

**ELEKTROKARDİYOĞRAFI (EKG) SİNYALLERİNİN ARİTMİ
TESPİTİ İÇİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE
SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İBRAHİM ÇELİK

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**MERSİN
EKİM - 2017**

**ELEKTROKARDİYOĞRAFI (EKG) SİNYALLERİNİN ARİTMİ
TESPİTİ İÇİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE
SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İBRAHİM ÇELİK

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

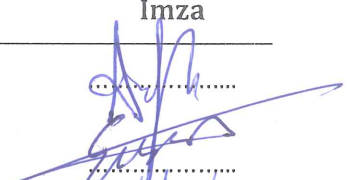
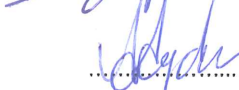
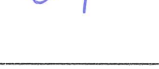
**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ**

**İkinci Danışman
Prof. Dr. Ali AKDAĞLI**

**MERSİN
EKİM - 2017**

ONAY

İbrahim ÇELİK tarafından Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENÇİ danışmanlığında ve Prof. Dr. Ali AKDAĞLI ikinci danışmanlığında hazırlanan "Elektrokardiyografi (EKG) Sinyallerinin Aritmi Tespiti İçin Yapay Zeka Yöntemleri İle Sınıflandırılması" başlıklı çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından 20.10.2017 tarihinde yapılan Tez Savunma Sınavı sonucunda oy çokluğu ile Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Görevi	Ünvanı, Adı ve Soyadı	İmza
Başkan	Yrd. Doç. Dr. Alkan ALKAYA	
Tez Danışmanı	Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENÇİ	
Üye	Yrd. Doç. Dr. Ahmet AYDIN	

Yukarıdaki Jüri kararı Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 29/12/2017 tarih ve 2017.50/1657 sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Ayla ÇELİK
Fen Bilimleri Enstitü Müdürü



Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, tablo ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

ETİK BEYAN

Mersin Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğinde belirtilen kurallara uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
 - Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlâk kurallarına uygun olarak sunduğumu,
 - Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
 - Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak kullandığımı,
 - Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
 - Bu tezin herhangi bir bölümünü Mersin Üniversitesi veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı,
 - Tezin tüm telif haklarını Mersin Üniversitesi'ne devrettiğimi
- beyan ederim.

ETHICAL DECLARATION

This thesis is prepared in accordance with the rules specified in Mersin University Graduate Education Regulation and I declare to comply with the following conditions:

- I have obtained all the information and the documents of the thesis in accordance with the academic rules.
- I presented all the visual, auditory and written informations and results in accordance with scientific ethics.
- I refer in accordance with the norms of scientific works about the case of exploitation of others' works.
- I used all of the referred works as the references.
- I did not do any tampering in the used data.
- I did not present any part of this thesis as an another thesis at Mersin University or another university.
- I transfer all copyrights of this thesis to the Mersin University.

20 Ekim 2017/ 20 October 2017

İmza / Signature



İbrahim ÇELİK

ÖZET

ELEKTROKARDİYOĞRAFI (EKG) SİNYALLERİNİN ARİTMİ TESPİTİ İÇİN YAPAY ZEKA YÖNTEMLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI

EKG (Elektrokardiyografi) sinyalleri kalbin çalışma işlevi ve yapısı hakkında bilgi veren önemli bir veridir. EKG kalpte meydana gelen kasılma ve gevşeme sonucu uygun şartlar altında kaydedilen veriye denir. Eğer kalbin çalışma işlevinde bir bozukluk meydana gelirse bu bozukluk EKG sinyallerine de yansıtacağı için EKG sinyalleri sayesinde meydana gelen bozuklukları tespit etmek mümkündür. Aritmi kelime anlamı ritim bozukluğu demektir. Aritmi düzenli olarak meydana gelen işleyişteki bozukluklara verilen genel tabirdir. Aritmilerin oluştuğu bölge EKG sinyallerine yansıtacağı için EKG işaretlerinde aritmiyi tespit etmek mümkündür. Bu tez çalışmasında sağlıklı ve aritmi insanlardan alınmış EKG sinyalleri zamansal olarak 60'ar saniyelik segmentlere ayrılmıştır. Her bir segment aritmiler hakkında bize bilgi veren dalga ve aralıklara ayrılmış ve her bir dalga ve aralığın özellik vektörü çıkarılmıştır. Bu özellik vektörleri temel parametrik girdi olarak kullanılmıştır. Bu parametrelere matematiksel olarak aritmetik ortalama yöntemiyle yaklaşmıştır. Elde edilen ortalama özellik vektörleri çok katmanlı sinir ağı (ÇKASA), En yakın komşuluk (KNN) ve Destek vektör makineleri olmak üzere üç farklı yapay zeka sınıflandırma algoritmasında girdi olarak kullanılıp aritmiler tespit edilmiştir. Eğitim ve test aşamasında üç farklı sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu üç farklı sınıflandırma algoritma arasında performans kıyaslaması yapılmıştır. Sınıflandırmada yüksek başarı elde edilen sınıflandırma algoritma tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Elektrokardiyografi (EKG), aritmi tespiti, yapay sinir ağı, sınıflandırma KNN, DVM, YSA (9 adet)

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ, Mersin Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Mersin.

İkinci Danışman: Prof. Dr. Ali AKDAĞLI, Mersin Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Mersin.

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF ELECTROCARDIOGRAPHY (ECG) SIGNALS BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS FOR DETERMINING ARRHYTHMIA

ECG (Electrocardiography) signals are an important data providing information about the function and structure of the heart. The ECG is the heart rate recorded in the heart under appropriate conditions resulting in contraction and relaxation. If a malfunction occurs in the heart functioning function, it will be reflected in the ECG signals, so it is possible to identify the disorders that occur due to ECG signals. Arrhythmia means impaired rhythm. Arrhythmia is a general symptom given to disorders in the process that occur regularly. It is possible to detect arrhythmia in ECG signals because the region of arrhythmia is reflected in ECG signals. In this thesis study, ECG signals from healthy and arrested human beings were separated into 60-second segments temporally. Each segment was separated into waves and intervals informing us about arrhythmia and feature vector of each wave and interval was extracted. These feature vectors are used as basic parametric inputs. These parameters are mathematically approximated by the arithmetic average method. The obtained mean feature vectors were used as input in three different classification algorithms, namely multi layer neural network (ANN), Knearest neighbors (KNN) and support vector machines(SVM), and arrhythmia was determined. Three different artificial intelligence classification algorithms have been used for training and testing. Performance comparisons were made between these three different classification algorithms. A classification algorithm with high success was identified in the classification.

Keywords: Electrocardiography (ECG), arrhythmia detection, artificial neural network, classification, SVM, KNN (9 keywords)

Advisor: Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ, Department of Electrical–Electronics Engineering, University of Mersin

Second Advisor: Prof. Dr. Ali AKDAĞLI, Department of Electrical-Electronics Engineering , University of Mersin

TEŐEKKÜR

“Elektrokardiyografi (EKG) sinyallerinin aritmi tespiti için yapay zeka yöntemleri ile sınıflandırılması” konulu tez çalışmamda her türlü konuda bilgi birikimlerini ve tecrübelerini esirgemeyen kıymetli danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ ve ikinci danışman hocam Prof. Dr. Ali Akdađlı’ya çok teşekkür ederim. Sürekli desteklerini ve vakitlerini bana ayırdıkları için Yrd. Doç. Çiğdem ACI, Araştırma Görevlisi Hüseyin YANIK ve Öğretim Görevlisi Deniz ÜSTÜN hocalarıma minnettarlığımı belirtmek isterim.

Hayatımın her döneminde beni yalnız bırakmayan ve sürekli desteklerini hissettiğim sevgili babam Müslüm ÇELİK’e, annem Ayfer ÇELİK’e kardeşlerim, Tuğba ÇELİK, Endam TEZCAN ve eniştem Yusuf Tezcan’a sonsuz minnettarlığımı belirtmek isterim.



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇ KAPAK	i
ONAY	ii
ETİK BEYAN	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLOLAR DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
KISALTMALAR ve SİMGELER	xi
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI	6
2.1. Kalbin Konumu ve Anatomisi	9
2.2. Kalp Kasının Fizyolojisi	12
2.3. Kalbin Elektriksel İletim Sistemi	12
2.4. Elektrokardiyografinin Tanımı	14
2.5. EKG Dalgaları ve Özellikleri	15
2.5.1. P dalgası	16
2.5.2. PR mesafesi (PQ mesafesi)	16
2.5.3. QRS kompleksi	17
2.5.4. Q dalgası	17
2.5.5. R ve S dalgası	17
2.5.6. T dalgası	17
2.5.7. Q-T mesafesi	18
2.5.8. ST segmenti	18
2.6. Yapay Sinir Ağı Kavramı	18
2.6.1 Yapay Sinir Ağının Temel Özellikleri	19
3. MATERYAL ve YÖNTEM	21
3.1. Kullanılan EKG Sinyal Örnekleri	21
3.2. Pan-Tompkins algoritması	22
3.3. EKG İşaretinin RR Zamansal Aralıklarının Hesaplanması	28
3.4. Yapay Sinir Ağı Modeli	28
3.5. Çok Katmanlı Sinir Ağı ile Aritmi Tespiti	30
3.6. Destek Vektör Makineleri Sınıflandırma Algoritması (DVM)	31
3.7. K En Yakın Komşuluk Sınıflandırma Algoritması (KNN)	34
3.8. WEKA	34
3.8.1. Ön işleme paneli (Preprocess Panel)	35
3.8.2. Sınıflandırıcı Paneli (Classifier Panel)	36
3.8.3. Klasör Paneli (Cluster Panel)	36
3.8.4. Birleştirme Paneli (Associate Panel)	36
3.8.5. Seçim Özellikleri Paneli (Select Attributes Panel)	37
3.8.6 Visualize Panel	37
4. BULGULAR ve TARTIŞMA	39
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	45
KAYNAKLAR	46
ÖZGEÇMİŞ	49

TABLolar DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 4. 1. 1/5 Test kümesi dağılımı ile elde edilen başarıml oranları	40
Tablo 4. 2. 1/5 Test kümesi dağılımı ile elde edilen yüzdesel başarıml oranları	40
Tablo 4. 3. 10 katlı Çapraz sağlama metoduyla elde edilen başarıml oranları	43
Tablo 4. 4. 10 Katlı Çapraz sağlama metodunun yüzdesel değerleri	43



ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Göğüs üzerinde kalbin yerleşimi	9
Şekil 2. 2. Kalp kası liflerinin yerleşimi	10
Şekil 2. 3. Kalbin ve ilgili damarların anatomisi	11
Şekil 2.4. Kalbin elektriksel iletim sistemi	13
Şekil 2.5. EKG dalgaları ve özellikleri	16
Şekil 3.1. EKG işaret örneği : a) Sağlıklı, b) Aritmi	22
Şekil 3.2. Pan-Tompkins Algoritmasının aşamaları	23
Şekil 3.3. Aritmi işareti içeren 60 sn' lik EKG sinyali	26
Şekil 3.4. Aritmi EKG sinyali için Pan-Tompkins algoritmalarının işlem adımları	27
Şekil 3.5. a) Biyolojik sinir hücresi yapısı b) Biyolojik ve yapay sinir hücresi	29
Şekil 3.6. Çok Katmanlı algılayıcı sinir ağı (ÇKASA) sınıf modeli	31
Şekil 3.7. (a) Toleransı belirlemek, (b) Grupları düzlemde göstermek	32
Şekil 3.8. K-En Yakın Komşuluğun Tespiti	34
Şekil 3.9. WEKA yazılımın açılış görseli	35
Şekil 3.10. Ön işleme paneli	35
Şekil 3.11. Sınıflandırma paneli	36
Şekil 3.12. Klasör paneli	36
Şekil 3.13. Birleştirme paneli	37
Şekil 3.14. Seçim özellikleri paneli	37
Şekil 3.15. Visualize panel	38
Şekil 4.1. 15 Test kümesi dağılımı için YSA sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	41
Şekil 4.2. 15 Test kümesi dağılımı için DVM sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	41
Şekil 4.3. 15 Test kümesi dağılımı için KNN sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	41
Şekil 4.4. 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için YSA sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	43
Şekil 4.5. 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için DVM sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	44
Şekil 4.6. 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için KNN sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)	44

KISALTMALAR ve SİMGELER

Kısaltma/Simge	Tanım
EKG	Elektrokardiyogram
AV	Atrioventriküler
SA	Sinoatriyal düğüm
aVR	Sağ Kol
aVL	Sol Kol
aVF	Sol Bacak
ÇKASA	Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı
YSA	Yapay Sinir Ağı
KNN	K En Yakın Komşuluk
DVM	Destek Vektör Makineleri
RR	İki R noktası arasındaki uzaklık
RRsayısı	İşlenen işaret bloğundaki tüm R noktaları sayısı
RRort	RR noktaları arasındaki mesafenin ortalamaları
ÖH	Öğrenme Hızı
P	Momentum
EZ	Eğitim Zamanı
DE	Doğruluk Eşiği
ε	Epsilon
RST	Rastgele Tohum Sayısı
K	En Yakın Komşuluk Değeri
ROC	Receiver operating characteristics
Vd.	Ve diğerleri

1. GİRİŞ

Aritminin anlamı ritim bozukluğudur. Bazın kalp rahatsızlıklarının sonucunda kalp atım ritminin bozulmasıyla ortaya çıkar. Bunun sonucunda ise çeşitli aritmiler meydana gelmektedir.

Hastalıkların tanı ve tedavisinde çok fazlaca önem arz eden Elektrokardiyografi (EKG) analizleri kullanılırken aşağıda verilen durumlar göz önünde alınmalıdır.

a. İlk EKG'nin teşhis koydurma değeri %50 seviyesindedir. Tedavi sürecinde tahminen %50'si EKG ile gözden kaçabilir.

b. Tedavi sürecinde arka arkaya EKG işaretlerinde hastalığın takibinde EKG işaretlerinin teşhiste doğruluk oranını %99'lar seviyesine kadar arttırabilir

c. İlk bulunan EKG işaretlerinin kayıtları teşhiste hep referans olur

d. Sadece EKG tek basına bir kişinin hasta olup olmadığını göstermek için yeterli değildir.

EKG sinyalindeki bozucu etkiye sebep olan faktörler, çok küçük genlikleri olan P ve T sinyallerinin aynı seviyede kalmasına neden olmaktadır ve bu yüzden dalgaların algılanması zordur. Bu sebepten ötürü R dalgalarının varlığı daha kolay algılanabildiği için tercih sebebidir. Böylece hastalıkların tanısında R dalgası önem arz etmektedir[1].

Bütün aritmiler, mikrobilgisayarların tanı koyabilmesine fırsat verecek şekilde matematiksel olarak ifadelerle belirlenmesi gerekir. Öncelikle bazı kavramlar ve bu ifadelerin karşılık gelen tanımlamalar sunulacaktır. Genel olarak ritim bozukluğu analiz edilirken EKG sinyalinde art arda gelen son iki sinyalin R dalga tepeleri arasında geçen zaman aralığı RRt olarak tanımlanır. ARt ise art arda gelen 8 adet normal RR aralıklarının ortalamasını ifade etmektedir ve bunlara benzer indisler bu tanımda kullanılacaktır.

Birçok kalp hastalıklarının sonucunda ortaya çıkmış olan aritmilerde en önemlileri aşağıdaki verildiği gibi sıralanabilmektedir[1].

1) Kalp atım sayısının referans değerinin altında bir atım sayısına sahip olmasına Bradikardi denir. Bradikardi matematiksel ifadeyle aşağıdaki Eşitlik 1.1 de gösterildiği gibidir.

$$RRt > 1,5 s \quad (1.1)$$

2) Kalp atım sayısının referans değerinin üzerinde bir atım sayısına sahip olmasına Taşikardi denir. Taşikardi matematiksel olarak Eşitlik 1.2'de gösterilmiştir.

$$ARt < 0,5 s \quad (1.2)$$

Kalp atışının hızlanması dakikalar, günler ya da çok uzun süreler içinde gerçekleşebilir. Çoğu durumda Taşikardi hayati tehlike belirtisi göstermemesinin yanında kişinin ruhsal buhran geçirmesine sebep olmaktadır.

3) Uzun bir zaman süre zarfı içindeki QRS bloğunun yok olması ile belirlenebilir.

$$RRt > 1,6 s \quad (1.3)$$

4) RR dalga tepesi aralığının kendisinden önceki normal RR dalga tepesi aralıklarının ortalamasını yaklaşık olarak iki katına eşit olması ile tanı konulabilir ve buda Eksik atım, sinüs tutulması olarak tanımlanır. Ama bu durum geçtikten sonra aradaki farkı kapatması yönünde fazla atımın olmaması gerekir. Eğer ki RR dalga tepeleri arası ortalama aralığın iki misli civarında ama 1,5 sn' den az olması durumunda sinüs tutulması olarak tanı konur.

Eksik kalp atımı matematiksel olarak Eşitlik 1.4'te gösterildiği gibidir.

$$RR_t \geq 1,9 (AR_{t-1}) \quad (1.4)$$

5) RR dalga tepesi aralığı, kendinden bir önce gelen ortalama RR aralığının 0,9 mislinden daha az (erken fazlı) ve bir sonraki oluşacak periyot bu durumu düzenleyici doğrultuda geç kalmış kasılmalar (kompanzasyon fazı) var ise bu durum erken karıncık kasılması (PVC) olayı olarak tanımlanmış olur. PVC analizini sadece ritimsel anlamda tek başına ele almak bir takım sorunlara neden olur. Bu sorunlardan ilki erken atım gözlemidir. Bir atımın ne zaman hangi aralıkta ve fazda sinüs tutulması olacağını kestirmek zordur. Fakat erken atım fark edilirse bu atımın ortalaması ve ağırlığı saklanmaktadır. Ayrıca 1 dakika süre içerisinde bu PVC olaylarından ne kadar meydana gelmiş olduğuna bakılmaktadır. Şayet gerçekleşen bu olaylar sayısı olarak 10 vuru/dakikayı aşarsa PVC tanısı konulmuş olur. Bu matematiksel ifadeyle Eşitlik 1.5 Eşitlik 1.6 ve Eşitlik 1.7'de gösterildiği şekilde verilmiştir.

$$RR_{t-1} < 0,9 (AR_{t-2}) \quad (1.5)$$

$$RR_{t-1} + RR_t \approx 2 (AR_{t-2}) \quad (1.6)$$

$$PVC \text{ hızı} > 10 / \text{dak.} \quad (1.7)$$

6) Bir takım kalp hücrelerinin SA düğümü tarafından hiçbir uyarılmaya maruz kalmadan sadece kendiliğinden uyarılması sonucu erken kulakçık kasılması, (APC) meydana gelmektedir. Sağlık açısından ele alındığında PVC kadar önemiyet arz etmese de sırt ve göğüs kısmında ağrılara sebep olmaktadır.

- Kalp atım hızı ortalama olarak sabittir. Fakat RR dalga tepesi mesafe aralığı bazı durumlarda azalabilir.
- QRS dalga tepesi sekli normal biçimdedir. Ama QRS dalga aralığı 0.12 ms'den daha az olmalıdır.
- T dalgasının tepesi şekilsel olarak normal biçimdedir.
- P dalgasının tepesinde şekilsel olarak bozulmalar görülebilmektedir. Kendinden önce gelen T dalga tepesi ile karışabilmektedir.

7)Aritmi çeşitleri içinde çok tehlikeli bir yere sahip olan bir diğer aritmi çeşidi T üzeri R (R-on-T) aritmidir. Bu, durum zamanından önce karıncık kasılması diye ifade edilir. T dalgaları tanı ve teşhis gözleminde bize pek sağlıklı bilgiler vermediği için sadece kalp atım hızına bakılmıştır. T dalga tepeleri RR dalga tepesi aralığının ilk 1/3'lük süre zarfında meydana gelmektedir. Matematiksel olarak aşağıdaki gibi gösterilmektedir;

$$RR t < 0,33 (AR t-2) \quad (1.8)$$

$$RR t + RR t-1 \gg 2 (AR t-2) \quad (1.9)$$

8) Şayet artarda PVC'ler gelmesi durumunda bigemini bozukluğu meydana gelmektedir.

