

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**HOLTER EKG İŞARETLERİ ÜZERİNDEN OTOMATİK ATRİAL
FİBRİLASYON TESPİTİ**

Anıl Can GÜZELER

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

ARALIK 2017

ANTALYA

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**HOLTER EKG İŞARETLERİ ÜZERİNDEN OTOMATİK ATRİAL
FİBRİLASYON TESPİTİ**

Anıl Can GÜZELER

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

ARALIK 2017

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**HOLTER EKG İŞARETLERİ ÜZERİNDEN OTOMATİK ATRIAL
FİBRİLASYON TESPİTİ**

Anıl Can GÜZELER
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bu tez 26/12/2017 tarihinde jüri tarafından Oybirliği / ~~Oyçokluğu~~ ile kabul edilmiştir.

Yrd. Doç. Dr. Süleyman BİLGİN(Danışman)
Doç. Dr. Ömer Halil ÇOLAK
Doç. Dr. Özlem COŞKUN



ÖZET

HOLTER EKG İŞARETLERİ ÜZERİNDEN OTOMATİK ATRİAL FİBRİLASYON TESPİTİ

Anıl Can GÜZELER

Yüksek Lisans Tezi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Süleyman BİLGİN

Aralık 2017; 60 Sayfa

Kardiyolojik rahatsızlıklardan kaynaklı sorunlar dünyada ve ülkemizde giderek artmaktadır. Özellikle kalp kaynaklı hastalıklara tanı konması ve teşhis edilmesi önemli bir konumdadır. Bu aşamada mühendislik alanındaki gelişmeler etkili olmaktadır. Tasarlanan cihazlar ve yazılımlar sayesinde özellikle biyomedikal alanında hekimlere yardımcı uygulamalar yapılmaktadır. Bu sayede oluşturulan uygulamalar hekimlere tanı ve teşhis işlemlerinde kolaylık sağlamaktadır. Ayrıca tedavi planlarının belirlenmesi için bu gelişmeler zaman kazandırmaktadır.

Bu çalışmada kardiyolojik rahatsızlıkların başında gelen aritmi hastalığının bir çeşidi olan Atrial Fibrilasyon'un (AF) otomatik olarak tespitinin yapılması amaçlanmıştır. Literatüre bakıldığında AF'nin otomatik tespiti için Ayırık ya da Sürekli Dalgacık Dönüşümü, Hadamarad Dönüşümü, Dalgacık Entropisi gibi birçok farklı metot kullanılmıştır.

Bu çalışma için Phsiyobank ATM veritabanı kullanılmıştır. Buradan 31 adet Atrial Fibrilasyon Ritmi'ne (AFR) ve 31 adet Normal Sinüs Ritmi'ne (NSR) sahip bireylerden alınan Holter EKG işaretlerinden toplamada 62 adet 12'şer saat RR Aralığı (RRA) uzunluk serileri alınmıştır. RRA dizileri AF işaretleri için en önemli belirleyici unsur olarak karşımıza çıkmaktadır. Alınan bu veriler zaman eksenine çevrilerek yeniden örneklenmiştir. Bu aşamada sinyal işleme teknikleri kullanılmıştır. Daha sonrasında ise sinyallere Ayırık Dalgacık Dönüşümü Metodu uygulanmıştır. Bu sayede sinyallerin ayırt edici özellikleri belirlenmiştir. Sonrasında Dalgacık Dönüşümü uygulanmış, RRA dizilerinin dalgacık enerjilerine bakılmıştır. Bu özellikler Boxplot ile grafik haline dönüştürülmüştür ve sonuçlar incelenmiştir. Bu işlemlerden sonra istatistiksel verileri elde etmek için RRA serilerinin dalgacık enerjileri Destek Vektör Makinası Metodu ile sınıflandırılmış ve AFR'nin NSR'den ayrıştırılması sağlanmıştır. Sonuçlar incelendiğinde AFR ile NSR'nin % 99,60 başarı oranında ayrıştığı görülmüştür.

