman, K. 1999. Fizyoloji, Vipaş AŞ Yayıncılık, Bursa, 564 s.
- Yazgan, E. ve Korürek, M. 1994. Tıp Elektroniği, İ.T.Ü. Yayınları, İstanbul.
- Ye C., Coimbra M.T. and Kumar B.V.K.V. 2010. Arrhythmia Detection and Classification using Morphological and Dynamic Features of ECG Signals. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE, pp. 1918-1921, August 31-September 4, Argentina.
- Yingthawornsuk, T. 2012. Classification of Cardiac Arrhythmia via SVM. Proceedings of the 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Technology, Singapore.
- Zapanta, L., Poon, C., White, D., Marcus, C. and Katz, E. 2004. Heart rate chaos in obstructive sleep apnea in children. Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE, pp. 3889–3892, San Francisco, CA, USA.

ÖZGEÇMİŞ

ZAHİDE ELİF AKIN
zahideelifakin@gmail.com



ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans 2016-2018	Akdeniz Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Lisans 2012-2016	Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

ESERLER

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler

- 1- Bilgin, S., Akın, Z.E., (2018). Gait Pattern Discrimination of ALS Patients using Classification Methods, Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 26(3), 1367 – 1377. doi:10.3906/elk-1708-221
- 2- Bilgin, S., Akın, Z.E. (2018). A New Robust QRS Detection Algorithm in Arrhythmic ECG Signals. Journal of Engineering Sciences and Design, 6(1), 64-73.

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

- 1- Akın, Z.E., Bilgin, S. (2017, October). Classification of normal beat, atrial premature contraction and ventricular premature contraction based on discrete wavelet transform and artificial neural networks. In Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO), 2017 (pp. 1-4). IEEE.