Matematiksel şekilde Eşitlik (1.10), (1.11), (1.12) ve (1.13) ile ifade edilmektedir.

$$RRt-3 < 0,9 (AR t-4) \quad (1.10)$$

$$RRt-3 + RRt-2 \gg 2 (AR t-4) \quad (1.11)$$

$$RRt-1 < 0,9 (AR t-4) \quad (1.12)$$

$$RRt-1 + RRt \gg 2 (AR t-4) \quad (1.13)$$

9) Şayet normal bir atımdan sonra artarda iki erken fazlı darbe olursa ve bundan sonra gelen darbe bir öncekini düzenleyici şekilde olursa Trigemini meydana gelmesine sebep olur.

Matematiksel olarak Eşitlik(1.14), (1.15) ve (1.16) ile ifade edilmektedir.

$$RRt-2 < 0,9 (AR t-3) \quad (1.14)$$

$$RRt-1 < 0,9 (AR t-3) \quad (1.15)$$

$$RRt-2 + RRt-1 + RRt \gg 2 (AR t-3) \quad (1.16)$$

10) Düzenleyici atımların takip etmediği zamanından önceki kasılmalar Ara karıncık kasılması (ekstrasistol ya da ara PVC) olarak tanımlanır. Bu durumda normal RR dalga tepesi aralığında birden fazla atım oluşmaktadır. Eğer ki bu durum 10 dakika süreyi aşıyorsa ekstrasistol olarak tanımlanır. Matematiksel şekilde Eşitlik(1.17), (1.18) ve (1.19) ile ifade edilmektedir.

$$RR t-1 < 0,9 (AR t-2) \quad (1.17)$$

$$RR t-1 + RR t = AR t-2 \quad (1.18)$$

$$\text{Ara karıncığın kasılma hızı} > 10 / \text{dak.} \quad (1.19)$$

11)Kalp vurularının arasında birden fazla vuruda bir RR dalga tepesi mesafe kendinden bir önce gelen RR dalga tepesi aralığının ortalama değerinin 0.9 mislinden daha az atım düzenleyici olarak ortaya çıkması Erken kulakçık atımları (APB) olarak tanımlanır. Şayet aynı zamanda kulakçık atım sayısı dakikada 10dan fazla ise erken kulakçık kasılması olarak ifade edilir.

Matematiksel olarak erken kulakçık atım sayısı aşağıdaki şekilde gibi ifade edilir;

$$RR t-1 < 0,9 (AR t-2) \quad (1.20)$$

$$AR t-2 < RRt-1 + RRt < 2AR t-2 \quad (1.21)$$

$$\text{APB hız olarak} > 10 / \text{dak.} \quad (1.22)$$

12)Kalbin elektriksel iletim sisteminde meydana gelen bozukluğa Sağ dal blokları ("right bundle branch block", RBBB) aritmisi denir. Karakteristik RBBB aritmisinin EKG çekiminde V1 derivasyonundan büyükçe QRS bloğu ve kutupsal R dalga tepesi ve V6 derivasyonundan yok denecek kadar boyutta S dalga tepesi gözlenmektedir.

RBBB durumu gerçekleşirken sadece sağ karıncık ve sağ dal bloğunda meydana gelen elektriksel ileti ile direkt uyarılamaz ve sol karıncık sol dal bloğunda meydana gelen elektriksel ileti ile direkt uyarılmaktadır. Sonrasında bu ileti AV düğümünden geç geçerek sağ karıncığın uyarılmasına sebep olur. Bir EKG sonucunda RBBB tanısı için aşağıdaki özelliklere sahip olması yeterlidir.

- Kalp ritminin hızının ve sayısının normal seyrinde devam etmesi
- QRS bloğunun süresinin 120' ms den daha da fazla sürede meydana gelmesi
- V1 derivasyonunda kutupsal R dalga tepesi meydana gelmesi
- V6 derivasyonunda hacimce büyümüş S dalgası meydana gelmesi

Kişide RBBB olma sıklığı yaşı ilerlemesiyle birlikte daha da artması gözlenir.

13) Kalbin içindeki çeşitli odakların yaymış olduğu uyarıların karşılaşmaları sonucunda meydana gelen aritmi çeşidine füzyon denir. Bu uyarılar kalbin karıncık kısmında karşılaşıyorsa karıncık füzyonu denir. Eğer uyarılar kalbin kulakçık kısmında karşılaşıyorsa kulakçık füzyonu denir. Kalbin karıncık veya kulakçık kısmında karşılaşan uyarıların kaynağı ve karşılaştıkları zaman dilimi QRS'te değişkenlik meydana getirir.

Aritmi tanısı birden fazla yollar ve metotla tespit edilir. Bunlardan bazıları elektrokardiyografi, Holter, Transtefonik izlemeve elektrofizyolojik çalışma metotları tanı konur. EKG kalbi elektriksel sistemin çalışma şeklini kaydetmektedir. Holter ise kişinin 24 saat boyunca üstünde takılı kalan ve gün boyu kalp atım hızının değişikliklerini kaydetmeye yarayan bir cihazdır.

Transtelefonik izleme, ise kişinin üzerinde bulunan kalp ritmini kaydetmeye yarayan cihazın 24 saatten daha uzun kaldığı süre zarfı içerisinde eğer kişi kendisinde bir aritmi tespit ederse hasta bu aritmeyi ya kendisi kaydeder ya da en yakın bilgi istasyonuna telefon yardımıyla gönderen aritmi teşhis iletim sistemidir. Bu testi yaptıran hastalar genelde çok nadir meydana gelen aritmeleri tespit etmede faydalıdır. EPS yönteminde ise genellikle ince ve esnek bir tüp (kateter) vasıtasıyla kasıkta bulunan toplardamardan vücuda girilerek (kateter) yardımıyla sağ kulakçık ve karıncığa ulaşılmaktadır. Gerekğinde farklı uygulamalar ile kalbin sol kısmına da ulaşılmaktadır. Gerekirse farklı yaklaşımlarla kalp sol tarafına da ulaşılabilir. Kalbin elektriksel iletim sistemi izlenmektedir Bu yöntem ve metotlar doktorlara aritmi tespitinde çok büyük zaman kazandırır.

Kardiyoversiyon, kalp pili (pacemaker), ilaç tedavisi, kalp içi defibrilatör (ICD), ablasyon gibi metotlar aritminin teşhis edilmesiyle uygulanan tedavilerdir. İlaç tedavisinin yan etkileri oldukça çoktur ve aritmeyi arttırabilmektedir. Doktor kontrolünde uygun doz seçilir ve bununla birlikte EKG testleri sürekli yapılmalıdır. Kalbin ritmini normal seviyeye getirmek amacıyla Kardiyoversiyon, acil bir durumda doktorlar tarafından göğüs duvarına gerçekleştirilen elektrik şoku olarak bilinmektedir. Ani ölümlere yol açabilecek ventriküler

aritmilerde uygulanan ICD 'dir. Cihaz hastanın göğüs kasının içerisine oluşturulmuş bölgeye elektrotlar ise kalbin içerisine yerleştirilmektedir. Bu cihaz kalbin ritmini takip etmektedir. Tehlike arz edecek aritmileri ayırt etmek için kullanılır. Gerek olduğu durumlarda elektrik şoku verilip ölümcül seviyedeki aritmileri düzenler. Kalbin yavaşlama durumuna bağlı ölüm riskinde olan hastalarda ek olarak pacemaker fonksiyonundan da faydalanılır Sinüs düğümünün düzenli çalışmadığı olaylarda ya da kalp içi elektriksel iletimin önünde blok var ise bu cihazın elektriksel uyarı sinyalleriyle kalbi ritmine geri sokan kalp pildir. Ablasyon tedavisine geldiğinde elektro fizyolojik bir araştırma sayesinde ritim bozukluğuna sebep olan nokta bulunabildiği zaman bu noktanın radyo frekans dalgalarıyla söndürülüp susturulması tekniğidir[2].

Tezin ikinci bölümünde EKG analizine yapılmış önceki çalışmalara dair kaynak araştırması, üçüncü bölümünde EKG sinyallerinin öznelik çıkarmak için Pon-Tomkins algoritması ve sınıflandırma işlemi yapan yapay zeka algoritmalarından bahsedilmiştir. Dördüncü bölümde elde edilen bulgular WEKA sınıflandırıcı ara yüzünde işleme tabi olduktan sonra sınıflandırma işleminin elde ettiği başarı oranları verilmiştir ve son bölümde de sonuçlar ve öneriler verilmiştir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI

Kozakevicius ve arkadaşları ortogonal dalgacıkları kullanarak EKG sinyallerini filtreleme ve analiz etme işlemini gerçekleştirmişlerdir[3]. Sinyalleri analiz ederken "Haar" dalgacı kullanmışlardır ve QRS kompleks pozisyonlarını tespit etmişlerdir.

2010 yılında Mitra ve arkadaşları EKG sinyallerinin öznelik çıkarımı yaparken çoklu çözünürlük dalgacık analizi metodunu uygulamışlardır[4]. Dalgacık ayırma yöntemi ile sinyali filtreleyip elde ettikleri katsayıları inceleyip her bir karakteristik nokta için uygun katsayıları bulmuşlardır. Daha sonra bu katsayıları kullanarak EKG sinyalinin tüm noktalarını bulmuşlardır.

Haijian ve arkadaşları, farklı formdaki PVC vurularını ve normal vurunun özneliklerini bulmak için Hermit fonksiyonlarla temsil edilen QRS kompleks katsayıları kullanmış ve radyal tabanlı fonksiyon YSA'yı kullanarak sınıflandırmışlardır [5]. Al-Fahoum, EKG kayıtlarının dalgacık dönüşümü ile öznelikleri çıkartmış ve radyal tabanlı fonksiyon YSA kullanarak hayati öneme sahip aritmiler sınıflandırmıştır [6].

Dokur ve arkadaşları EKG vurularını sınıflamak için yeni bir hibrit YSA sunmuşlardır. Osowski vd. EKG vurularını sınıflamak için bulanık YSA'yı kullanıp istatistik olarak yüksekçe bir oran ile EKG atımlarına ait öznelik çıkarımı yapılmıştır. Pysiobanktan alınan 10 çeşit aritmi sinyalleri analiz edilerek çalışmalar bu 10 tip veri üzerinden işlenmiştir. 92 hastanın yaşlarının ortalaması 39.75 ± 19.06 mevcut 40 bay, 52 bayan) EKG kayıtlarını test aşaması sırasında kullanıldığı gözlenmiştir. Metot olarak ise yapay sinir ağlarının bulanık öbekleştirme içeren yöntemi ile yapay sinir ağının kendisi kullanılmış olup ve kendi içlerinde yapılan karşılaştırma sonucu metodun %99 başarılı olduğu gözlenmiştir. EKG atımlarını sınıflandırmada yeni bir hibrit YSA sunmuştur[7]. Bereta ve arkadaşları EKG sinyallerinin özellik seçimi ve sınıflandırılması için hibrit bağışıklık algoritmasında binary ve reel değerleri kodlamayı karşılaştırmışlardır[8].

Güler ve arkadaşları EKG vurularını sınıflandırmak için öznelik olarak vektör elemanlarını kullanarak dalgacık katsayılarından ve istatistiksel özelliklerden oluşan bir birleşik YSA kullanmışlardır MIT-BIH physiobank veri tabanı içerisinde bulunan ayıklanmış aritmi atımlar sınıflandırılıp ve ventriküler ektopik odaksal atımlar için % 98,1, supraventriküler ektopik odaksal atımlar için ise % 96,6 seviyesinde yüksek bir sınıflandırma başarısı elde edildiği görülmüştür. EKG atımlarını sınıflandırma da birleşik yapay sinir ağlarını kullanarak vektör elemanlarının öz niteliksel olarak dalgacık katsayısı ile istatistiksel olarak özneliklerden meydana gelmektedir[9]. Mahmoodabadi ve arkadaşları çok çözünürlüklü dalgacık dönüşümüne dayalı EKG özellik çıkarımını gerçekleştirmişlerdir[10].

Azemi ve arkadaşları yaptıkları çalışmada EKG aritmilerini sınıflamak için öznitelikleri, bağımsız bileşenlerden elde edilen analiz ve dalgacık dönüşümü bulgular elde etmişlerdir. Ve radyal tabanlı fonksiyon YSA ve K en yakın komşuluk sınıflayıcı kullanmışlardır[11]. Übeyli vd. yapmış olduğu çalışmada destek vektör makinaları algoritmasına dayalı yeni bir EKG sınıflama metodu ileri sürmüşlerdir[12]. Wei ve arkadaşları EKG vurularını sınıflamak için evrimleştirilebilen blok tabanlı YSA'yı önermiş ve öznitelik çıkarırken iki dalga tepesi arasındaki zaman aralığını kullanmışlardır[13].

Ceylan ve arkadaşları EKG aritmeleri temel bileşen analizi ve dalgacık dönüşümü teknikleri kullanarak YSA'da sınıflandırmışlardır[14].

Chudacek ve arkadaşları normal atım ve PVC atımlarını sınıflandırmak için MIT-BIH ve AHA veri tabanlarından alınmış EKG atımlarından elde edilen 13 şekilsel öznitelikler elemanını kullanmışlar ve radyal tabanlı fonksiyon YSA' da içinde bulunan 7 çeşit algoritma yöntemiyle EKG atımlarını sınıflandırmışlardır[15].

Homaeinezhad ve arkadaşları sanal QRS görsel tabanlı geometrik özellikleri ile DVM ve KNN hibrid sınıflandırıcısı yoluyla EKG aritmelerini tanımaya yönelik bir çalışma yapmışlardır[16].

Nizam ve arkadaşları EKG içindeki aritmelerin analiz ve sınıflanması amacıyla KKO dayalı yeni bir kümeleme tekniği geliştirmiş ve Kohonen, Geri Yayılım YSA ile mukayese etmişlerdir[17].

Übeyli, yinelemeli YSA'nın Levenberg-Marquardt algoritması ile eğitip EKG atımlarını sınıflandırma başarısının değerlendirmiş ve Physiobank veri tabanından alınmış olan dört tip EKG vurusunu analiz etmiştir. Tekrarlamalı YSA Levenberg-Marquard eğitim algoritmasıyla eğitildikten sonra sınıflandırmadaki başarısı değerlendirilmiş bir çalışma içerisinde dört farklı EKG atımı(normal atım, taşiaritmi, atrial fibrilasyon, cengestive heart failrue beat) olmak üzere physionet veri tabanından alınmış ve analiz edilmiştir[18]. Kararı üretirken iki yol seçilmiştir: öz vektör metoduyla öz nitelik çıkarımı ve RNN ile sınıflandırma işlemidir. EKG atımlarını sınıflandırmak için RNN'leri öznitelikleriyle beraber gerçekleştirmiştir. Bu yöntemin sınıflandırmada uygun bir durum olduğu tespit edilmiştir.

Alptekin, EKG verilerinin analizini yaparak atrial olgunlaşmamış atım ve ventrikül olgunlaşmamış atım aritmelerinin tespitini gerçekleştirmiştir[19].

EKG aritmi sinyallerinin sınıflandırmada tercih edilen metotlardan biride dalgacık dönüşümü ve bağımsız bileşen analizi ile elde edilen yöntemdir. Dalgacık dönüşümü kendi zaman aralığı, kendi zaman bandı ve frekans aralığına sahip analiz tabanlı bir yöntemi içermektedir Dalgacık dönüşümü EEG, EMG, EKG sinyallerinin işlenmesi gibi çok sayıda biyomedikal uygulamada başarılı bir şekilde kullanılmaktadır[20-22]. MIT-BIH veri tabanı içerisinde bulunan atımları sınıflandırmak için birden fazla katmanlı ağ fonksiyon olarakta

radyal tabanlı yapay sinir ağı ve son olarakta K en yakın komşulukları inceleyen sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Bu sınıflandırma ile elde edilen Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasının göstermiş olduğu başarı oranı % 98.5'lik bir sınıflandırma başarısı gözlenmiştir.

PVC'ye ait olan çeşitli şekillerdeki QRS bloklarının ve normal atıma ait olan QRS bloklarının fonksiyon olarak radyal tabanlı YSA kullanılarak yapılan çalışmada öz niteliksel olarak Hermit fonksiyonu QRS bloklarının katsayılarından faydalanılmıştır. Bu çalışmanın sonucunda fonksiyon olarak kullanılan radyal tabanlı sinir ağı yüksek bir performans göstermiştir ve bunun sonucunda hayati önem arz eden aritmi sinyaller sınıflandırılıp yüksek başarı elde edilmiştir[23,24]. Birbirinde farklı üç veri tabanından elde edilmiş 159 aritmi dosyasından elde edilmiş EKG kayıtları wavelet dönüşümü ile öz niteliksel olarak elde edilmiştir. Sınıflandırma sonucunda sınıflayıcının, ventriküler fibrilasyon, atrial fibrilasyon ve ventriküler taşikardi gibi hayati öneme sahip aritmi sinyallerinin %97,5 gibi yüksek doğruluk ile sınıflandırıldığı gözlenmiştir.

Sayılgan ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada verileri Boston Beth İsrail hastanesi kalpteki normal ve düzensiz elektriksel aktivite için kaydedilen elektrokardiyografi veri setinden elde etmişlerdir. Bu veri setinde yedi farklı aritmi ve yaygın olarak kullanılan dört farklı sınıflandırıcı (Fuzzy C-Means, Naive Bayes, Extreme Learning Machine and K-Means) kullanılarak çoklu sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. Sınıflandırıcı performansları olarak doğruluk, seçicilik ve duyarlılık kullanılmıştır. Sınıflandırıcılar kendi aralarında kıyaslandığında Naive Bayes ve Extreme Learning Machine sınıflandırıcıların ortalama performans değerleri daha yüksek bulmuşlardır. Tüm aritmi tiplerinin ortalamaları alındığında en başarılı performans Naive Bayes sınıflandırıcısı olarak % 92 doğruluk başarısı olarak tespit etmişlerdir[25].

Kaya ve arkadaşı yapmış oldukları çalışmada normal atımlar (N) , sol dal bloğu (LBBB) , sağ dal bloğu (RBBB) ve Paced atım (P) atımlarını sınıflandırmış ve sınıflandırma performansını analiz etmişlerdir. Sinyalin zaman serileri, sinyallerden özellik çıkarmak yerine sinyalleri sınıflandırma algoritmaları için girdi vektörü olarak kullanmışlardır. Öznitelik azaltımı için bağımsız bileşen analizi kullanmışlardır. Yapay sinir ağları, K-en yakın komşu, Bayes ve Karar ağaçları sınıflandırma algoritmalarını kullanmışlardır. Bu çalışmada, K-NN en iyi doğruluk oranlarını olduğunu göstermişlerdir[26].

Weems ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada kalp hastalarını EKG sinyallerinin sınıflandırılmasında YSA'nın yapısını ve model tanıma üzerindeki etkisini analiz etmek için PHYSIO BANK ATM'den elde ettikleri verileri kullanmışlardır. Bu çalışmanın sonucunda %96 gibi bir doğruluk sonucuna ulaşmışlardır[27].