ANAHTAR KELİMELER: Atrial Fibrilasyon, Ayırık Dalgacık Dönüşümü, Destek Vektör Makinası, Elektrokardiyogram, Normal Sinüs Ritim, RR Aralığı

JÜRİ: Yrd. Doç. Dr. Süleyman BİLGİN

Doç. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

Doç. Dr. Özlem COŞKUN

ABSTRACT

AUTOMATIC ATRIAL FIBRILLATION DETECTION ON HOLTER ECG SIGNALS

Aml Can GÜZELER

MSc. Thesis in Electrical-Electronic Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

December 2017; 60 pages

Problems arising from cardiological disorders are increasing in the world and in our country. Diagnosis of heart diseases is especially important. At this stage, developments in the field of engineering are effective. Thanks to the designed devices and softwares, assistant applications are made especially for physicians in biomedical field. Applications created in this way provide physicians facilities in diagnosis procedures. It also create extra time to determine treatment plans.

In this study is aimed to automatically detect Atrial Fibrillation (AF), which is a type of bridging arrhythmia that is foremost of cardiologic disease. In the literature, many different methods such as Discrete or Continuous Wavelet Transform, Hadamard Transform, Wavelet Entropy are used for automatic AF detection.

Phsiyobank ATM database is used for this study. Here, a total of 62 12-hour RR Interval (RRI) length series were obtained from Holter ECG signals of individuals with 31 pieces of Atrial Fibrillation Rhythm (AFR) and 31 piesces of Normal Sinus Rhythm (NSR). RRI arrays appear to be the most important determining factor for AF signals. This data is re-sampled by converting it to time axis. At this stage, signal processing techniques are used. Subsequently, the Discrete Wavelet Transform method was applied to the signals. On this page, the distinguishing characteristics of the signals have been determined. wavelet energies of RRI sequences with Wavelet Transform are then looked at. These properties are converted into graphics with Boxplot and the results are examined. To obtain statistical data after these operations, the wavelet energies of the RRA sequences are classified by the Support Vector Machine method and the AFR is decomposed from the NSR. When the results were examined, it was seen that AFR and NSR were separated by 99.60 % success rate.

KEYWORDS: Atrial Fibrillation, Discrete Wavelet Transform, Electrocardiogram, Normal Sinus Rhythm, RR Interval, Support Vector Machine

COMMITTEE: Asst. Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Assoc. Prof. Dr. Ömer Halil ÇOLAK

Assoc. Prof. Dr. Özlem COŞKUN

ÖNSÖZ

Bu çalışma biyomedikal çalışmaların özellikle sinyal işleme ve yapay zekâ uygulamalarına katkı sağlamak için hazırlanmıştır. Bu çalışmanın oluşmasında motive kaynağı olması açısından Babaannem Fatma GÜZELER 'in 14.11.2014 tarihinde geçirmiş olduğu kalp krizi (miyokart enfarktüs) neticesinde kronik olarak Atrial Fibrilasyon rahatsızlığına yakalanması etkili olmuştur. Bu durum sayesinde Atrial Fibrilasyon rahatsızlığının etkilerini ve nedenli ciddi bir rahatsızlık olduğunu yakından gözlemleme fırsatı olmuştur.

Babaannemin rahatsızlığının takibi için kardiyologlar tarafından Holter ve Elektrokardiyograf tetkikleri birçok kez uygulanmıştır. Bu sayede Atrial Fibrilasyon rahatsızlığının kalp sinyali üzerine somut etkileri detaylı olarak incelenmiştir.

Atrial Fibrilasyon'a genel anlamda bakıldığında kalp rahatsızlıklarının teşhisinin ve tedavisinin hızlı ve etkili bir biçimde yapılması gerekliliği olmuştur. Bu çalışmalar tam da bu aşamada ortaya çıkmıştır. Özellikle Atrial Fibrilasyon'un başarılı bir şekilde tespit edilmesi, hekime elektrokardiyogram sinyalinin yorumlanmasını kolaylaştırıcı bir yol açmaktadır. Bu çalışma, üzerine yapılacak geliştirmeler sayesinde Atrial Fibrilasyon'un erken şekilde tespit edilmesi için yol gösterici olabilecektir. Bu bağlamda tasarlanan yazılımların üretilecek olan cihazlara ya da akıllı telefonlara uygulama olarak eklenmesi hastalık hakkında efektif çözümler üretilebilmesini sağlamak için önemli bir adım olacaktır.