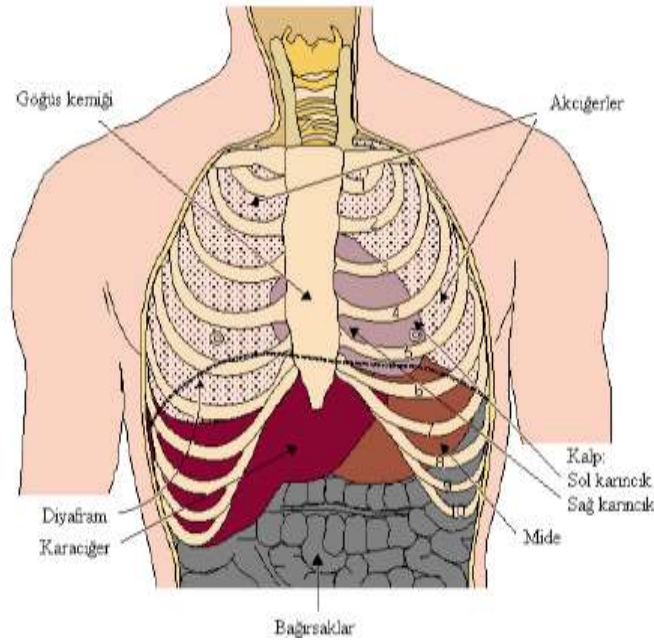
Perez ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada sinyalin işlev göre özellikleri çıkarmak için ileri düzeyde sinyal işleme veya main lead (MLII) istatistiksel analizine dayandırmışlardır.

MLII en kolay elde edilen sinyal olmasına rağmen kalbin elektriksel iletimin tam olarak tanımlayamayacağını düşünmüşlerdir. Bu yüzden standart 12-Lead EKG siteminden bir ön kordon kurşun V1 eklemeyi uygun görmüşlerdir. Bu yöntemin %99.5 olduğunu göstermişlerdir[28].

Yuan ve arkadaşları yapmış oldukları çalışmada EKG sinyallerini çıkarırken ve sınıflandırma işlemi yaparken dalga boyu paket ayrıştırması (WPD) ve genetik algoritma geri yayılım sinir ağı (GA-BPNN) temelli bir yöntem kullanmışlardır. Elde ettikleri sonuç ile %99,33 bir doğruluk oranı elde ederek kalp hastalıklarını otomatik olarak tanımlamasında etkili bir şekilde uygulanabileceğini göstermişlerdir[29].

2.1. Kalbin Konumu ve Anatomisi

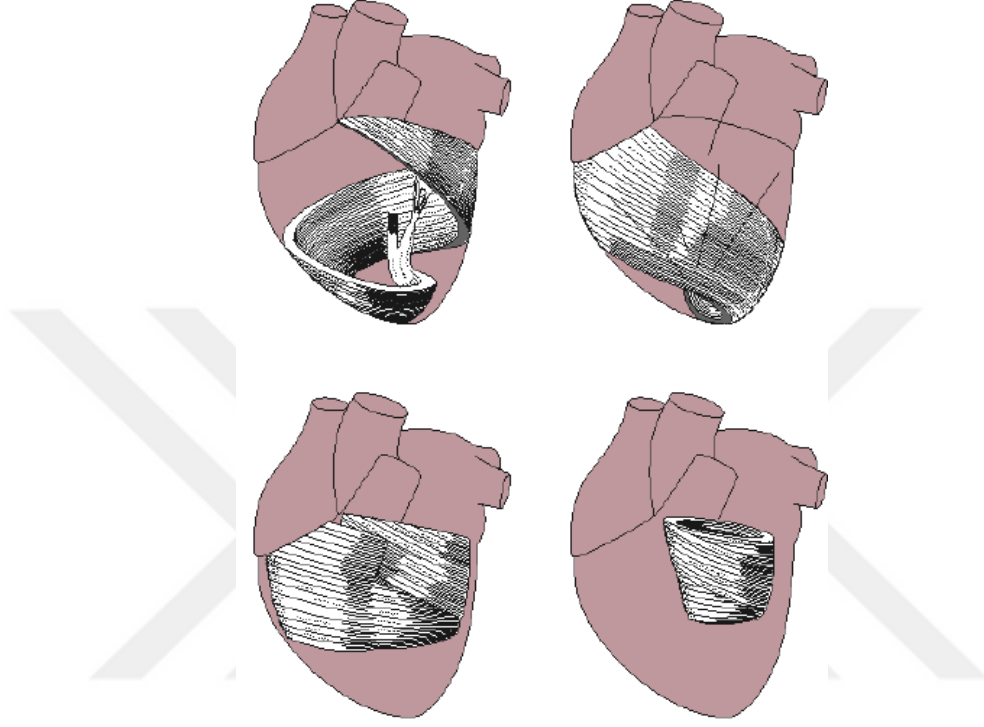
Kalp göğüs kafesi içerisinde ters çevrilmiş bir koni şeklinde diyaframın üzerinde göğüs kemiği arkasından akciğerler arasındadır. Kalp dış zarı ile çepeçevre kuşatılmıştır. Ağırlığı yaklaşık olarak 250-300 g civarında olup herkesin kendi sağ yumruğu büyüklüğündedir. Akciğerin üst kısmında büyük damarlar yer almaktadır. Bunlar akciğer atardamarı, toplardamarı ve aorttur. Damarların girdiği üst kısmına taban, ventrikullerin bulunduğu uç kısmına ise apex denir. Tüm bunlar Şekil 2.1'de gösterilmiştir[30].



Şekil 2.1. Göğüs üzerinde kalbin yerleşimi [32].

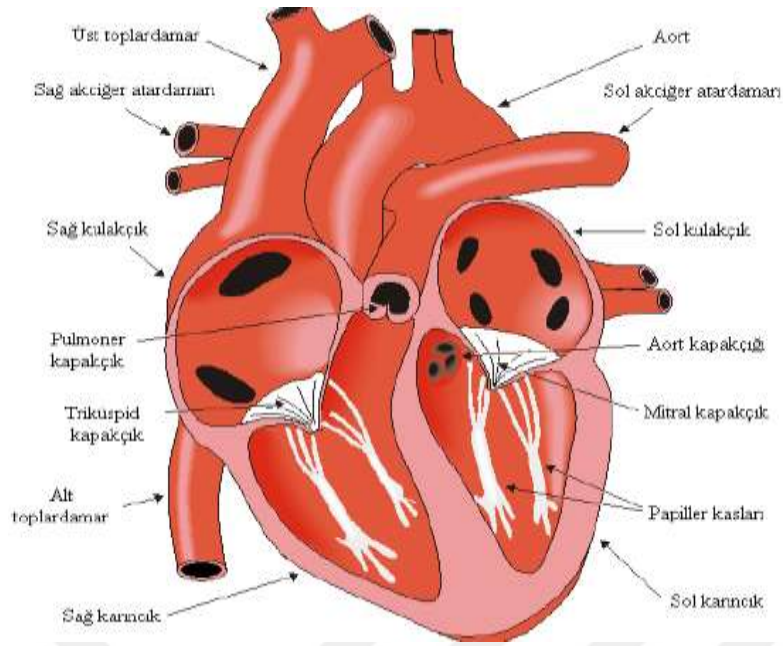
Kalp miyokart adı verilen kalp kasından oluşmuştur. Sağ ve sol karıncıklar ve kulakçıklar olmak üzere dört bölümden oluşmaktadır. Kalp kası lifleri helezon şeklinde olup Şekil 2.2'de görüleceği üzere dört gruba ayrılmaktadırlar. Bu lif gruplarından iki tanesi her iki

karıncığı dışarıdan kuşatır. Bu liflerin altında her iki karıncığı da kuşatan üçüncü lif grubu yer alır. Bu liflerin altında sadece sol karıncığı saran dördüncü lif grubu yer alır. Kalp kası liflerinin radyal şeklinden ziyade daha çok teğet halinde yerleşimi sonucunda kasların direnci daha küçüktür. Bu da elektrokardiyografide önem arz etmektedir[31].



Şekil 2. 2. Kalp kası liflerinin yerleşimi [32].

Kan pompalama işlemi, kalbin odacıkları etrafının çeviren kalp kaslarının kasılması ile olur. Bu kaslar, kalbi bir çelenk gibi ören koroner damalarla beslenir. Şekil 3'de sağ kulakçık dolduğunda, kalp kasılarak kanın trikuspid (üç parçalı) kapakçık yolu ile sağ karıncığa geçmesini sağlar. Karıncıktaki basınç karıncık basıncının üzerine çıktığında trikuspid kapak kapanır. Sağ karıncığın kasılması ile yarım ay şeklindeki pulmoner kapak açılır ve kan pulmoner artere pompalanır. Ana akciğer atardamarı sağ ve sol akciğer atardamar olmak üzere ikiye ayrılıp akciğerlere ulaşır. Akciğerlerde ise gittikçe küçülen kollara bölünerek kesit alanları son derece küçük olan alveollere ayrılır.



Şekil 2. 3. Kalbin ve ilgili damarların anatomisi [32].

Akciğerlerde meydana gelen gaz alış verişini alveol olarak adlandırılan hava keseciklerinde gözlenir. Bu alveoller keseciklerinin çevresini çevreleyen kılcal damarları beslemektedir. Başka tarafta, temizlenerek gelen kan bu kılcal damarların yolu ile çok ince toplardamarlara ve sonra da gitgide büyüyen akciğer toplardamarları kalbe ulaşır. Akciğer toplardamarlarından sol karıncığa giren kan, sol karıncık kaslarının kasılması ile mitral kapakçık üzerinden diyastol süresince sol karıncığa pompalanır. Karıncıktaki hacmin artması sonucu mitral kapakçığı kapanır. Sol karıncık kasları kasıldığında oluşan basınç sonucunda aort kapakçığı açılarak ve kan aort damarına pompalanır. Bu olayda eş zamanlı olarak pulmoner kapakçık da açılır ve sağ karıncık içindeki kan akciğer atardamara pompalanır.

Kalp kanı pompalarken işlemi sistol ve diyastol adlı iki kısımda olur. Kalpte sol karıncık kasları kasılarak kanın akciğer atar damara ve aorta pompalarken geçen süreye sistol denir. Kalp odacıkları gevşeme esnasında kanla dolar ve kanla dolduğu bu zaman diyastol olarak adlandırılır. 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. Atardamarlardan ayrılarak çeşitli kollarından geçen kan, beyne, uzuvlara ve diğer organlara ulaşır.

Arteriyel sistemde son basamakta yer alan damarların kesit alanları küçülerek ve sayıları artarak incelik olarak en ince damarları da dahil ederek devam eder. Bu ince damarlardan hücrelere oksijen girişi sağlanır içindeki CO₂'nin kana geçmesini sağlayan kılcal damarlar beslenir. Daha sonra büyük toplardamarlara ve onlarda üst ve alt toplar damarlara bağlanırlar.

Kalbin kendisini beslemesi, aorttan ayrılan koroner atardamarlar yolu ile olur. Bu atardamarda kılcal damar sistemine benzer bir sisteme dönüşürler ve kalp toplardamarlarına bağlanırlar.

Kardiovasküler sistemle ilgili bazı ortalama rakamlar şunlardır: sağlıklı erişkinlerde kalp vuru hızı 60-120 vuru/dk arasındadır. Kalp vuru hızı, ayağa kalktığında artar. Oturduğunda ise düşer. Bir bebekte ortalama vuru hızı 140 vuru/dakikaya çıkabilir. Bunlardan başka birçok psikolojik, fizyolojik ve çevresel etkenler kalp vuru hızını etkiler. Kalp, dakikada ortalama 5 litre kan pompalar. Ağır egzersiz sırasında bu miktar çok artabilir. Herhangi bir anda, toplam kan hacminin %75'i toplardamarlarda, yaklaşık %20'si atardamarlarda ve geri kalanı da kılcal damarlarda bulunur.

Kan basıncının maksimum değerine sistolik kan basıncı, en düşük değerine de diyastolik kan basıncı denir. Kan basıncının ölçülmesinde kullanılan birim mm-Hg dir. Yetişkin bireylerde normal şartlarda kolda bulunan atar damarlardan ölçülmüş ve sistolik basıncı 90 ile 140 mmHg arasında değişerek ortalaması alındığında gösterdiği değer 120 mmHg 'dır. Normal diyastolik basıncının ortalama değeri ise 85mmHg'dır[32].

2.2. Kalp Kasının Fizyolojisi

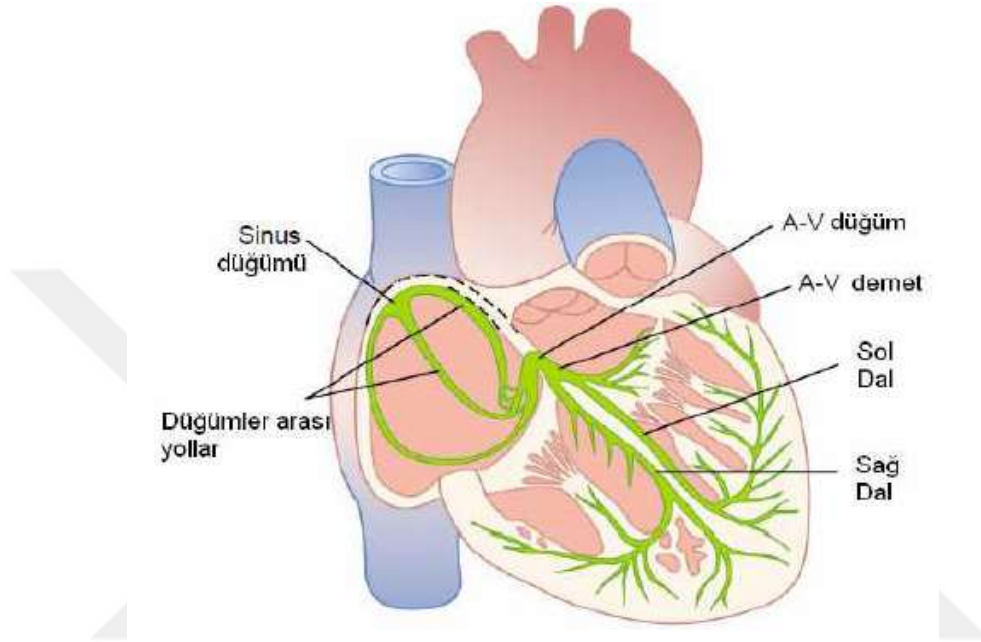
Kalpte başlıca 3 kas tipi görülmektedir, bunlar; atriyum kası, ventrikül kası ve uyarıcı iletici kas lifleridir. Atriyum ve ventrikül kasları iskelet kasına benzeyen uzun süre kasılı kalmasıyla diğerlerinden ayrılan kaslardır. Özelleşmiş uyarıcı ve iletici kas lifleri kalbin her yerinde bulunan, çok fazla kasılmayan, özellikle aksiyon potansiyelini kalbin her yerine ulaştıran ve kalpteki ritmik kasılmayı sağlayan uyarı sistemini oluştururlar. Kalp kası liflerine bakıldığında iskelet kası gibi çizgili olarak görülmektedir. Birçok yönden iskelet kasına benzerken, yorulmaması, otomatisite gibi özellikleriyle de iskelet kasından ayrılmaktadır. Tüm kalp kası hücreleri aralarındaki yarıklı bağlantılar aracılığıyla birbirlerine bağlanmışlardır. Bu bağlantılar sayesinde biri uyarıldığında diğerlerinin uyarılması hızlı ve kolayca uyarı hepsine yayılabilmektedir.

2.3. Kalbin Elektriksel İletim Sistemi

Kalbin elektriksel iletim sistemi sinoatrial düğüm (SA), his demeti, atrioventriküler düğüm, demet kolları ve purkinje fiberlerinden oluşmaktadır (Şekil2.4).Sinüs düğümü tarafından ritmik uyarılar atrioventrikülere (AV) doğru düğüm tarafından iletilir. AV düğümüne iletilen uyarılar AV'den geçmeden önce geciktirme işlemi yapan AV düğümüm uyarılarını atriumdan ventrikülere doğru iletme işlemini sağlar ve böylece AV ventriküler düğümün tüm

yüzeylerine iletilmesi Purkinje fiberler tarafından sağlandığı yapılan çalışmada görülmektedir[33].

Kalbin normal çalışması esnasında uyarılar SA düğümünden çıkmaktadır. Bu sebepten dolayı SA düğüm pacemaker olarak tanımlanmaktadır. Pacemaker, hareketi başlatan, hareketin hızını belirleyen anlamındadır. SA düğümde kendiliğinden oluşan aksiyon potansiyeli, depolarizasyon dalgası halinde kalbin tümüne yayılmaktadır.



Şekil 2.4. Kalbin elektriksel iletim sistemi [34].

Sinoatriyal düğümde oluşan hareket potansiyeli atriumların üzerinde bulunan iletim yollarının üzerinden hızlı bir şekilde yayılarak geçtikten sonra atriumlar kasılma olayını gerçekleştirir ve kanın ventrikülere geçmesi sağlanır. Atriumların hareket hızı 30cm/s'dir. Sinüs atriyal ve Atriak ventriküler arası hareket hızı 45cm/s'dir. Sinüs atriyal düğümün hareket hızı 30-50 ms bir hız ile Atriyal ventrikülere ulaştığı görülür ama bu sürenin kanı tamamen ventrikülere doldurmak için yeterli olamadığı görülmektedir. Bu yüzden ventriküler kasılması belli bir süreden sonra yapılması gerekir. Atriyal düğüm gecikme elemanı gibi çalışsa da hareket hızının 110 ms kadar geciktirilmesi sonucu elde edilir[34].

Ventriküllerin uyarılması purkinje fiberleri ile sağlanır. Burada ise aksiyon potansiyelinin hızı 2-4 m/s kadardır. Purkinje fiberleri yardımıyla uyarılan miyokardiyum kasılır ve buradaki kan arterlere pompalanır. Kalp kasının aynı anda kasılmasından sonra genliği oldukça büyük bir elektriksel işaret oluşur. Elektrokardiyogram (EKG) olarak adlandırılan bu işaret vücut üzerinden algılanabilir[35].

2.4. Elektrokardiyografinin Tanımı

Kalpdeki ritimler, sinüs düğümünden çıkan elektrik uyarıları ile meydana gelir. Bir dakikada 60–100 defa tekrarlanan bu uyarılar yardımıyla önce kulakçıklar kasılır ve içindeki kan karıncıklara aktarılır, ardından karıncıklar kasılır ve kulakçıklardaki kan bu işlem ile aorta ve akciğer atardamarına pompalanır. Kalpte bu şekilde oluşan elektrik akımlarının kâğıda yazdırılma işlemine EKG denir[36,37].

EKG, kalbin çalışması sırasında oluşan elektriksel uyarıların elektrotlar aracılığıyla kaydedilmesi esasına dayanır. Yani bir EKG temel olarak kalpteki elektriksel işlevleri gösterdiğinde mekanik işlevler hakkında bilgi vermez. Genelde olarak bir saniyedeki 25 mm dönme hızına. Bu kâğıdın üzerinde 1x1 mm'lik küçük ve 5x5 mm'lik büyük kareler mevcuttur. EKG daha önceden belirlenmiş bir kâğıt üzerine aktarılır. Sinyallerindeki dalga, aralık ve segmentlerin hesaplanmasında bu kareler dikkate alınır[35].

“Elektrokardiyografi kalbin işlevinin değerlendirilmesinde kullanılan en önemli yöntemlerden biridir. Doğrudan doğruya kalp kasının kasılma şeklini gösterir. EKG genellikle, göğüs ağrısı ile başvuran hastalarda kalp krizi tanısını koyabilmek, düzenli veya düzensiz kalp ritim bozukluklarını (aritmiler) ortaya çıkarmak, efor testi sırasında kalbin elektriksel aktivitesini kaydetmek, kalbi etkileyebilecek değişik ilaçların etkinliklerini veya yan etkilerini ve mekanik aletlerin (kalıcı kalp pili vb.) fonksiyonlarını değerlendirmek amacıyla yapılmaktadır. EKG testi, göğüs ağrısı, çarpıntı, nefes darlığı, baş dönmesi, bayılma gibi kalp hastalığı şikâyeti olan hastaların ya da kalp hastalığı açısından risk (yüksek kan basıncı ve kolesterol, sigara içimi, diyabet, aile öyküsü veya ileri yaş) taşıyan hastaların değerlendirilmesi amacıyla da yapılmaktadır”

Kardiyoloji uzmanı Dr. Süleyman Aysel'e göre bir EKG aşağıdaki durumların tespitini yapmak için kullanılabilir:

- EKG kaydı ile kalpte meydana gelen ritimsel ve iletimsel hastalıklar belirlenebilir.
- Kalp damar cerrahisi hastalık tanısı koyarken kalbin damarlarında olası bir daralma veya kalbin beslenmesi konusunda problemler oluşabilir. Yeni bir kalp krizi tanısında veya daha önce bir kalp krizine maruz kalıp kalmadığı çıkarılabilir.
- Kalp duvarlarında kalınlaşma ve kalp boşluklarında genişleme bulguları saptanabilir.
- Kardiyomiyopatiler (kalp kasının çeşitli nedenlere bağlı hastalıkları).
- Perikarditler (kalp zarının çeşitli nedenlere bağlı iltihapları).
- Miyokarditler (kalp kasının çeşitli nedenlere bağlı iltihapları).
- Bazı doğumsal kalp hastalıkları değerlendirilebilir.
- Elektronik kalp pilinin işlevleri değerlendirilebilir.
- Birtakım kalp ilaçlarına ait yan etkiler kontrol edilmektedir.

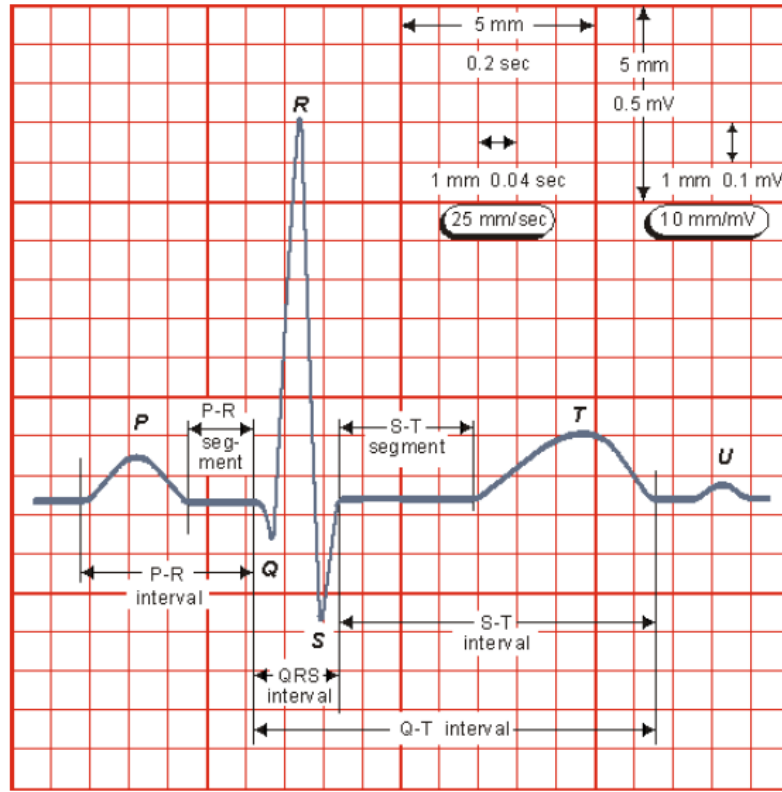
•Vücudun sıvısal ve elektrolit dengesi bozukluklarının düzenlenmesinde faydalıdır.

Yukarıda bahsi geçen bilgiler ışığında, EKG ile tanı konulabilecek durumlar genel olarak Malmivuo ve Plonsey'ye göre aşağıdaki gibi sınıflandırılabilir.

1. Kalbin elektrik eksenini
2. Kalp hızı izleme
3. Ritimler
 - a. Supraventriküler ritimler
 - b. Ventriküler ritimler
4. Aktivasyon serisindeki bozukluklar
 - a. Atrioventriküler iletim bozuklukları (atrioventricular conduction defects)
 - b. Dal bloğu (bundle-branch block)
 - c. Wolff-parkinson-white sendromu
5. Atria ve ventricles duvarında kalınlaşma veya boyutunda büyüme
 - a. Atrial büyümesi (hypertrophy)
 - b. Ventriküler büyümesi (hypertrophy)
6. Miyokard iskemisi ve enfarktüsü
 - a. İskemi
 - b. Enfarktüsü
7. İlaç Etkileri
 - a. Yüksükotu
 - b. Kinidin
8. Elektrolit dengesizliği
 - a. Potasyum
 - b. Kalsiyum
9. Kardit
 - a. Kalp zarı iltihabı
 - b. Kalp kası iltihabı
10. Kalp pili izlem

2.5. EKG Dalgaları ve Özellikleri

EKG, izoelektrik çizgide bulunan segmentler, izoelektrik çizginin üstünde ve altında bulunan dalga ve aralıklarda oluşmaktadır. P, Q, R, S, T ve U harfleri normal EKG'deki dalgaları tanımlayan harflerdir (Şekil 2.5). EKG kağıdının üzerinde 1X1 mm' lik küçük ve 5X5 mm' lik büyük kareler vardır. Yatay ekseninde her 1 mm 0.04 saniyeyi, 5 mm ise 0.2 saniyeyi belirtmektedir[35].



Şekil 2. 5. EKG dalgaları ve özellikleri [35].

2.5.1. P dalgası

Atrial depolarizasyonunu gösterir. Aksiyon potansiyelinde Faz 0 aşamasında oluşur. En net olarak D2 ile V1 derivasyonlarında izlenir. Amplitüdü $<2.5\text{mV}$, süresi $<120\text{ms}$ 'dir. AVR deirvasyonunda negatiftir. Kor pulmonalede izlenebilen sivri P dalgası için ölçüt $\geq 2.5\text{mV}$ 'dir. Mitral kapak darlığında çentikli P dalgası izlenirken atrial fibrilasyonda P dalgası izlenmez[38].

Genlik P-dalgası – 0.25 mV

2.5.2. PR mesafesi (PQ mesafesi)

Atrioventriküler iletiyi gösterir. İnteratrial, AV nodal ve His-Purkinje iletimi için geçen sürenin toplamını ifade eder. PR mesafesi, P dalgasının başlangıcın-dan QRS kompleksinin başlangıcına kadar sürer. Aksiyon potansiyelinde Faz 2 aşamasında oluşur. Normal PR mesafesi $120\text{-}200\text{ms}$ kadardır. PR mesafe-sinin uzaması AV bloklar (örneğin; 1. derece AV blok), kısalması ise preeksi-tasyon sendromları (örneğin; WPW Sendromu) ile ilişkilidir[38].

Süre P-R aralığı – $0.12 - 0.20$ saniye

2.5.3. QRS kompleksi

Ventriküler depolarizasyonu gösterir. Q dalgasının başlangıcından S dalgasının sonuna kadar sürer. Aksiyon potansiyelinde Faz 0 aşamasında oluşur. Normal QRS kompleksi <120ms'dir. QRS kompleksinin uzaması dal blokları ile ilişkilidir. D1'de pozitif, aVF'de pozitif vektörel yön mevcut ise kalbin aksı normal olarak değerlendirilir. D1'de negatif, aVF'de pozitif vektörel yön mevcut ise kalpte sağ aks sapması olarak değerlendirilir. D1'de pozitif, aVF'de negatif vektörel yön mevcut ise kalpte sol aks sapması olarak değerlendirilir. D1'de negatif, aVF'de negatif vektörel yön mevcut ise kalpte kuzey batı aks sapması olarak değerlendirilir. Sol aks sapmasının en sık sebebi arteriyel hipertansiyondur[38].

Süre QRS aralığı— 0.09 saniye

2.5.4. Q dalgası

EKG'deki ilk negatif dalgadır. Fizyolojik Q dalgası < ¼ R dalgası kadardır. İnterventriküler septumun depolarizasyonuna bağlı lateral derivasyonlarda (D1, aVL, V5-6) fizyolojik Q dalgası (initial Q wave) görülür. Patolojik Q dalgası ≥ ¼ R dalgası kadardır ve geçirilmiş miyokard infarktüsü tanısı için önemli bir ölçüttür[38].

Genlik Q-dalgası — R dalgasının %25' i dir.

2.5.5. R ve S dalgası

EKG'de Q dalgasından sonra gelen ilk pozitif dalgadır. Prekordiyal derivasyonlarında V1'den V5'e doğru R dalgasında voltaj artışı, S dalgasında voltaj azalması görülür (R progresyonu, S regresyonu). Prekordiyal R progresyon kaybı, geçirilmiş anterior miyokard infarktüsü lehine bir bulgu olarak değerlendirilebilir. Anteroseptal (V1-2) derin S dalgası ile lateral yüksek R dalgası, sol ventrikül hipertrofisi (SVH) için öngörücüdür[38].

Genlik R-dalgası — 1.60 mV

2.5.6. T dalgası

Ventriküler repolarizasyonu gösterir. Aksiyon potansiyelinde Faz 3 aşamasında oluşur. Supraventriküler odak kaynaklı ritimlerde QRS ile aynı yönde olup pozitifdir. Ventriküler odak kaynaklı ritimlerde QRS ile zıt yöndedir. T dalgası hiperkalemide sivirileşir (≥ 2/3 R dalgası), hipokalemide ise düzleşir. aVR ile V1'de negatif diğer derivasyonlarda genellikle pozitifdir[38].

Genlik T-dalgası — 0.1-0.5 mV

2.5.7. Q-T mesafesi

Ventriküler depolarizasyonu ile repolarizasyonunu gösterir. Yaş, cinsiyet ve kalp hızına göre değişiklik gösterir. EKG değerlendirilirken mutlaka ölçülmesi gerekir. Kalp hızına göre düzeltilerek hesaplanması önerilir[38].

Süre Q-T aralığı – 0.35 - 0.44 saniye

2.5.8. ST segmenti

QRS başlangıcından T dalgasının başlangıcına kadar geçen süredir. Aksiyon potansiyelinde Faz 3 aşamasında oluşur. Normalde izoelektrik hat hizasındadır. ST depresyonu veya elevasyonu iskemi lehine bir bulgu olabilir[38].

Süre S-T aralığı – 0.05 - 0.15 saniye

Dalgaların bu karakteristik özelliklerini ve bunların kendi arasındaki sürelerin bilinmesi durumunda birçok hatalığın teşhisi daha kolay olacaktır ve tedavi amaçlı kullanılacaktır.

EKG dalgalarının karakteristik noktalarının tespiti ile ilgili birçok çalışma yapılmıştır[39].

2.6. Yapay Sinir Ağı Kavramı

1949 yılında Donald Hebb “The organization behaviour ” isimli eserinde hücresel düzeyde bir beynin nasıl öğrendiği ile bir eser ortaya çıkarmıştır. ve YSA öğrenme algoritmaları için başlangıç noktası sayılan bir öğrenme kanunu ileri sürdü [40]. Bu gün üzerine bazı eklemeler yapılmış olan bu model, o dönemin bilim adamlarına, bir nöron ağının öğrenme işini nasıl gerçekleştireceği konusunda fikir vermiştir. Daha sonra Rosenblatt nöronlar ile ilgili kavramlar ortaya atmıştır.[41]. Bu kavramı perceptron olarak açıklamıştır ve bu kavram sana makine desenleri ile sınıflandırma işlemini bağlantıların ağırlık kısmını değiştirerek öğrenebilmekte idi. İlerleyen süreçte bu desen tanıma ile ilgili çalışmalar gitgide hızlanarak devam etti. 1960 yıllarının başında ADALINE (ADaptive LINEar combiner) denen bir sistem bulmuşlardır[42]. John Hopfield kendi yayınladığı “Neural Networks and Physical systems” [43] isimli çalışmasında artık modern YSA dönemi başlamıştır

Hopfield'in yapmış olduğu bu çalışmasında nöronların etkileşimlerini karşılıklı yaptığını gösteren bir matematiksel işlem modeli sunmuştur. Öne sürülen bu model bir enerji fonksiyonunun alabileceği minimum değere indirip birinci mertebeden nonlineer diferansiyel eşitliklerden oluşmaktadır. Hopfield yaptığı bu çalışmasında ağ düzeyinde bir nöron düzeyinde

var olmamış işlem kapasitesi olduğu ileri sürülür. Bu ağ yapısına Hopfield'in ağı denilir. YSA gelişimi yapılan bu çalışmalar sonucu sürekli ilerleyerek devam etmiştir

Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beyninin çalışma sisteminin yapay olarak benzetimi çabalarının bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır. Yani yapay sinir ağı, insan sinir sistemindeki nöronların fonksiyonu gören temel elemanlardan oluşmaktadır. Bu elemanlar insan beyninin anatomisine benzer şekilde organize edilmişlerdir. Bu büyük benzemenin yanı sıra, YSA'yı insan beyninin şaşırtıcı derecede birçok özelliklerini taşırlar. Örneğin, tecrübe ile öğrenirler, daha önce öğrenilen bilgileri genele indirgeyerek yeni sonuçlar çıkarırlar, yani bir bilgiden gereksiz kısımlarını çıkararak önemli olan özü alırlar. YSA, gerçek nesnelere biyolojik sistemlere benzer şekilde gösterimlerine olanak sağlayan, işlemsel elemanlar olarak tanımlanan basit sinir hücrelerinin paralel bağlı düzenlemeleri ile oluşturulur. YSA, katmanları biçiminde düzenlenmiş basit düzeyde eleman gruplarından oluşur. Katmanlardan her biri farklı ağırlıklara sahip olan bağlantılar aracılığıyla iletişim halinde olduğu belli sayıdaki işlem elemanlarından oluşmaktadır. YSA'nın oluşturulması aşamasında hücrelere ait olan bağlantı şekilleri veya işlem elemanları düzenlemesiyle bilgi(kodlama) bilgi ve öğrenmeyi (çağırma) kullanabilme metodu olmak üzere üç elemana gereksinim vardır.

2.6.1 Yapay Sinir Ağının Temel Özellikleri

YSA'nın temel özellikleri aşağıda özetlenmektedir:

• Oluşan problemler karşısında nasıl bir çözüm yolu izleyeceğini öğrenen bilgisayarlar olarak adlandırabiliriz.

• Problemi çözerken örnek verileri temel alıp öğrenerek çözüm arar.

• Uzmanın bilgisine gerek duyulmaz.

• Değişik örüntüleri ayırt etmede önemli özellikleri ve ilintileri kendi içlerinde tanımları için eğitilirler

• Ele alınan veriler gerçek zaman dilimindeki gerçek veriler veya örnek veriler öğretilir.

• Yeterli düzeyde yetenek ile birlikte uygun bir mimari ve öğrenme yapısının gerektiği görülür.

Yapay Sinir Ağlarının güçlü ve zayıf yönleri aşağıda verilmektedir.

Güçlü Yönleri:

• Kullanıcı veri örneklerine dayanan tekil çözümler üretirler

• Algoritmayı bilmeye gereksinim göstermezler

• Çok az yazılım ya da hiç yazılım gereksinimi yoktur, daha çok donanım işlem gücüne gereksinim duyulur.

• Çeşitli çok sayıda problemlere çözüm bulabilmektedir

- Yapısının paralellik göstermesinden ötürü çok fazla işlem içeren problemleri hızlı bir şekilde çözmektedir.

- Kompleks olan kararlar kendi içlerinde üretilir.
- Gürültüyü yok etme üzerine iyi bir başarı oranı göstermişlerdir.
- Hataya dayanma yeteneğini kendiliğinden oluştururlar.

Zayıf Yönleri:

- Bütün işlemsel problemlere uygulanamazlar
- Eğitim ve test veri örneklerine gereksinim duyarlar.

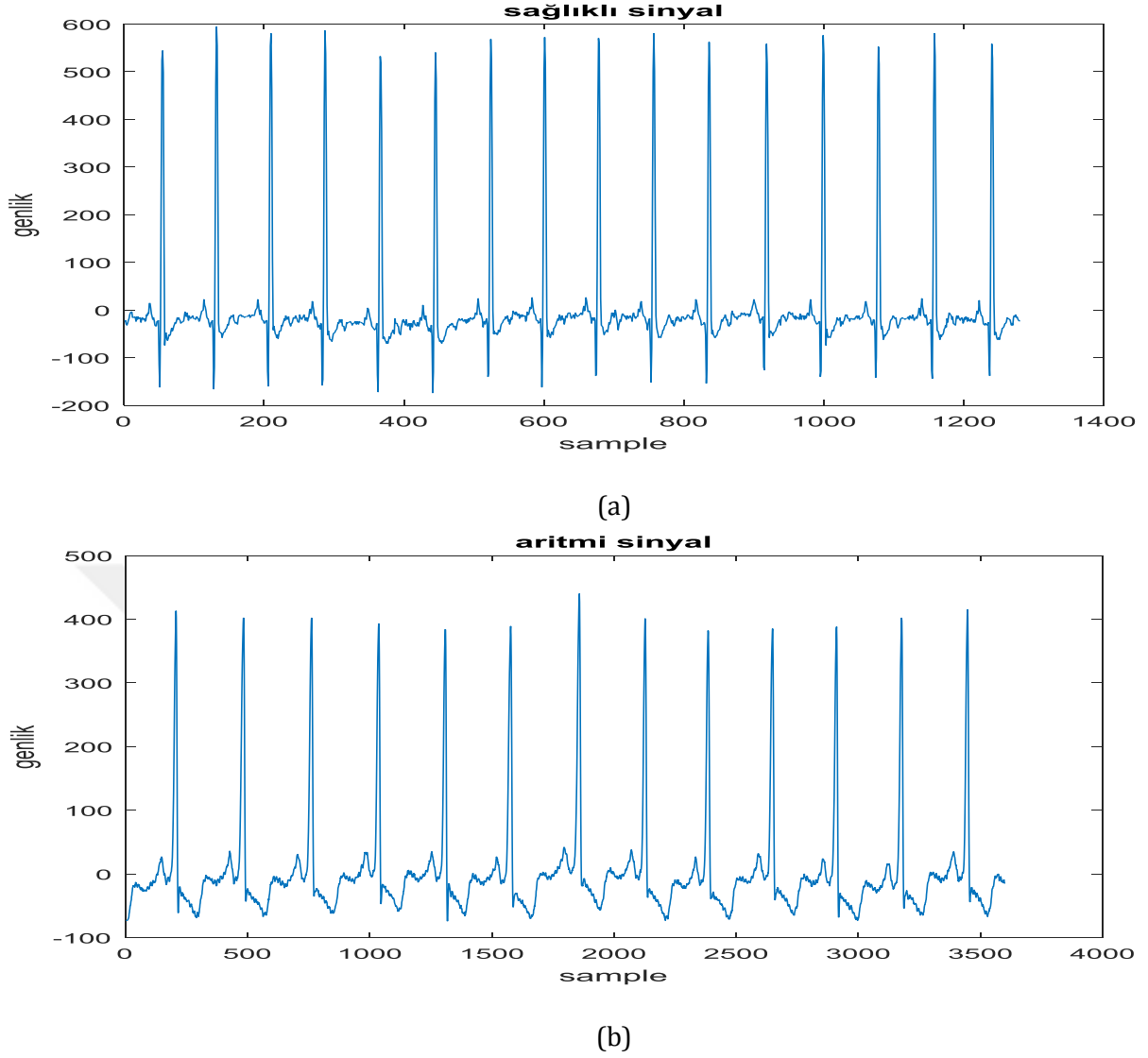


3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu tez çalışmasında, “Physionet ECG Databases” veri tabanından alınan EKG sinyalleri üzerinde, çeşitli yapay zeka yöntemleriyle aritmiye sahip sinyallerin tespit edilmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Tez çalışmasında kullanılan EKG sinyallerine ait özellik çıkarımları Pan–Tompkins algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir[44].