Bu çalışma için kıymetli vaktini ayıran ve katkılarını her aşamada hissettiren danışmanım Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Öğretim Üyesi Yrd. Doç. Dr. Süleyman BİLGİN'e, özellikle teorik ve tıbbi bilgilerini her an paylaşan Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Kardiyoloji Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Prof. Dr. Cengiz ERMİŞ'e, kalp sinyallerini etkili bir biçimde yorumlamamı sağlayan Kardiyolog Uzm. Dr. Mahir AVKAROĞULLARIN'a ve Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'na teşekkürü bir borç bilirim.

Motive kaynağı olması ile bu tezi oluştururken her aşamada yanımda olan ve desteğini benden hiçbir şekilde esirgemeyen Babaannem Fatma GÜZELER 'e, desteği ile her an yanımda olan bir aile olma yolunda beraber ilerlediğim Nişanlım Nejla GÜVEN'e, aileme ve tecrübeleriyle katkısını benden esirgemeyen Mimar Ayhan ANGI'ya şükranlarımı sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÖNSÖZ	iii
İÇİNDEKİLER	iv
AKADEMİK BEYAN	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Çalışmanın Tanıtımı	1
1.2. Çalışmanın Amacı	2
2. KAYNAK TARAMASI.....	4
2.1. Kalbin Anatomik Özellikleri	4
2.2. Elektrokardiyogram (EKG) ve Holter EKG	6
2.3. EKG İşaretinin Özellikleri.....	7
2.3.1. PR aralığı	8
2.3.2. QT aralığı.....	8
2.3.3. EKG’de okunan kalp derivasyonları.....	8
2.4. Atrial Fibrilasyon (AF) Aritmisi.....	8
2.5. Önceden Yapılmış Çalışmalar	10
3. MATERYAL VE METOT.....	14
3.1. Veri Tabanı	14
3.1.1. Atrial fibrilasyon ritmi (AFR) için veri tabanı.....	14
3.1.2. Normal sinüs ritmi (NSR) için veri tabanı	15
3.2. RR Aralıkları Ön İşleme Adımları	16
3.2.1. RR aralığı (RRA) ve kalp hızı değişkenliği (KHD)	16
3.2.2. RR aralığı (RRA) dizilerini yeniden örnekleme	18
3.3. Özellik Çıkarımı	21
3.3.1. Ayrık dalgacık dönüşümü metodu (ADDM)	22
3.3.2. Dalgacık dönüşümü enerjisi.....	23
3.4. Sınıflandırma	23

3.4.1. Boxplot.....	23
3.4.2. Destek vektör makinası metodu (DVMM)	24
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	25
5. SONUÇLAR	36
6. KAYNAKLAR.....	37
7. EKLER	42
EK - 1	42
ÖZGEÇMİŞ	



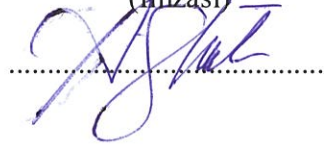
AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Holter EKG İşaretleri Üzerinden Otomatik Atrial Fibrilasyon Tespiti” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak bulunduğunu belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

26/12/2017

Anıl Can GÜZELER

(İmzası)



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

atım/dk: Atım/dakika

db : Daubechies ana dalgacığı

dk : Dakika

Hz : Hertz

mm : Milimetre

mV : Milivolt

sn : Saniye

° : Derece

% : Yüzde

, : Ondalık ayırıcı olarak virgül kullanılmıştır.