3.1. Kullanılan EKG Sinyal Örnekleri

Bu tez çalışmasında kullanılan EKG verileri “Physionet ECG Databases” veri tabanından alınmıştır. EKG sinyallerinin içerisinde sağlıklı insanlara ait veri grubundan oluşan “MIT-BIH Normal Sinüs Rhytm Database” isimli veri tabanı değerlendirilirken, aritmi yapılarını içeren sinyaller için “MIT-BIH Arrhythmia Database” veri tabanı kullanılmıştır. Tez çalışmasında kullanılan sağlıklı ve aritmi sinyallerini içeren ve 60 sn’lik EKG sinyallerinin ilk 10 sn’lik segmentleri 10 mV aralıkta ve 360 Hz örnekleme frekansına sahip EKG sinyal örnekleri Şekil 3.1’de verilmiştir. Boston’s Beth Israel hastanesi Arrhythmia Laboratuvarlarında elde edilen aritmi olmayan normal EKG veri tabanı 32 adet long–term sinüs veri kaydını içermektedir. Veri seti, 26–45 yaşları arasında 16 erkek ve 20–50 yaşları arasında 16 kadından alınmış sinyal örneklerini içermektedir. Aritmi sinyallerini içeren veri tabanı Boston’s Beth Israel hastanesinde 1975–1979 yılları arasındaki hasta kayıtlarından 32 adet aritmi sinyallerinden meydana gelmektedir.

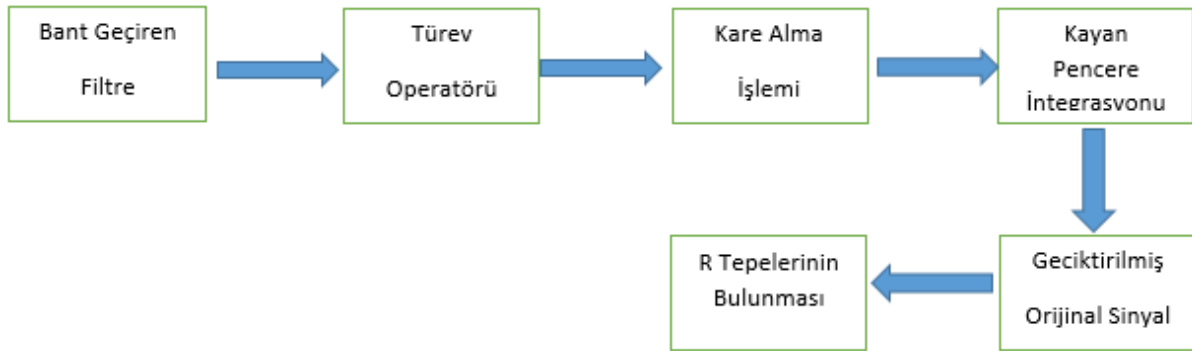


Şekil 3. 1. EKG işaret örneği : a) Sağlıklı, b) Aritmi

3.2. Pan-Tompkins algoritması

Pan-Tompkins algoritması, EKG sinyali içerisindeki her bir dürtü üzerindeki R tepelerini ve bu tepeler arasındaki mesafelerin hesaplanması için kullanılmaktadır. Pan - Tompkins algoritması genel olarak bant geçiren filtre, türev alma ve kare alma aşamalarından meydana gelmektedir. Pan-Tompkins algoritmalarının işlem adımları Şekil 3.2.'de gösterilmiştir. Filtrelenip kaydedilen EKG sinyalinin istatistik analiz yönteminde olduğu gibi Pan- Tompkins yöntemi kullanılarak ara yüz tasarımı gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemle EKG sinyalinin ortalaması alınarak sinyal üzerindeki DC bileşenler yok edilir. Daha sonra bant geçiren filtre yardımıyla EKG sinyali gürültüden arındırılır. Bant geçiren filtre çıkışındaki sinyalin karesi alınarak sıfırın altında bileşeni kalmaz. Karesi alınan sinyal hareketli pencere

integrali (moving window integrator) alınır. Pan-Tomkins algoritmasının aşamaları aşağıdaki blok diyagramda verilmiştir[44].



Şekil 3.2. Pan-Tompkins Algoritmasının aşamaları

Bant geçiren filtre: Bant geçiren filtre kısmında sinyalimizi gürültülerden süzmek amacıyla yüksek geçiren ve alçak geçiren filtre kaskad olarak uygulanmıştır. İlk aşamada QRS dalgasının enerjisini maksimize etmek için arzu edilen filtre yaklaşık olarak 5-11 Hz'dir. Jiayu Pan ve Wilis J. Tompkins 'in ortaya çıkardığı algoritmada tasarladıkları alçak geçiren filtrenin 200 Hz lik örnekleme frekansı için kesim frekansı 11 Hz dir[44]. Alçak geçiren filtrenin denklemi (3.1) ve frekans cevabı (3.2) aşağıdaki eşitliklerde verilmiştir.

$$y(n)=2y(n-1)-y(n-2)+\frac{1}{32}[x(n) - 2x(n - 6) + x(n - 12)] \quad (3.1)$$

$$H(z)=\frac{1}{32} \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (3.2)$$

Yüksek geçiren filtrenin kesim frekansı ise yine aynı 200 Hz lik örnekleme frekansına için 5 Hz dir. Yüksek geçiren filtrenin denklemi (3.3) ve frekans cevabı (3.4) aşağıdaki eşitliklerde verilmiştir.

$$y(nT)=y(nT-T)+x(nT)-x(nT)-x(nT-32T) \quad (3.3)$$

$$H_{hp}(z)=\frac{P(z)}{X(z)} = z^{-16} - \frac{Hlp(z)}{32} \quad (3.4)$$

Uygulanan filtrelerin kesim frekanslarında Pan-Tomkins algoritması kesim frekansları baz alınarak yapılmıştır. Ama kullandığımız bu filtreler Pan-Tomkins algoritmasının 200 Hz 'lik örnekleme frekansında olduğu gibi tasarlandığı için bizim kullandığımız 360 Hz'lik sinyallerin örnekleme frekansı 200 Hz olacak şekilde yeniden örneklenmiştir.

Türev Alıcı: Filtreleme işlemi yapıldıktan sonra QRS noktalarını belirgin hale getirmek için 5 noktadan türe alarak eğim bilgisinden faydalıyoruz. Türev alıcının denklemi (3.5) ve frekans cevabı (3.6) aşağıdaki eşitliklerde verilmiştir.

$$y(nT) = \frac{2x(nT) + x(nT-T) - x(nT-3T) - 2x(nT-4T)}{8} \quad (3.5)$$

$$H(z) = 0.1(2 + z^{-1} - z^{-3} - 2z^{-4}) \quad (3.6)$$

Kare Alıcı: Normalizasyon ve türev alıcı işlemlerinden sonra QRS değerlerini daha belirgin hale getirmek ve negatif değerlerden kurtulmak için türevi alınan sinyalin karesi alınarak işlem gerçekleştirilir. Eşitlik (3.7) de belirtildiği üzere formüle edilmiştir.

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (3.7)$$

Kayan Pencere İntegratörü: En son olarak kayan pencere integratörü kullanılarak yumuşatma işlemi yapılır. Aşağıdaki eşitlikte (3.8) kayan pencere integratörü denklemi verilmiştir. N pencere boyutunu ifade eder ve olabilecek maksimum QRS genişliği göz önünde bulundurularak deneysel bulunur. Pan-Tompkins 200 Hz örnekleme frekansı için 30 örnek uzunluğunda bir pencere kullanmışlardır.

$$y(nT) = \frac{1}{N} [x(nT - (N-1)T) + x(nT - (n-2)T) + \dots + x(nT)] \quad (3.8)$$

Geciktirilmiş Orijinal Sinyal ve R Tepelerinin Bulunması: Bant geçiren filtreler gürültü ve sesleri dalgalarını otomatik olarak filtreden geçirebilirler. Bu yüzden her iki eşik değerinden biri olan alt eşik değeri belirli süre zarfı içinde QRS aramaya başlar eğer bu süre zarfı içinde QRS bulamaz ise geri arama tekniği kullanarak QRS tespit etmeye başlar.

$$SPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 SPKI \quad (3.9)$$

(Eğer PEAKI = Sinyal tepe noktası)

$$NPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 NPKI \quad (3.10)$$

(Eğer PEAKI = Gürültü tepe noktası)

$$THRESHOLD 1 = NPKI + 0.25 (SPKI - NPKI) \quad (3.11)$$

$$THRESHOLD 2 = 0.7 THRESHOLD 1 \quad (3.12)$$

Buradaki tüm değişkenler entegrasyon dalga formuna işaret eder.

PEAKI: Tüm tepe noktaları

SPKI: Sinyal tepe noktası

NPKI: Gürültü Tepe noktası

THRESHOLD 1: Birinci uygulanan eşik değeri

THRESHOLD 2: İkinci uygulanan eşik değeri

Bir tepe yerel maksimum olup sinyal değişikliği yönünden önceden tanımlanmış bir zaman aralığı içinde SPKI sinyal tepesinin olduğu yerde QRS olmak zorundadır. Gürültü tepe noktası NPKI QRS kompleksi ile ilgili olmayan herhangi bir tepedir. Eşikler SPKI ve NPKI tahminlerini çalıştırmaya dayanmaktadır. Bir tepe noktası tespit edildiğinden önce bir gürültü tepesi veya sinyal tepesi olarak sınıflandırılır. Sinyal tepesi olması için THRESHOLD1 eşik

değerini aşmalıdır. QRS kompleksini bulması için THRESHOLD2 eşik değerini kullanmalıdır. Filtrelenmiş EKG sinyali için aşağıdaki değerler referans alınır.

$$SPKI = 0.25 PEAKI + 0.75 SPKI \quad (3.13)$$

$$SPKF = 0.125 PEAKF + 0.875 SPKF \quad (3.14)$$

(Eğer PEAKF = Sinyal tepesi)

$$NPKF = 0.125 PEAKF + 0.875 NPKF \quad (3.15)$$

(Eğer PEAKF = Gürültü tepesi)

$$THRESHOLD F1 = NPKF + 0.25 (SPKF - NPKF) \quad (3.16)$$

$$THRESHOLD F2 = 0.7 THRESHOLD F1 \quad (3.17)$$

PEAKF = Bütün tepeler,

SPKF = Çalışan sinyal tepesi,

NPKF = Çalışan gürültü tepesi,

THRESHOLD F1 = Birinci uygulanan eşik değeri

THRESHOLD F2 = İkinci uygulanan eşik değeri.

QRS tepesi bulunacağı zaman ikinci eşik değeri kullanılır.

$$SPKF = 0.25 PEAKF + 0.75 SPKF. \quad (3.18)$$

Düzensiz kalp atışı için her kümenin eşik değeri azalır ve tepe noktalarının tespit hassasiyetini arttırmak için yarıya kadar kalp atımlarını almaktan kaçınır.

$$THRESHOLDII v- 0.7 THRESHOLD II \quad (3.19)$$

$$THRESHOLD F1 0.7 THRESHOLD F1. \quad (3.20)$$

Bu yüzden bir QRS kompleksi tanımlayabilmek için tepe noktalarının tanımlaması gerekir.

İki RR arası ortalama değerleri korunur ve ortalama RR değeri hesaplanırken R tepe sayısı eşit olarak ikiye bölünür. RR_{ort1} eşit sayıda böldüğümüz ilk altı R noktaları arası mesafenin ortalama değerini ifade eder. RR_{ort2} ise eşit sayıda böldüğümüz son altı R noktaları arası mesafenin ortalama değerini ifade eder.

$$RR_{ort1} = 0.166(RR_{n-5} + RR_{n-4} + \dots + RR_{nn}) \quad (3.21)$$

$$RR_{ort2} = 0.166(RR'_{n-5} + RR'_{n-4} + \dots + RR'_{nn}) \quad (3.22)$$

$$RR \text{ alt limit} = 92\% RR_{ort2} \quad (3.23)$$

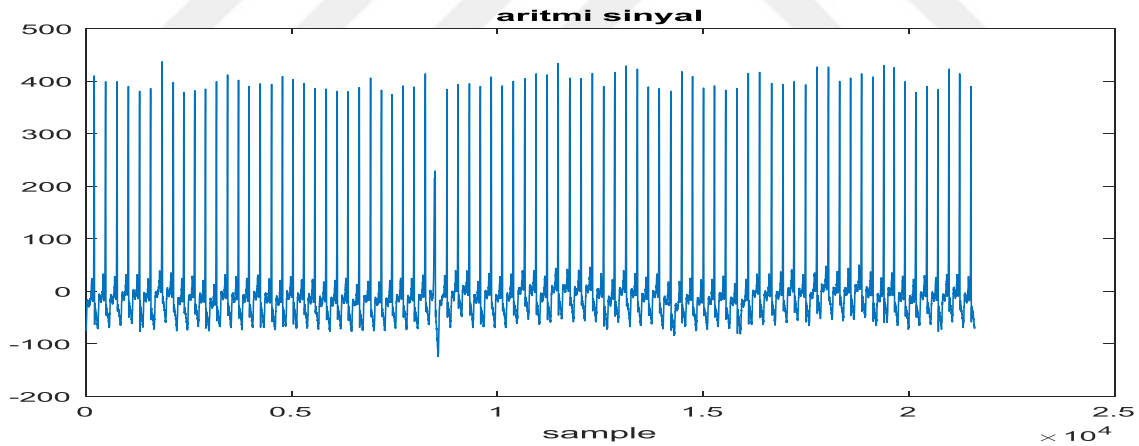
$$RR \text{ üst limit} = 116\% RR_{ort2} \quad (3.24)$$

$$RR \text{ kesintisiz limit} = 166\% RR_{ort2} \quad (3.25)$$

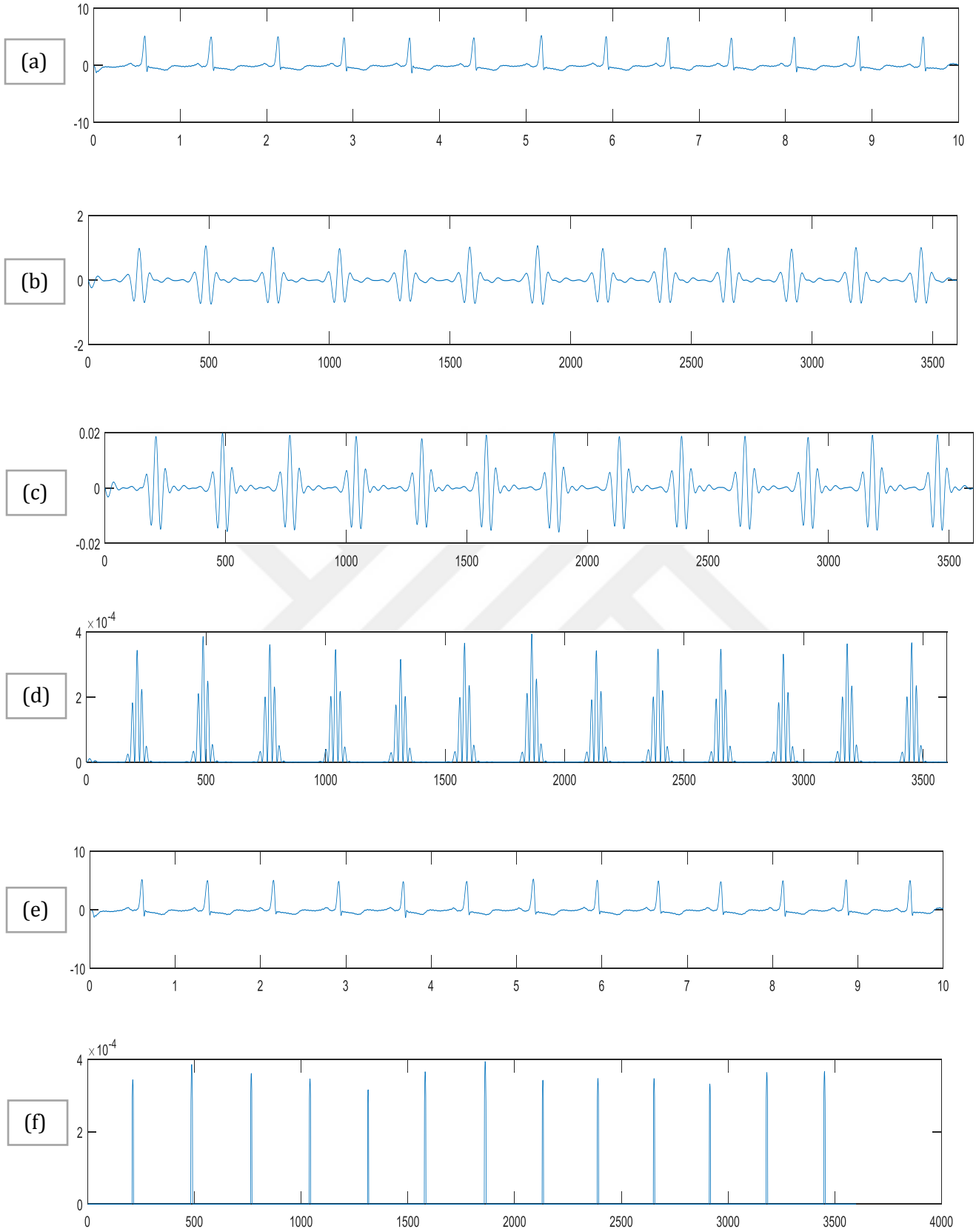
Yukarıda belirtilen aralıkta eğer QRS kompleksi bulunamaz ise RR kesintisiz limit bunu QRS kompleksi kabul eder. Eğer belirtilen aralık RR alt limit ve RR üst limit arasında bu sefer RR_{ort2} RR_{ort1} gibi davranarak normal sinüs ritmi olduğunu gösterir. Bir RR aralığı 360 ms'den küçük olduğunda (360 ms 'den küçük 200 ms'den büyük olmalı) mevcut QRS kompleksini doğru tanımlayıp tanımlamadığı yada bunu bir T noktası olup olmadığını anlayabilmesi için bu dalga

formu sırasında oluşan QRS'in yarısından az ve onun önünde ise T noktası olarak algılanır aksi takdirde QRS olarak algılanır.

Bu tez çalışmasında kullanılan EKG verileri "Physionet ECG Databases" veri tabanından alınmıştır. EKG sinyallerinin içerisinde sağlıklı insanlara ait veri grubundan oluşan "MIT-BIH Normal Sinüs Rhytm Database" isimli veri tabanı değerlendirilirken, aritmi yapılarını içeren sinyaller için "MIT-BIH Arrhythmia Database" veri tabanı kullanılmıştır. R tepe noktalarının tespiti yukarıda açıklanan Pan-Tompkins algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.3'de ham 60 sn'lik aritmi içeren EKG'ye ait işaret görülmektedir. Şekil 3.4'de yukarıda verilen ham sinyalin sırasıyla Pan-Tompkins algoritmasının aşamalarının figürler ile gösterimi verilmiştir. Şekil 3.4.(a)'da ham sinyalin 10 sn'lik görüntüsü verilmiştir. Şekil 3.4. (b)'de Ham sinyal bant filtreden geçirildikten sonraki yapısına ait işaret verilmiştir. Bant geçiren filtreleme işleminden sonra uygulanan türev işlemi, sinyal içerisinde mevcut QRS kompleksinin eğim bilgisinin sağlanması için kullanılmaktadır. Şekil 3.4.(c)'de türev uygulanan sinyale ait işaret verilmiştir. Şekil 3.4.(d)'de daha sora kare alma işlemi ile sinyal içerisindeki bütün veriler pozitif hale getirilir. Yüksek frekansları vurgulayan türevi çıktılar bu işlem ile doğrusal olmayan bir yükselteç işlemine tabi tutulmuş olur. Şekil 3.4.(e)'de orijinal sinyalin geciktirilmiş hali verilir. En son olarak Şekil 3.4.(f)'de R tepe noktalarının gösterimi verilmiştir.