Kısaltmalar

AF : Atrial Fibrilasyon

AB : Atrial Bigemi

ADDM: Ayrık Dalgacık Dönüşümü Metodu

AFB : Alçak Frekans Bandı

AFR : Atrial Fibrilasyon Ritmi

AV : Atriyoventriküler Demet

ÇAFB : Çok Alçak Frekans Bandı

DDM : Dalgacık Dönüşümü Metodu

DVMM: Destek Vektör Makinası Metodu

EKG : Elektrokardiyogram

HFD : Hızlı Fourier Dönüşümü

IVR : İdioventriküler Ritim

KHD : Kalp Hızı Değişkenliği
Mİ : Miyokart İnfarktüs
NSR : Normal Sinüs Ritmi
RRA : RR Aralığı
SA : Sinoatrial Düğüm
SBR : Sinüs Bradikardisi
SDDM: Sürekli Dalgacık Dönüşümü Metodu
SVTA : Supraventriküler Taşıaritmisi
T : Ventriküler Trigemi
UAFB : Ultra Alçak Frekans Bandı
VB : Ventriküler Bigemi
VT : Ventriküler Taşikardi
YFB : Yüksek Frekans Bandı

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Çalışmanın genel yapısı ve işlem adımları	2
Şekil 2.1. Kalbin genel yapısı ve bölümleri	4
Şekil 2.2. Kalp üzerinde iletim sistemi elemanlarının gösterimi	6
Şekil 2.3. EKG sinyalinin kayıt edildiği kağıt ve özellikleri	7
Şekil 2.4. EKG işareti	7
Şekil 2.5. AF'nin EKG kaydındaki görüntüsü	10
Şekil 3.1. Long Term AF Database (ltafdb)'de 11 nolu sinyal (orijinal hal)	15
Şekil 3.2. MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (nsrdb)'de 16265 nolu sinyal (orijinal hal)	15
Şekil 3.3. Normal Sinüs EKG İşareti Üzerinden RRA'nın Görünümü	16
Şekil 3.4. 16265 nolu NSR'nin ham RRA dizilerinin görünümü	17
Şekil 3.5. a) 16272 nolu EKG işaretinde artefakt oluşan bölge b) 16272 nolu EKG işaretinde artefakt oluşan bölgenin RRA dizisinde görülmesi c) 16272 nolu EKG işaretinde artefaktan arınmış RRA verisi	17
Şekil 3.6. 16265 nolu NSR'nin RRA dizilerinde bulunan kalp atım sayılarının zaman eksenine dönüştürülmesi	18
Şekil 3.7. 11 nolu AFR'nin RRA dizilerinde bulunan kalp atım sayılarının zaman eksenine dönüştürülmesi	18
Şekil 3.8. KHD analizi işlem basamakları	19
Şekil 3.9. KHD analizi için frekans bantları	19
Şekil 3.10. 16265 nolu NSR EKG işaretinin RRA dizilerinin yeniden örneklenmesi ve kübik interpolasyon uygulanması	20
Şekil 3.11. 11 nolu AFR EKG işaretinin RRA dizilerinin yeniden örneklenmesi ve kübik interpolasyon uygulanması	20
Şekil 3.12. 16265 nolu NSR için RRA dizilerinin interpolasyon olmadan önceki hali ve interpolasyon uygulanmış hali	21
Şekil 3.13. 11 nolu AFR için RRA dizilerinin interpolasyon olmadan önceki hali ve interpolasyon uygulanmış hali	21
Şekil 3.14. Temel bir Boxplot çıktısı ve ifade ettiği istatistiksel verilerin konumları	24

Şekil 4.1. 16265 nolu NSR için db1 dalgacığında yaklaşım ve detay bileşenleri	25
Şekil 4.2. 11 nolu AFR için db1 dalgacığında yaklaşım ve detay bileşenleri	25
Şekil 4.3. 4 Hz seviye-frekans dalgacık ağacı	26
Şekil 4.4. db1 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	26
Şekil 4.5. db2 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	26
Şekil 4.6. db3 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	27
Şekil 4.7. db4 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	27
Şekil 4.8. db5 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	27
Şekil 4.9. db6 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri	28
Şekil 4.10. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama belirginlik değerleri	32
Şekil 4.11. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama hassasiyet değerleri	32
Şekil 4.12. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama doğruluk değerleri	33

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. db1 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	29
Çizelge 4.2. db2 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	29
Çizelge 4.3. db3 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	30
Çizelge 4.4. db4 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	30
Çizelge 4.5. db5 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	31
Çizelge 4.6. db6 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları	31
Çizelge 4.7. Önceden yapılan bazı çalışmalarla bu çalışmanın karşılaştırılması	34



1. GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Tanıtımı

Kardiyolojik hastalıklar dünya genelinde ölüm veya felç durumuna sebep olan öncü etmenlerdir. Dünya Sağlık Örgütü (The World Health Organization-WHO) verilerine göre her yıl 15 milyon kişi bu sebeplerden etkilenmektedir (Sejr vd. 2017). Bu tarz hastalıkların tanı, teşhis ve tedavi aşamaları oldukça önemli bir seviyededir. Özellikle de mühendislik bilimi bu aşamaları kolaylaştırmak için durmaksızın çalışmaktadır. Yapılan bu çalışmalar sayesinde sağlık ve mühendislik disiplinleri ortak paydada buluşmakta ve etkili çözümler üretilmektedir.

İnsan vücudunun pompası şeklinde görev yapan kalp, kardiyolojik hastalıkların belirlenmesinde özel sinyaller üretmektedir. Bu sinyaller EKG (Elektrokardiyogram), Holter EKG, Hasta Başı Monitör vb. gibi cihazlar ile ölçülmekte, takip edilmekte ve anlamlı verilere dönüştürülmektedir. Alınan bu veriler tasarlanan çeşitli algoritmalar sayesinde analiz edilmektedir. Bu algoritmalar cihazlara eklenerek ya da bilgisayar arayüzü şekline dönüştürülerek yazılım haline getirilmektedir. Oluşturulan bu yazılımlar ise hekime tanı koymasında yardımcı olacak uygulamalar haline dönüştürülmektedir. Hekimler bu sayede değerlendirmelerini hızlı ve etkili bir biçimde yapmaktadırlar.

Bu çalışmada özel bir aritmi çeşidi olan AF (Atrial Fibrilasyon) için otomatik tespit yazılımı tasarlanmıştır. Şekil 1.1’de görüldüğü gibi çalışma öncelikle veri tabanının belirlenmesi aşamasıyla başlamıştır. Bu aşamada veri tabanları incelenmiş ve çalışmaya alınacak EKG kayıtları belirlenmiştir. Bu araştırmada hedef olarak aritmi hastaları ele alınmıştır. Burada aritminin en yaygın görülen hali AF üzerine çalışmalar yapılmıştır.

Çalışma için veri tabanı belirlendikten sonra çalışmada kullanılacak veriler açık kaynaklı şekilde olan PhysioBank ATM veri tabanından seçilmiştir. Buradan AFR (Atrial Fibrilasyon Ritmi) ve NSR (Normal Sinüs Ritmi) içeren veriler temin edilmiştir.

Çalışmada ikinci aşama olarak veri tabanından seçilen EKG kayıtlarından alınan RRA (RR Aralığı) dizilerinin Matlab® ortamına aktarımı sağlanmıştır. Bu bağlamda diziler incelenmiş ektopik ve artefaktların temizlenmesi sağlanmıştır. Sonrasında ise diziler belirlenen frekans değerlerine göre yeniden örneklenmiş ve interpolate edilerek ön işleme adımları tamamlanmıştır.

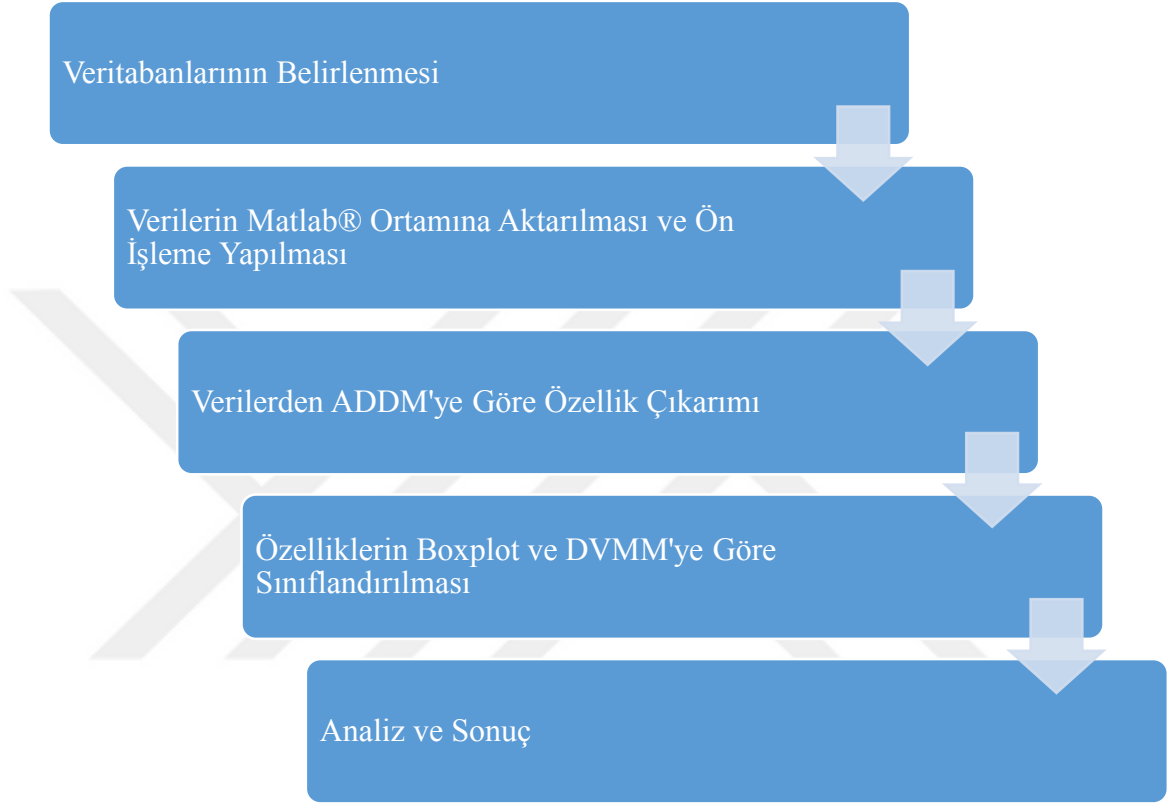
Üçüncü aşama olarak özellik çıkarımı yapılmıştır. Bu aşamada RRA dizilerine ADDM (Ayrık Dalgacık Dönüşümü Metodu) uygulanmış ve her bir seviyenin toplam enerji değerleri kayıt altına alınarak özellik çıkarma aşaması neticelendirilmiştir.

Dördüncü aşama olarak enerji seviyeleri Boxplot ile karşılaştırılmış ve AFR ile NSR’nin özellik çıkarımında elde edilen enerji verileri grafikler şeklinde ifade edilmiştir. Sonrasında ise DVMM (Destek Vektör Makinası Metodu) ile sınıflandırma yapısı tasarlanmış ve enerji seviyeleri karşılaştırılmıştır.

Belirtilen tüm bu aşamalar Matlab® programlayıcı ortamında oluşturulan yazılımlar dizisi sayesinde gerçekleştirilmiştir. Analiz neticesinde elde edilen bulgular

değerlendirilmiş ve iyileştirilmeler yapılmıştır. Yapılan iyileştirilmelerden sonra sonuçlar tartışılmış ve önceki çalışmalarla ilişkilendirilerek değerlendirmeler yapılmıştır.

Yapılan tüm çalışmalardan sonra nihai sonuçlar tablolar halinde ifade edilmiş ve başarı oranı yüzde cinsinden ortaya çıkarılmıştır. Çıkarılan sonuçların araştırmayla ilgili olarak bilime katkısı değerlendirilmiş ve bu çalışmanın geliştirilmesiyle ortaya çıkacak çalışmalar hakkında öneriler ve tespitler ifade edilmiştir.



Şekil 1.1. Çalışmanın genel yapısı ve işlem adımları

1.2. Çalışmanın Amacı

Bu çalışmaya konu kaynaklığı yapan AF en çok rastlanılan aritmi çeşitlerinden biridir (Sejr vd. 2017). AF'nin erken safhada teşhis edilmesi hastanın ölüm ve felç risklerinin azaltılması hususunda önem arz etmektedir.