Şekil 3. 3. Aritmi işareti içeren 60 sn' lik EKG sinyali



Şekil 3.4. Aritmi EKG sinyali için Pan-Tompkins algoritmalarının işlem adımları. (a) 10 sn'lik ham sinyal (b) Sinyalin bant geçiren filtre çıkışı (c) Türevi alınmış sinyal (d) Karesi alınmış sinyal (e) Geciktirilmiş orijinal sinyal (f) R tepelerinin gösterimi

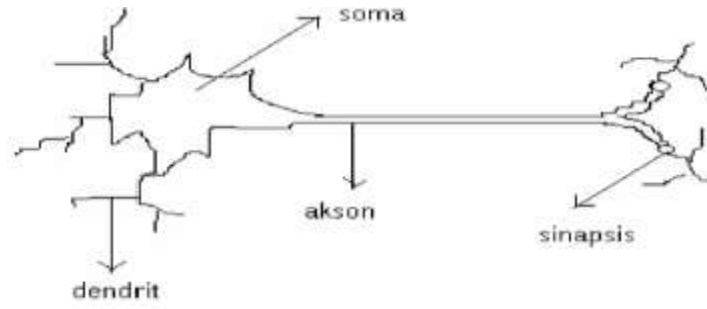
3.3. EKG İşaretinin RR Zamansal Aralıklarının Hesaplanması

Bir dakikalık bir EKG kaydında yaklaşık 70-80 R tepesi bulunmaktadır. Bu R tepelerinin tamamının genlik ve zamansal konum bilgisi yukarıda açıklanan Pan-Tompkins algoritması ile elde edilmiştir. Ardından tüm R tepelerinin zamansal konum bilgileri bir matriste toplanmış ve iki komşu hücre arasındaki fark hesaplanarak RR süreleri elde edilmiştir. Son olarak tüm RR sürelerinin ortalaması alınmıştır[45]. Bulunan RR değerleri sonraki aşamada YSA tahminleri için girdi olarak kullanılacaktır. RR ortalama değerleri ise YSA algoritmaları için sınıflandırmayı belirleyici niteliğindedir.

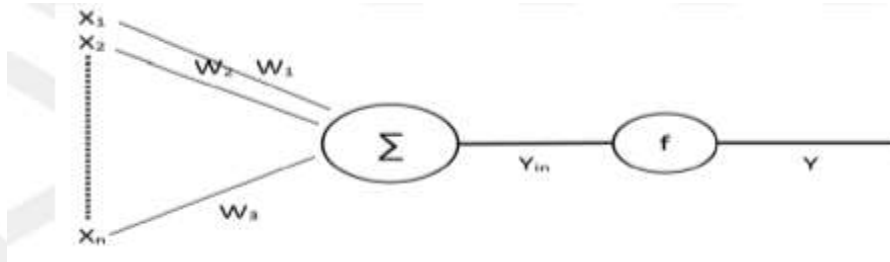
3.4. Yapay Sinir Ağı Modeli

İnsan beynin nasıl öğrendiği iliği çalışmalar yapan Donald Hebb günümüz sinir ağı teorisinin zeminini oluşturmuştur. Sinir hücrelerinin kendi aralarındaki etkileşimlerini incelemiş ve sinir ağı teorisini bu zemin üzerinde geliştirmiştir[40]. İnsan beyninin nasıl çalıştığı günümüzde bile tam anlamıyla aydınlanamamışken geliştirilen bu yöntem insan beyninin öğrenme biçimini tam anlamıyla göstermemektedir. Lakin başarı oranları tatmin edici boyutta olup oranları %99'u varan birden fazla sinir ağı modelleri bulunmaktadır. Yapay sinir ağı (YSA) modeli insanlardaki sinir sistemine yapı itibarıyla çok benzer. Beynin sinir hücrelerinden meydana gelmiş paralel ve çok katmanlı yapıyı sayısal ortama geçişin sağlayan bir modeldir. Şekil 3.5 de gerçek ve yapay sinir hücresi görülmektedir.

YSA'nın hem donanımsal hem de yazılımsal modelleri vardır ama donanımsal modellerinin esnek olmayışı yazılımsal modellerini kullanım açısından ön plana çıkarmıştır.



(a)



(b)

Şekil 3.5. a) Biyolojik sinir hücresi yapısı b) Biyolojik ve yapay sinir hücresi

Biyolojik sinir hücresi dört yapıdan meydana gelmektedir:

Dentrit: Sinir hücresinin çekirdeğine başka sinir hücrelerinden gelen sinyalleri göndermektedir.

Soma: Gelen tüm sinyalleri bünyesinde tutan merkezdir.

Akson: Aldığı bütün bilgileri kendinden sonra gelen sinir hücresinin çekirdeğine aktarır.

Sinapsis: Aksondan gelen bütün bilgiler işlendikten sonra bir sonraki sinir hücresinin dentritine aktarır.

Şekil 3.5 de görüldüğü üzere yapay sinir hücresinde X giren işaretleri, W ise giren işaretlerin ağırlık katsayısını gösterir. Çekirdekte ise bütün giren işaretlerin ağırlıkları toplamında elde edilir. Bütün bu toplam işaret Yin olarak gösterilir. Yin, sinapsis bölgesine eşiklenme fonksiyonuna giren bilgi olarak iletilir. Sinapsis bölgesinde eşiklenme fonksiyonunun elde ettiği sonuç Y ile ifade edilmiş ve bir sonraki sinir hücresine giriş olacak biçimde yönlendirilmiştir. Toplama fonksiyonu eşitlik 3.26'de olduğu gibidir.

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^N X_i * W_i \quad (3.26)$$

Aktivasyon Fonksiyonu: Aktivasyon fonksiyonu hücreye gelen net girdiyi işleme sokarak hücrenin bu net girdiye karşılık üreteceği çıkışı belirlemektedir. Aktivasyon fonksiyonu genel olarak lineer olmayan aktivasyon fonksiyonlarının lineer olmama özelliğinden gelmektedir. Aktivasyon fonksiyonu seçilirken dikkat edilecek bir diğer husus fonksiyonun türevlenebilmesinin kolay olmasıdır. Geri beslemeli ağlarda seçtiğimiz aktivasyon fonksiyonun

zaman kaybetmemesi adına türevinin kolay olması gerekir. Günümüzde en yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonu olarak “sigmoid fonksiyonu” kullanılmaktadır. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu sürekli ve türevi alınabilir bir fonksiyondur. Doğrusal olmayışı dolayısıyla yapay sinir ağı uygulamalarında en sık kullanılan fonksiyondur. Sigmoid fonksiyonu eşitlik 3.27’de gösterildiği gibidir.

$$F(\text{net}) = 1 / (1 + e^{-\text{net}}) \quad (3.27)$$

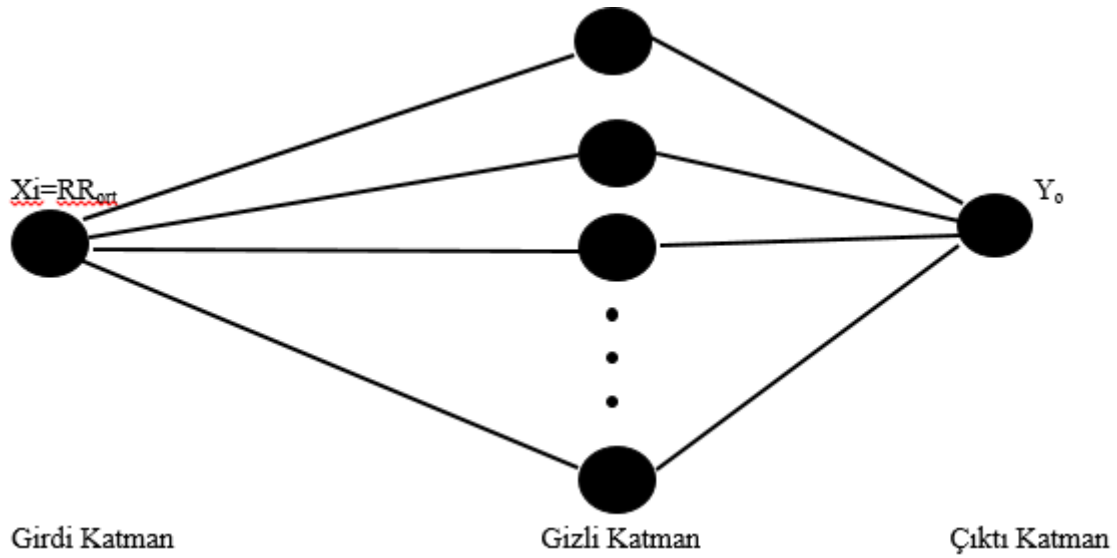
3.5. Çok Katmanlı Sinir Ağı ile Aritmi Tespiti

Yapay sinir ağları kullanılırken amaca göre iki şekilde olabilir. Bunlar: Tek katmanlı ve çok katmanlıdır. Çok katmanlı ağlarda ara katman sayısı yapay sinir ağının kabiliyetini artırırken bir o kadar da çalışma süresini olumsuz etkileyebilir.

Sinir ağına dışardan gelen giriş değerlerini ara katmana yönlendiren katman girdi katmanıdır. Bu katman bilgiyi işlemez ve olduğu gibi bir sonraki katmana iletir.

Ara katmanlar bir önceki katman olan girdi katmanından iletilen giriş bilgilerini işler ve çıkışları sonrasındaki bir diğer katmana iletilmektedir. YSA’da çok fazla ara katman olabilir ve bu katmanlar üzerinde çok sayıda sinir hücresi de oluşabilir. Ara katmanda bulunan her hücre bir sonraki katmanda buluna diğer hücelere bağlıdır.

Ara katmandan gelen verileri işleyerek yapay sinir ağının ürettiği çıktıları sinir ağı çıkışına gönderen katman ise çıktı katmanıdır. Girdi katmanda bulunan tüm elemanların bir çıkış değeri vardır. Çok katmanlı ağlar öğrenerek çalışırlar. Yani; bu sinir ağları tarafından hem giriş değerleri hem de çıkış değerleri öğretilir. Yapay sinir ağının görevi ise kendisine öğretilen girdi değerine karşılık gelen çıktı değerini hesap etmesidir. Çok katmanlı ağlar en küçük kareler öğrenimine dayalı delta öğrenme kuralının genelleşmiş halidir. “Delta kuralı” iki aşamadan meydana gelir. Bunlar: İleri doğru hesaplama ve Geriye doğru hesaplama.



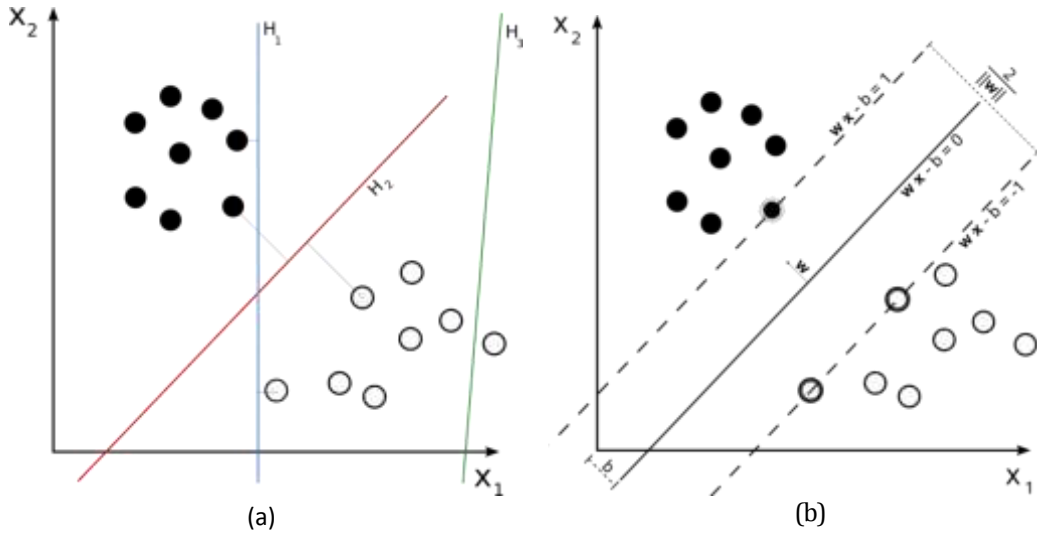
Şekil 3.6. Çok Katmanlı algılayıcı sinir ağı (ÇKASA) sınıf modeli

Görüldüğü gibi EKG işaretlerinden aritmi tespiti için YSA modeline göre RR_{ort} özellik vektörü giriş değeri olarak kullanılmıştır.

3.6. Destek Vektör Makineleri Sınıflandırma Algoritması (DVM)

Destek vektör makinası algoritması Vladimir Vapnik tarafından geliştirilmiş ve günümüzdeki son halini Corinna Cortes ve Vladimir Vapnik 'in birlikte geliştirmesiyle almaktadır. Verileri analiz etmede modelleri, örüntüleri tanımada, sınıflandırma ve regresyon analiz işlemlerinde kullanılmakta eğitici öğrenme algoritmasıdır[46].

Literatürde sınıflandırmada sıklıkla kullanılan destek vektör makinası algoritması denetimli bir öğrenme algoritmasıdır. DVM algoritmasının geçmişi son 15 yıla dayanmaktadır. Sınıflandırmada gösterdiği başarı DVM'nin etkin bir şekilde kullanım alanını genişletmiştir. Bir haritayı ele alırsak bu haritadaki iki bölgeyi en düzgün şekilde ikiye ayıracak bir sınır çizgisi çekilmek istenmektedir. Bu çizgi en düzgün şekilde çizilmelidir ki biz bölgeleri doğru bir şekilde ayırabilelim. DVM 'nin temel çalışma prensibi bu problemin çözümünü giderir. Sınıflandırmayı yapmak istediğimiz düzlemde bulunan iki grubu sınır çizgisi çizerek birbirinden ayırmak mümkündür. Bu sınır çizgisi işe her iki grubun üyelerine en uzaktaki konum olmalıdır. İşte DVM bu sınır çizgisinin ne şekilde nasıl çizileceği hakkında bize bilgi verir. Örneğin pozitif ve negatif değerleri birbirinden ayıran bir aşırı düzlem düşünelim ve bu düzlem üzerinde bulunan noktalar $w \cdot x + b = 0$ eşitliğini sağlasın, bu arada da w bir aşırı olan normal ve $|b|/||w||$ ise aşırı düzlemden orijine olan uzaklığı tanımlamaktadır. Aşırı düzleme en yakın pozitif ve negatif değerler arasındaki mesafeyi ayırıcı düzlemin toleransı olarak tanımlarsak DVM bu toleransın en yüksek olduğu bir düzlemi bulmaya çalışmaktadır[47,48].



Şekil 3.7. (a) Toleransı belirlemek, (b) Grupları düzlemde göstermek

X_i $i=1,2, \dots$, eğitim setinin özellik vektörüdür. Bunlar w_1, w_2 sınıflarına ait ve doğrusal ayrılabilir olduğu varsayılır. Bir kez daha bir hiper düzlem tasarlanmalıdır.

$$g(x) = w^T x + w_0 \quad (3.28)$$

Bu doğru tüm eğitim vektörlerini sınıflandırır. Şekil 3.7'de iki geçerli hiper düzlem sonucu sınıflandırma görülmektedir. Şimdi her iki sınıfı ayıran hiper düzlemin sınırını matematiksel ifadelerle anlatalım. Her hiper düzlem yön (w) ve uzayda onun gerçek konumunu (w_0) ifade etmektedir. W_1 ve W_2 sınıflarından birini seçmek istiyoruz. Amacımız maksimum sınır aralığını aramaktır.

$$d = W_0 / (W_1^2 + W_2^2)^{1/2} \quad (3.29)$$

Şimdi W ölçüsünü bulacağız, $g(x)$ 'in değeri böylece w_0, w_1, w_2 kenar noktalarında, w_1 için 1'e eşit, için w_2 -1'e eşittir.

$$\frac{1}{\|w\|} + \frac{1}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (3.30)$$

$$w^T x + w_0 \geq 1, \quad \forall x \in W_1 \quad (3.31)$$

$$w^T x + w_0 \leq -1, \quad \forall x \in W_2 \quad (3.32)$$

Şimdi matematik devralacak noktaya geldi. Her bir X_i için Y_i ile ilgili sınıf işaretçisini göstereceğiz. İşimizi özetlersek: hiper düzlemin w_0 ve w_1 parametresini hesaplamaktır.

$$\text{minimize } J = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3.33)$$

Bu yazdığımız form minimize marjı maksimum yapmaktadır ve bu lineer eşitlik kısıtlamasının lineer olmayan optimizasyon görev tanımıdır.

$$y_i(w^T x + w_0) \geq 1, i=1,2,3 \dots N \quad (3.34)$$

Karush-Kuhn-Tucker (KKT) koşulları 3.32 ve 3.33 nin minimizasyonudur.

$$\frac{\partial}{\partial w} \mathcal{L}(W, W_0, \lambda) = 0 \quad (3.35)$$

$$\frac{\partial}{\partial w_0} \mathcal{L}(W, W_0, \lambda) = 0 \quad (3.36)$$

$$\lambda_i \geq 0, i=1,2 \dots N \quad (3.37)$$

$$\lambda_i [y_i(w^T x + w_0) - 1] = 0, i=1,2 \dots N \quad (3.38)$$

burada λ langrange çarpanın vektörüdür. $\lambda_i, \mathcal{L}(W, W_0, \lambda)$ fonksiyonunda tanımlanmıştır.

$$\mathcal{L}(W, W_0, \lambda) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i(w^T x + w_0) - 1], i=0,1,2 \dots N \quad (3.39)$$

Eşitlik 3.38 , eşitlik 3.35 , eşitlik 3.36 olan formülleri birleştirirsek

$$W = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x_i = 0 \quad (3.40)$$

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (3.41)$$

KKT koşulları doğrusal olmayan modellemelerin çözümünde optimizasyon yapmak yani mümkün olan alternatifler içindeki en uygun değeri bulmak için kullanılan yöntemdir.

En son olarak normalleştirilmiş polinom kerneli kullanılır ve d polinom derecesi anlamına gelmektedir.

$$K(x,y) = \frac{(x*y+1)^d}{\sqrt{((x^2+1)^d((y^2+1)^d)}} \quad (3.42)$$

Poli kernel çekirdek fonksiyonu ile matematiksel ifade tamamlanır.

DVM,

- Sınıflandırma problemlerini çözer
- Sınıf sınırlarını ayırmada daha esnek bir gösterim sağlar
- Kendisi otomatik olarak karmaşıklığı engeller
- Polinomial sürede bulunan tek bir global minimuma sahip bir öğrenme algoritmasıdır
- Kullanım olarak gayet basittir
- Genelleme yaparken performans başarısı yüksektir
- Çok küçük değişikliklerde dahi aynı algoritma kullanılarak yeni problemler çözülebilir.