Çalışmada AFR'nin NSR'den ayrılması hedeflenmiştir. Bu bağlamda özgün bir algoritma geliştirilmesi ve bu algoritmaya da bağlı olarak bir ayırt etme yazılımının ortaya çıkması amaçlanmıştır. Bu yazılımın yapılan birçok çalışmaya göre daha yüksek başarı oranları ile AF'yi tespit etmesi amaçlanmıştır.

AFR, EKG işaretlerinde farklı formlarda görülmektedir. Bu durumda AF sinyallerinin EKG'de ayırt edilmesini zorlaştırmaktadır. Çalışmanın amacı yüksek başarı oranlarına çıkmış ayırt etme algoritmasının, hekimlere AF ile ilgili tanı koymada kolaylık sağlayacak olmasıdır. Yapılan bu çalışmanın geliştirilmesi durumunda mevcut kullanılan EKG, Holter EKG, Hasta Başı Monitör vb. gibi EKG tabanlı cihazlara eklenecek

yazılımlar sayesinde tespit yazılımının uygulamada da kullanılabilmesinin sağlanması hedeflenmektedir.

Günümüzde tasarlanan cihazlar ve/veya yazılımlar hekimlere etkili bir biçimde yardımcı olmaktadır. Biyomedikal teknoloji olarak adlandırılan bu sektör özellikle ülkemizde gelişim aşamasındadır. Bu aşamada yapılan yazılımların, tasarlanan cihazların vb. bilim dünyasına katkısı ve bu bağlamda insan sağlığına doğrudan etkilerinin olması yapılan çalışmaları önemli bir seviyeye getirmektedir.

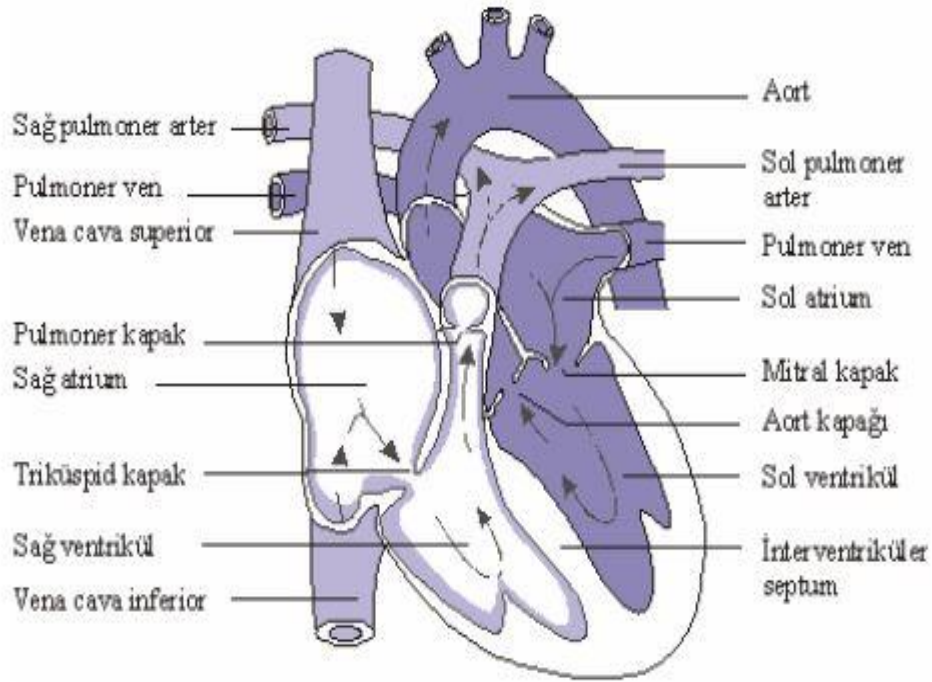
Tüm bu konular ışığında yapılan bu çalışma tıp bilimi ile mühendislik bilimini bir araya getirmeyi amaçlamaktadır. Yapay zekâ uygulamalarının hızla geliştiği günümüzde özellikle sağlık alanında yapay zekâ uygulamalarına ihtiyaç giderek artmaktadır. Biyolojik işaretlerin kullanım alanlarının gelişmesi veri sayısını arttırmaktadır. İşte tam da bu noktada yapay zekâ, verilerin analizini kolaylaştırmakta ve hızlı müdahale ortamları sağlamaktadır.