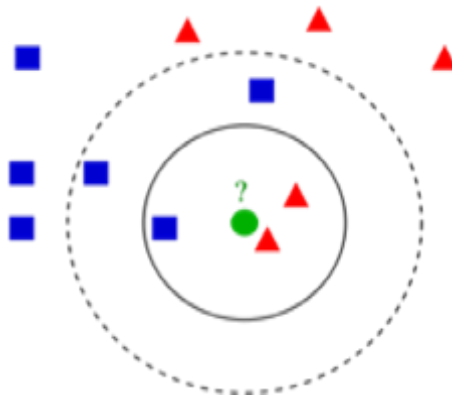
3.7. K En Yakın Komşuluk Sınıflandırma Algoritması (KNN)

K en yakın komşuluk algoritması bütün makine algoritmaları arasında en temel denetimli öğrenme algoritmalarının başında gelir. Algoritmanın eğitim kısmında sınıf özelliği daha önceden tespit edilerek bu veriler ışığında yararlanır. K en yakın komşuluk algoritmasını uygulayabilmek için öznitelik vektörlerinin meydana gelmesi gerekir. Aşağıda bulunan şekle göre yeşil daire sınıflandırılmak istenmektedir. Burada komşuluk için k parametresine gereksinim duyulur. K parametresi komşuluk sayısı anlamına gelmektedir. K=3 seçilirse birinci daire içerisinde bulunan komşulara bakılmış olur. Çünkü ilk dairede 3 adet belirleyici sınıf vardır.(iki tane kırmızı üçgen ve bir mavi kare). Yani şöyle izah edersek K=3 komşuluğunda kırmızı üçgen fazla olduğundan vektör olarak üçgen sınıfına atanmaktadır. Kesik çizgili daireyi alırsak yani K=5 için ise 3 kare 2 üçgen olduğundan vektör kare sınıfına atanmaktadır. Seçilen K komşuluğunda en fazla sınıflandırılmış veri hangi sınıfa ait ise sorgu vektörü de o sınıfa atanmaktadır [49].

Öklid mesafesi, sınıflandırma ve kümeleme algoritmalarının en yaygın kullanılan uzaklık ölçütü parametresidir. Öklid uzaklığı, iki nokta arasındaki doğrusal uzaklığı ifade etmektedir. Herhangi iki nokta, P ve Q arasındaki Öklid uzaklığı $P=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ve $Q=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ olmak üzere, Eşitlik 'ye göre hesaplanmaktadır.

$$d = \sqrt{\sum_{i=0}^n (X_i^2 - Y_i^2)} \quad (3.43)$$

WEKA sınıflandırma yaparken Öklid mesafesini kullanarak en yakın ilişkisine karar verir.

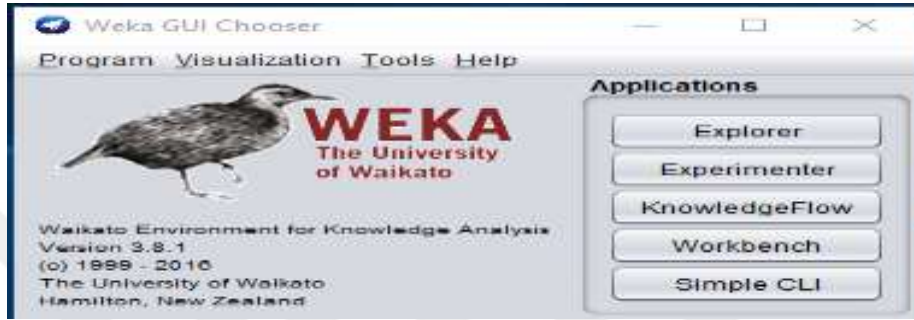


Şekil 3.8. K-En Yakın Komşuluğun Tespiti

3.8. WEKA

Weka bilgisayar temel bilimleri arasında olan makine öğrenmesi (machine learning) alanında isim yapmış popüler uygulamalardan biridir. Yeni Zelanda'da bulunan Waikato

üniversitesi tarafından geliştirilen temelini java dilinin oluşturduğu GNU(genel kamu lisansı) kapsamında veri analiz aracı olarak tanımlanmaktadır. Adını ise Yeni Zelanda da yaşayan bir kuş türünden almaktadır. Veri madenciliği işlemini gerçekleştirebilmek için Kümeleme(Clustering), Sınıflandırma(classification), İlişkilendirme(Association) gibi metotları kullanarak kullanıcıya kolaylık sağlar. Weka çalıştırdığı dosya uzantıları ise. Csv, C4.5 ve. arff 'dır[50].

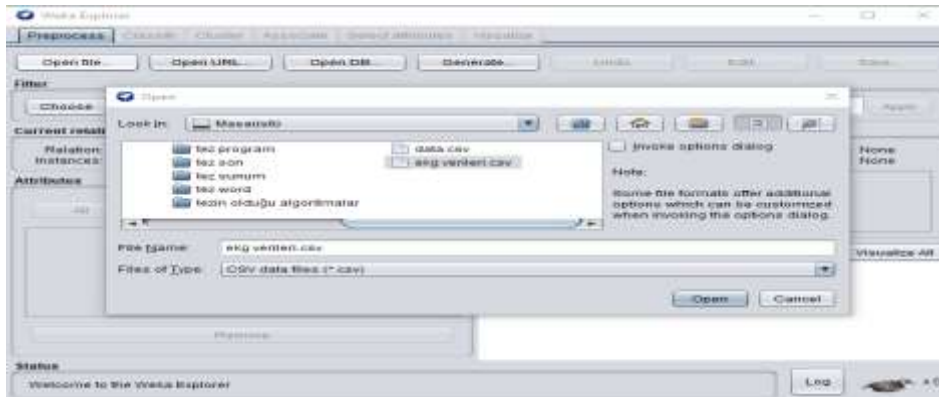


Şekil 3.9. WEKA yazılımın açılış görseli

Aşağıda WEKA 'nın sahip olduğu araç kutularının ne işe yaradığından bahsedelim.

3.8.1. Ön işleme paneli (Preprocess Panel)

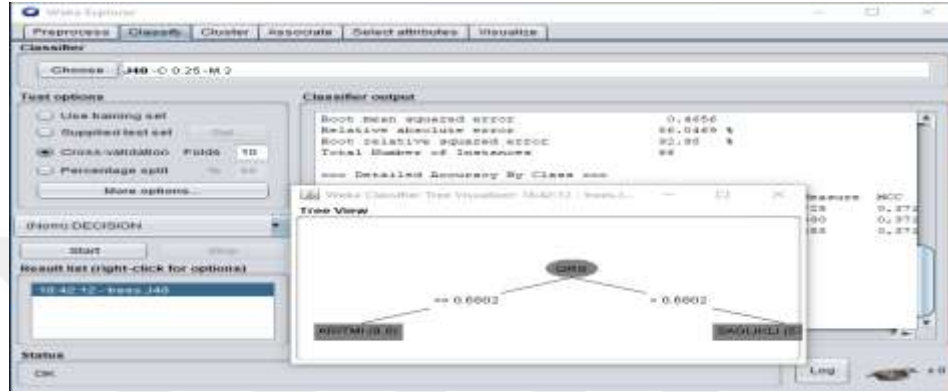
Bilgi dolaşıcısının (knowledge explorer) ilk basamağı ön işleme panelidir. Bu panelden datamızı weka'ya yükleyip ve weka'nın içinde bulunan filtreler sayesinde datamızı işleyebiliriz[51].



Şekil 3.10. Ön işleme paneli

3.8.2. Sınıflandırıcı Paneli (Classifier Panel)

WEKA 'nın kendi içinde bulunan sınıflandırmada kullanılan algoritmalarından yararlanarak mevcut datalarımız üzerinde bu panel sayesinde sınıflandırma yapabiliriz. Ayrıca bu panel üzerinde test ve sağlama (validation) için ayrı kümeler de kullanmakta mümkündür. Sınıflandırma hataları var ise bu ayrı bir ekranda bize gösterilir ve eğer sınıflandırma algoritması bir karar ağacına ait ise bu görsel de ayrı bir ekranda gösterilir[51].



Şekil 3.11. Sınıflandırma paneli

3.8.3. Klasör Paneli (Cluster Panel)

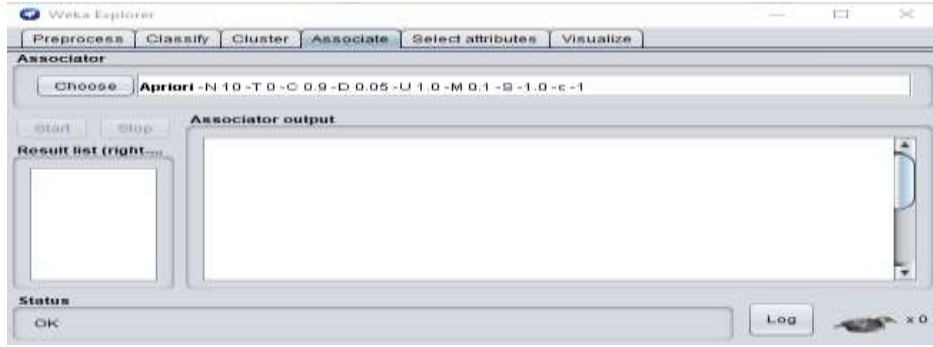
Sınıflandırmaya benzer bir şekilde gruplama işi yapar ve görselleştirmek için kendine ait bir ara yüzü vardır[51]



Şekil 3.12. Klasör paneli

3.8.4. Birleştirme Paneli (Associate Panel)

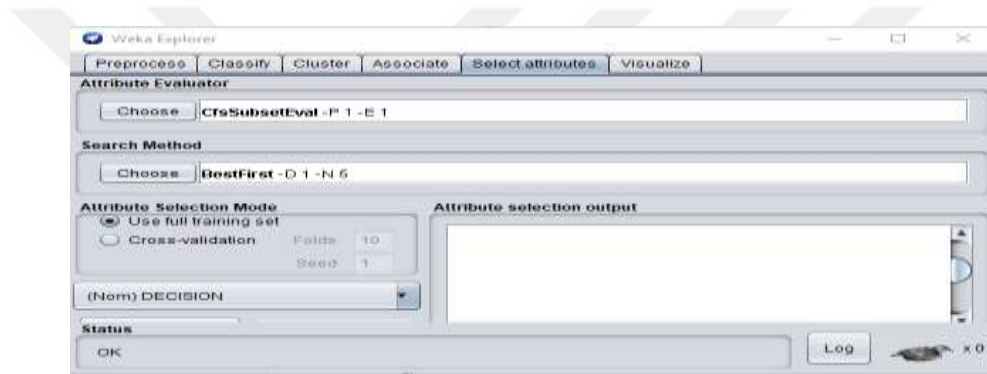
WEKA 'nın kendi içerisinde bulunan algoritmaları birleştirerek veri madenciliği (data mining) yaparak dataları işler[51].



Şekil 3.13. Birleştirme paneli

3.8.5. Seçim Özellikleri Paneli (Select Attributes Panel)

Bu panel sayesinde veri üzerinde seçim özellikleri yaparak verileri işleyebiliriz[51].



Şekil 3.14. Seçim özellikleri paneli

3.8.6 Visualize Panel

Bu panel sayesinde veri üzerindeki herhangi işlemler görselleştirilebilir. Hücrelerin ve noktaların boyutu ekranın alt tarafındaki panelden ayarlanabilir. Matris üzerindeki hücre sayısı değiştirilebilir[51].



Şekil 3.15. Visualize panel



4. BULGULAR ve TARTIŞMA

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında, biyolojik sinir ağ yapılarından esinlenerek geliştirilen ve farklı sınıflandırma algoritmaları kullanılarak EKG verilerinden aritmi tespitini gerçekleştiren bir yöntem oluşturulmuştur. Yüksek doğruluk değerleri elde edebilen YSA'ların yapıları kullanılmıştır. Bu çalışmada çok katmanlı algılayıcı (Multi-layer perceptron, MLP) yapı kullanılmıştır. YSA 'nın yanı sıra DVM ve KNN sınıflandırma algoritmaları da kullanılmıştır.

Modelin eğitim aşamasında veri setimizin bağımsız parametreleri olan QRSort ve RRort modelde giriş olarak tanımlanmıştır.

Sınıflandırmamızı yaparken başarı kistası olarak duyarlılık (Sensitivity), özgüllük (Specificity), doğruluk (Accuracy) temel alınmıştır. Modelimizin başarısını doğru sınıflandırılmış örnek sayısı ve yanlış sınıflandırılmış örnek sayısı belirlemiştir. Aşağıdaki (4.1) (4.2) (4.3) formülleri kullanılarak başarı bilgilerine ulaşılmıştır.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (4.1)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (4.2)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.3)$$

Formüldeki terimlerin karşılığı aşağıdaki gibidir:

TP (True Pozitif): Doğru olarak sınıflandırılmış aritmi

TN (True Negatif): Doğru olarak sınıflandırılmış sağlıklı

FP (False Pozitif): Yanlış olarak sınıflandırılmış aritmi

FN (False Negatif): Yanlış olarak sınıflandırılmış sağlıklı

Sınıflandırmadan elde ettiğimiz sonuçlar doğruluk özgüllük duyarlılık kriterleri temel alınarak değerlendirilmiş olup WEKA programında $1/5$ Test dağılımı uygulandığında YSA, KNN, DVM, sınıflandırma algoritmaları için karşımıza Tablo 4.1. ve Tablo 4.2.'deki değerler sunulmuştur. $1/5$ Test dağılımında elde ettiğimiz sonuçlara baktığımızda en iyi sonucu YSA 'nın elde ettiği görülmüştür. YSA modelinde 1 adet ara katman ve ara katmanda bulunan düğüm sayısı 2, öğrenme hızı $\dot{O}H=0.3$ m/sn, momentumu $P=0.2$ gr*m/sn, eğitim zamanı $EZ= 500$ m/sn, doğrulama eşiği $DE=20$ olarak belirlenmiştir ve başarı oranı 69.23% olarak bulunmuştur. Ancak katman sayısı ve düğüm sayısı arttıkça başarı oranı düştüğünden optimum değere 1 adet ara katman ve ara katmanda bulunan düğüm sayısı 2 olduğunda ulaşılmıştır.

Destek vektör makineleri algoritmasında karmaşıklık parametresi olan C parametresi C=100, epsilon $\epsilon=10^{-12}$, rastgele tohum sayısı RST=1, tolerans parametresi TP= 0.001, çekirdek tipi poly kernel ve filtre çeşidi olarak eğitim verilerini normalleştiren tipte filtre belirlenmiş olup başarı oranı 46.15% elde edilmiştir. C karmaşıklık parametresi değer olarak küçüldükçe başarı oranımızın düştüğü görülmektedir bu yüzden en iyi başarı oranına C=100 olduğunda ulaşılmıştır.

K en yakın komşuluk algoritmasında K=5 komşuluk değerinde en yüksek başarı oranları elde edilmiş olup en yakın komşu arama algoritması olarak lineer arama algoritması seçilmiştir. Bu parametreler uygulandığında başarı oranının 61.53% olduğu görülmektedir. K parametre değeri arttıkça başarı oranın düştüğü gözlenmiştir bu yüzden en iyi başarı oranına K=5 olduğunda ulaşılmıştır.

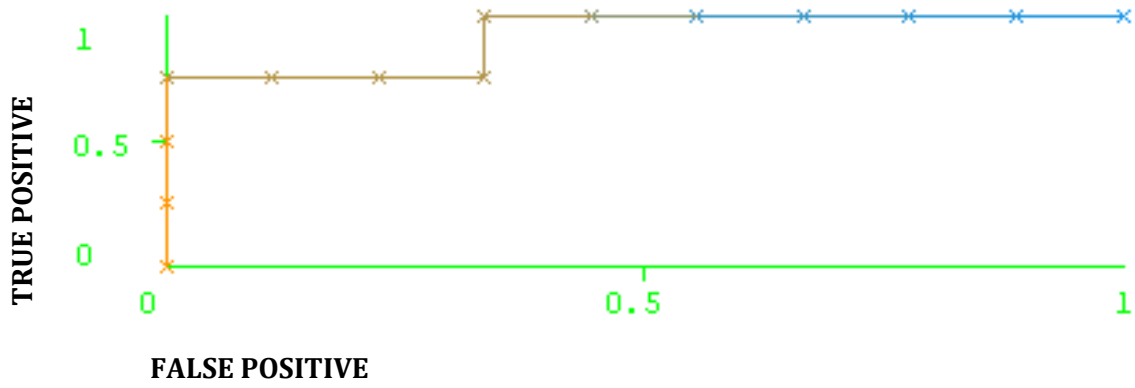
Tablo 4. 1. $\frac{1}{5}$ Test kümesi dağılımı ile elde edilen başarı oranları (Pozitif=Aritmi,Negatif=Sağlıklı)

	True Positive	False Positive	True Negative	False negative	Sensitivity TP/Pos	Specificity TN/Neg	Accuracy (TP+TN)/(Neg+Pos)
YSA	4	0	5	4	1.00	0.55	0.69
KNN	3	1	5	4	0.75	0.55	0.61
DVM	2	2	4	5	0.50	0.44	0.46

Tablo 4. 2. $\frac{1}{5}$ Test kümesi dağılımı ile elde edilen yüzdesel başarı oranları

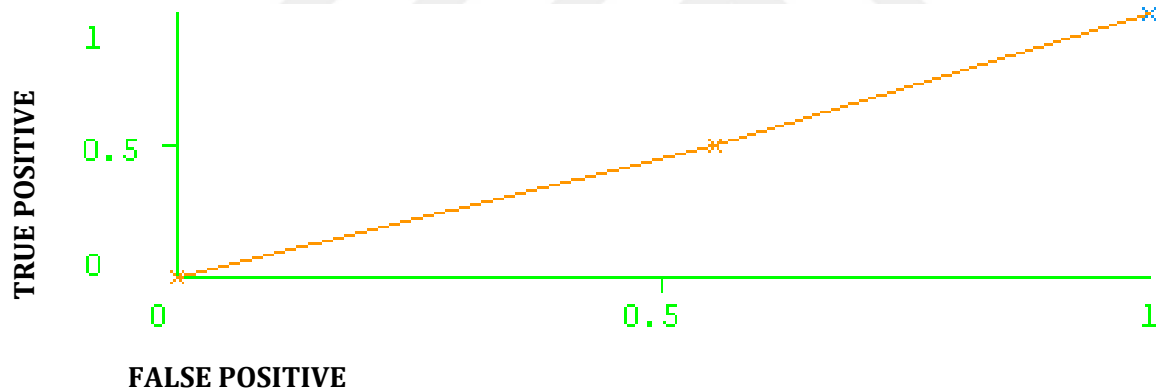
Algoritma - Başarım	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük
YSA	69.23	100.00	55.55
KNN	61.53	75.00	55.55
DVM	46.15	50.00	44.44

YSA'nın $\frac{1}{5}$ test kümesi dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.1.de görüldüğü gibidir. YSA' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.9167 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 70.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.



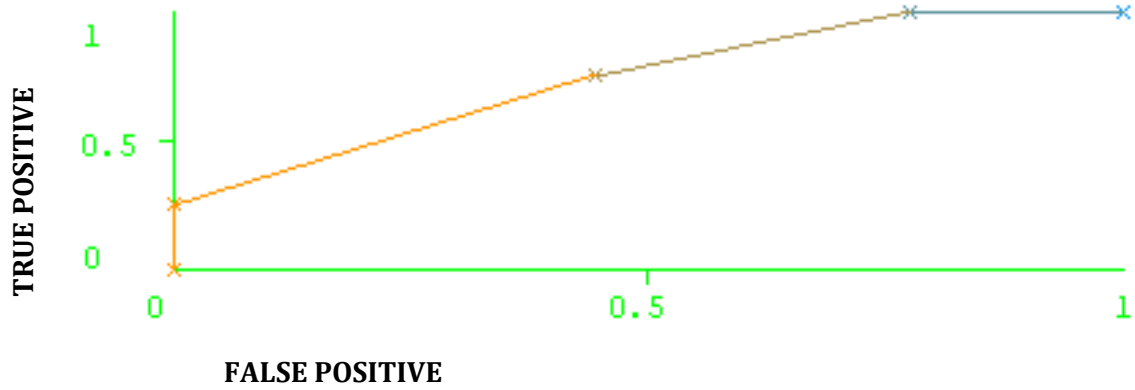
Şekil 4. 1. $1/5$ Test kümesi dağılımı için YSA sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

DVM'nin $1/5$ test kümesi dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.2.de görüldüğü gibidir. DVM' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.4722 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 47.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.



Şekil 4. 2. $1/5$ Test kümesi dağılımı için DVM sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

KNN'nin $1/5$ test kümesi dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.3.de görüldüğü gibidir. YSA' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.7361 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 62.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.



Şekil 4.3. $1/5$ Test kümesi dağılımı için KNN sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

Bu sefer WEKA programında 10 katlı çapraz sağlama metodu uygulandığında YSA, KNN, DVM, sınıflandırma algoritmaları için karşımıza Tablo 4.3. ve Tablo 4.4.'deki değerler sunulmuştur. 10 katlı çapraz sağlama metodundan elde ettiğimiz sonuçlara baktığımızda en iyi sonucu YSA 'nın elde ettiği görülmüştür. 10 katlı çapraz sağlama metodunda elde ettiğimiz sonuçlara baktığımızda en iyi sonucu YSA 'nın elde ettiği görülmüştür. YSA modelinde 1 adet ara katman ve ara katmanda bulunan düğüm sayısı 2, öğrenme hızı $\text{ÖH}=0.4$ m/sn, momentumu $P=0,2$ gr*m/sn, eğitim zamanı $\text{EZ}=500$ m/sn, doğrulama eşiği $\text{DE}= 20$ olarak belirlenmiştir ve başarı oranı 60.93% olarak bulunmuştur. Ancak katman sayısı ve düğüm sayısı arttıkça başarı oranı düştüğünden optimum değere 1 adet ara katman ve ara katmanda bulunan düğüm sayısı 2 olduğunda ulaşılmıştır.

Destek vektör makineleri algoritmasında karmaşıklık parametresi olan C parametresi $C=100$, epsilon $\epsilon=10^{-12}$, rastgele tohum sayısı $\text{RST}=1$, tolerans parametresi $\text{TP}= 0,001$, çekirdek tipi poly kernel ve filtre çeşidi olarak eğitim verilerini normalleştiren tipte filtre belirlenmiş olup başarı oranı 54.68% elde edilmiştir. C karmaşıklık parametresi değer olarak küçüldükçe başarı oranımızın düştüğü görülmektedir bu yüzden en iyi başarı oranına C=100 olduğunda ulaşılmıştır.

K en yakın komşuluk algoritmasında K=1 komşuluk değerinde en yüksek başarı oranları elde edilmiş olup en yakın komşu arama algoritması olarak lineer arama algoritması seçilmiştir. Bu parametreler uygulandığında başarı oranının 56.25% olduğu görülmektedir. K parametre değeri arttıkça başarı oranın düştüğü gözlenmiştir bu yüzden en iyi başarı oranına K=5 olduğunda ulaşılmıştır.

Tablo 4. 3. 10 katlı Çapraz sağlama metoduyla elde edilen başarımlar oranları

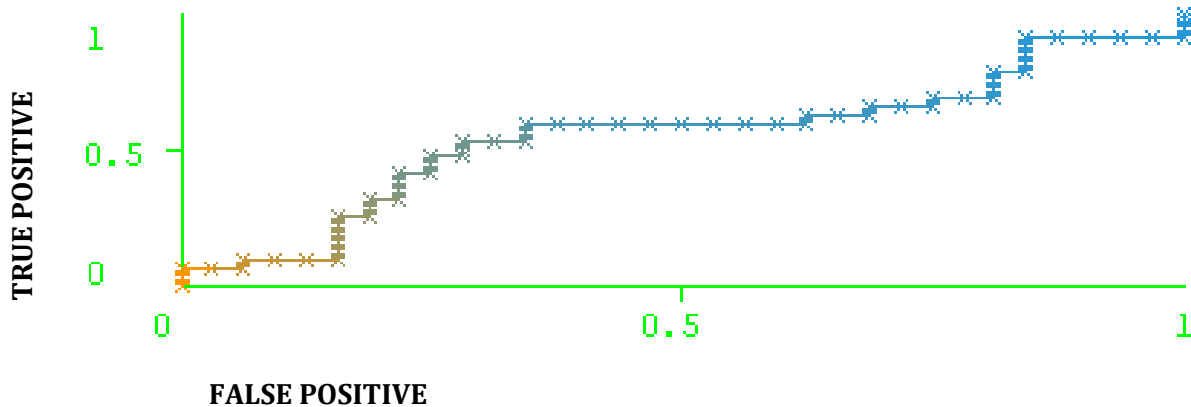
(Pozitif=Aritmi,Negatif=Sağlıklı)

	True Positive	False Positive	True Negative	False negative	Sensitivity TP/Pos	Specificity TN/Neg	Accuracy (TP+TN)/(Neg+Pos)
YSA	17	15	22	10	0.53	0.68	0.60
KNN	15	17	21	11	0.46	0.65	0.56
DVM	17	15	18	14	0.53	0.56	0.54

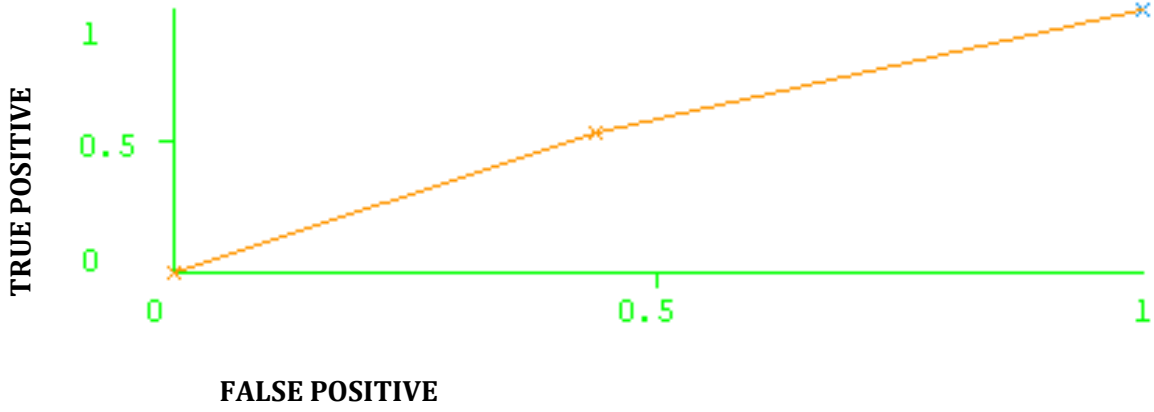
Tablo 4. 4. 10 Katlı Çapraz sağlama metodunun yüzdesel değerleri

Algoritma - Başarım	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük
YSA	60.93	53.12	68.75
KNN	56.25	46.87	65.62
DVM	54.68	53.12	56.25

YSA'nın 10 katlı çapraz sağlama dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.4.de görüldüğü gibidir. YSA' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.5469 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 61.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.

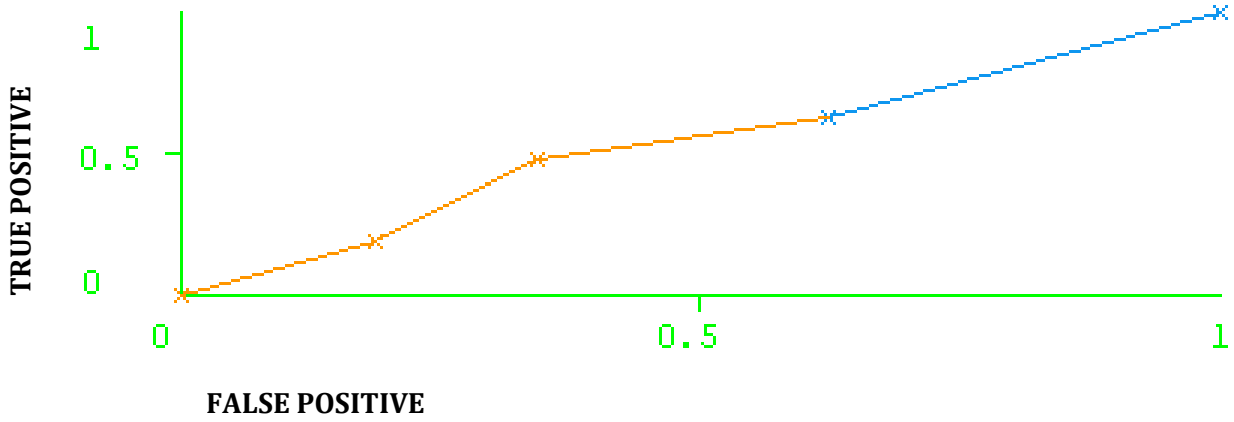
**Şekil 4. 4.** 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için YSA sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

DVM'nin 10 katlı çapraz sağlama dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.5.de görüldüğü gibidir. DVM' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.5469 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 55.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.



Şekil 4. 5. 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için DVM sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

KNN'nin 10 katlı çapraz sağlama dağılımı için çizilen aritmi roc eğrisi Şekil.4.6.de görüldüğü gibidir. KNN' modelindeki parametreler en uygun değerlerde alınıp en yüksek başarı oranı elde edilmiştir. ROC eğrisi altında kalan alan 0.5273 birim karedir. ROC eğrileri true positive eksenine ne kara yakın olursa o kadar oranda başarı oranı artar. Bizim elde ettiğimiz başarı oranına baktığımız yaklaşık olarak 56.00% civarında bir yaklaşım söz konusudur.



Şekil 4. 6. 10 Katlı Çapraz Sağlama Test kümesi dağılımı için KNN sınıflandırma algoritması roc eğrisi (aritmi için)

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Yapılan bu tez çalışmasında EKG sinyallerinin aritmi tespiti için zamansal olarak segment ve bölümlere ayrılarak aritmetik ortalama yardımıyla çıkarılan özellik vektörlerinin bir ÇKASA modeline giriş olarak kullanıldığında belli başarı oranlarına ulaşıldığı görülmektedir.

'MIT-BIH Arrhythmia Database' veri tabanından elde ettiğimiz aritmi sinyalleri farklı uzunluklarda olduğu için algoritmaları çalıştırmadan önce tüm sinyalleri eşit uzunluklu segmentlere bölünmüştür. Literatürde yapılan aritmi çalışmalarından farklı olarak sadece RR_{ort} girdi olarak YSA, KNN ve DVM 'de işleme sokulmuştur. Yani 3 farklı sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Gerçekleştirilen eğitim ve test aşamalarından sonra elde edilen sonuçlar her üç sınıflandırıcı için yüksek başarı oranları göstermemiştir ama bu problem ve veriler için en doğru sınıflandırmanın YSA sınıflandırma algoritması olduğu ardından gelen algoritma ise sırasıyla KNN ve en son sırada ise DVM olduğu görülmektedir. Aritmi EKG sinyallerinin sınıflandırılmasının tespitinde elde edilen başarı önemli bir bulgudur. İlerleyen zamanlarda yapılacak çalışmalarda verilen EKG sinyalinin aritmi olup olmadığı ve ya aritmi türleri arasında seçim yapabilecek bir sistem geliştirilebilir. Buna ek olarak EKG sinyalleri içerisinde aritmi tespiti için Karar tabloları, Naive Bayes ya da Kümeleme algoritmaları ile çalışmalar gerçekleştirilerek daha etkin sonuçlar alınması beklenebilir.

KAYNAKLAR

- [1]. Korürek, M. (1996). *Tıp Elektronikinde Tasarım İlkeleri*. İ.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul.
- [2]. Can İlknur, Ali O.; Kardiyak Aritmiler ve EKG Değişiklikleri. *Pacemaker ve Elektrofizyoloji Dergisi* **2004**, 2, 3 Ekim.
- [3]. Kozakevicius, A.; Adaptive ECG Filtering and QRS Detection Using Orthogonal Wavelet Transform, *Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE*, **1988**, 1: 1147-1148.
- [4]. Pal, S., Mitra, M.; Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method. *Measurement* **2010**, 43:255-261.
- [5]. Haijian, Z., Hai, W., Jiarui, L.; QRS classification using adaptive Hermite decomposition and radial basis function network. *Engineering in Medicine and Biology Society. Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE* **1998**, 1, pp.147-150
- [6]. Al-Fahoum, A.S., Howitt, I.; Combined wavelet transformation and radial basi neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias, *Med. Biol. Eng. Comput.*, **1999**, 37, 566-573.
- [7]. Dokur, Z. Olmez, T.; ECG beat classification by o novel hybrid neural network. *Computer Methods & Programs in Biomedicine* **2001**, 66, pp. 167-181.
- [8]. Bereta, M.; Burczynski, T., Comparing binary and real-valued coding in hybrid immune algorithm for feature selection and classification of ECG signals, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* **2007**, 20, 571-585.
- [9]. Guler., Ubeyli, E.D.; ECG beat classifier designed by combined neural network model. *Pattern Recognition* **2005**, 38, Issue 2, pages 199-208.
- [10]. Mahmoodabadi, S.Z. Ahmadian, A. Abolhasani, M.D., Bidgoli, J.H., *ECG feature extraction based on multiresolution wavelet transform*, Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 2005, 1-4.
- [11]. Azemi, A., Sabzevari, V.R., Khademi, M., Gholizade, H., Kiani, A., Dastgheib, Z.S., *Intelligent Arrhythmia Detection and Classification Using ICA*, Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE , 2006, pp.2163-2166
- [12]. Übeyli, E.D.; ECG beats classification using multiclass support vector machines with error correcting output codes. *Digital Signal Processing* **2007**, 17(3), 675-684.
- [13]. Wei, J., Seong G. K.; Block-Based Neural Networks for Personalized ECG Signal Classification, *Neural Networks. IEEE Transactions on Neural Networks* **2007**, 18 (6), 1750-1761.
- [14]. Ceylan, R., Özbay, Y.; Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network, *Expert Systems with Applications* **2007**, 33, 286-295.
- [15]. Yu, S., Chou, K.; Integration of independent component analysis and neural networks for ECG beat classification. *Expert Syst.* **2008**, Appl. 34, 4 2841-2846.
- [16]. Homaiezhad, M.R., Atyabi, S.A., Tavakkoli, E., Toosi, H.N., Ghaffari, A., Ebrahimpour, R.; ECG arrhythmia recognition via a neuro- SVM-KNN hybrid classifier with virtual QRS image-based geometrical features, *Expert Systems with Applications* **2012**, 39, 2047-2058.
- [17]. Nizam, A., Karınca koloni optimizasyonuna dayalı yeni bir aritmi sınıflama tekniği, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2008.
- [18]. Ubeyli, E.D.; Combining recurrent neural networks with eigenvector methods for classification of ECG beats. *Digital Signal Processing* **2009**, 19, no 2, pp. 320-329.
- [19]. Alptekin, O., EKG Sinyallerinin Analizi İle Bazı Kalp Hastalıklarının Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, , İstanbul Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği, İstanbul, 2010.

- [20]. Chui, C. K., *Wavelet Analysis and its Applications*, Academic Press, Boston, 1992.
- [21]. Sifuzzaman, M., M. R. Islam, M. Z. Ali.; Application of wavelet transform and its advantages compared to Fourier transform. *Journal of Physical Sciences* **2009**, 13:121-134.
- [22]. Unser, Michael, and Akram Aldroubi; A review of wavelets in biomedical applications. *Proceedings of the IEEE* **1996**, 84(4): 626-638.
- [23]. Fraden, J., ,M. R. Neuman; QRS wave detection. *Medical and Biological Engineering and computing* **1980**, (18)2: 125-132.
- [24]. Laguna, P.(1990). et al., "New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG:
- [25]. Sayilgan, E., Cura, Ö. K., & İşler, Y., *Use of clustering algorithms and extreme learning machine in determining arrhythmia types*. Paper presented at the Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2017 25th, pp. 1-4.
- [26]. Kaya, Y., & Pehlivan, H., *Comparison of classification algorithms in classification of ECG beats by time series*. Paper presented at the Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015 23th, pp. 407-410.
- [27]. Weems, A., Harding, M., & Choi, A., Classification of the ecg signal using artificial neural network. Paper presented at the *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Technologies and Engineering Systems (ICITES)* **2014**, pp. 545-555
- [28]. Perez, R. R., Marques, A., & Mohammadi, F., The application of supervised learning through feed-forward neural networks for ECG signal classification. *Paper presented at the Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, IEEE Canadian Conference on, **2016**, pp. 1-4.
- [29]. Li, H., Yuan, D., Ma, X., Cui, D., & Cao, L., Genetic algorithm for the optimization of features and neural networks in ECG signals classification. *Scientific Reports* **2017**, 7, 41011.
- [30]. Abalı, S., 12 Derivasyonlu EKG Değerlendirme. *Hemşirelikte Eğitim ve Araştırma Dergisi* **2010**, 7(2): 66-68.
- [31]. Cordan, J., Elektrokardiyografi. *Türkiye Klinikleri Journal of Cardiology* **2001**, 14(1): 1-4 .
- [32]. Malmivuo, J., Plonsey, R., *Bioelectromagnetism*, Oxford University Press, USA, 1995, 512 s
- [33]. Friedman, P. L., Stewart, J. R., & Wit, A. L., Spontaneous and induced cardiac arrhythmias in subendocardial purkinje fibers surviving extensive myocardial infarction in dogs. *Circulation Research* **1973**, 33(5), 612-626.
- [34]. Doğan, B., Parçacık sürü optimizasyonuna dayalı yeni bir aritmi sınıflama yöntemi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2009.
- [35]. Kumbay, E., Kalbin Elektriksel Aksı. *Türkiye Klinikleri Kardiyoloji Dergisi* **2011**, 14(1): 10-1.
- [36]. Boineau, J. P., Madison, S., The Relationship Between the Electrocardiogram and the Electrical Activity of the Heart. *Journal of Electrocardiology* 1968, 1(1):117-124.
- [37]. Uçak, D., *Elektrokardiyografi*. Nobel Tıp Kitabevleri, İstanbul, 2005; 288 s.
- [38]. Moody, George B., Roger G., The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, IEEE **2001**, 20(3): 4550.
- [39]. S.Karpagachelvi, M.Arthanari, Sivakumar, M., ECG Feature Extraction Techniques A Survey Approach. *International Journal of Computer Science and Information Security* **2010**, 8 (1), 76-80.
- [40]. Hebb, D.O., *The Organization of Behaviour*. John Wiley Sons, New York, 1949.
- [41]. Rosenblatt, F., *Principles of Neuradynamics*. Spartan Books, New York, 1995.
- [42]. Widrow, B. and Hoff, M., Adaptive switching circuits. *IRE WESCON Convention Record* **1949**, 4:96-104.
- [43]. Hopfield, J.J., Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc.Nat.Acad.Sci*, **1982**, 79:2554-2558.
- [44]. Tompkins, W. J., Pan, J., A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Eng.* **1985**, 32(3): 230-235.

- [45]. Li, C.W., Zheng, C.X., Tai, C.F., Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **1995**, 42(1): 21-28.
- [46]. Cortes, C., & Vapnik, V., Support-vector networks. *Machine Learning* 1995, 20(3), 273-297.
- [47]. Alabdulmohsin, I., Gao, X., & Zhang, X. Z., *Support vector machines with indefinite kernels*, Paper presented at the Asian Conference on Machine Learning, 2015, pp. 32-47.
- [48]. Feng, Y., & Palomar, D. P., Normalization of linear support vector machines. *IEEE Transactions on Signal Processing* **2015**, 63(17), 4673-4688.
- [49]. Patrick, E. A., & Fischer, F. P., A generalized k-nearest neighbor rule. *Information and Control* **1970**, 16(2), 128-152.
- [50]. Garner, S. R., Weka: The waikato environment for knowledge analysis. *Paper presented at the Proceedings of the New Zealand Computer Science Research Students Conference* **1995**, pp. 57-64
- [51]. WEKA Toolbox Figure <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>(30.08.2017)



ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı : İbrahim ÇELİK

Doğum Tarihi : 12.02.1988

E-mail : ibrahimcelik030289@gmail.com

Öğrenim Durumu :

Derece	Bölüm/Program	Okul	Yıl
Lise	Fen Bilimleri	Dumlupınar Lisesi	2005
Lisans	Elektrik-Elektronik Müh.	Gaziantep Üniversitesi	2015
Yüksek Lisans	Elektrik-Elektronik Müh.	Mersin Üniversitesi	2015-halen