2. KAYNAK TARAMASI

2.1. Kalbin Anatomik Özellikleri

Kalp insan vücudunun sol tarafında bulunan ve göğüs kafesi tarafından korunan yumruk şeklinde bir organdır. Üst bölgesine taban, uç kısmına ise apeks denmektedir. Kalp, kanı damarlara pompalayan kassal bir pompa olarak vazife yapmaktadır. Kalp akciğerlere kan pompalayan sağ kalp ve vücuda kan pompalayan sol kalp olmak üzere iki ayrı pompa yapısından oluşmaktadır.



Şekil 2.1. Kalbin genel yapısı ve bölümleri

Şekil 2.1’de (Bilgin 2008) görüldüğü gibi Kulakçıklar (Atriyumlar), Karıncıklara (Ventriküller) göre zayıf bir yapıda olup hazırlayıcı olarak çalışmaktadır. Kalpte kulakçık kası, karıncık kası ve özelleşmiş uyarıcı iletici kas lifleri olmak üzere üç tip kas yapısı bulunmaktadır. Kalp kası yapıca çizgili görevce düz kaslara benzemektedir. Kalpte bulunan kaslar birleşerek sinüsyumları oluşturmuş ve bu sayede hücrelerden biri uyarılınca tüm hücrelerin uyarılması sağlanmıştır. Kalpte, kulakçık sinüsyumu ve karıncık sinüsyumu olmak üzere iki adet sinüsyum bulunmaktadır. Aksiyon potansiyelleri kulakçık sinüsyumundan karıncık sinüsyumuna AV (Atrioventriküler Demet) ile

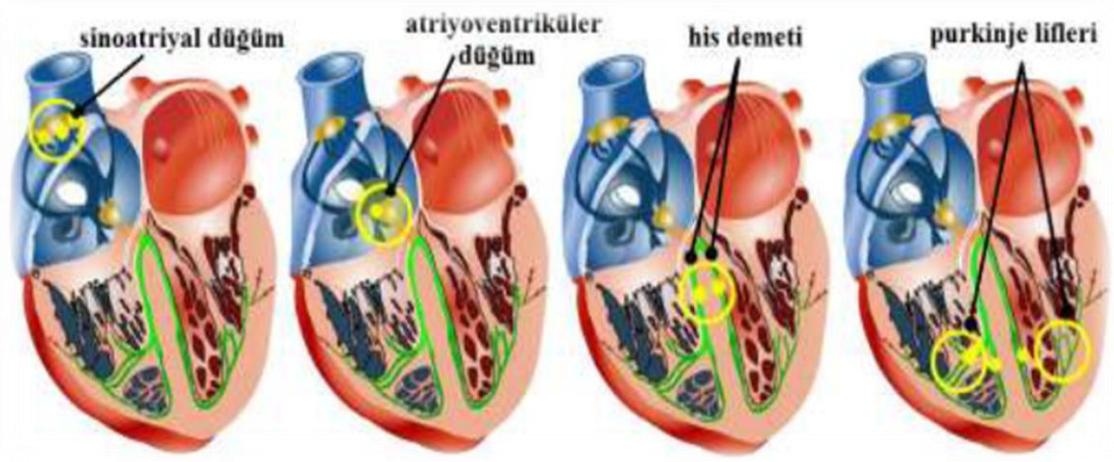
iletilmektedir. Burada sinüsyumların ayrı olması karıncıklarla kulakçıkların farklı zamanlarla kasılmasını sağlamaktadır (C.ERMİŞ 2017)¹.

Kalp otonom sinir sistemine bağlı çalışmaktadır. Ancak bu sistem uyarıyı başlatmak için değil var olan kasılmayı düzenlemek içindir. Kalp elektriksel olarak incelendiğinde dinlenme zar potansiyelinin normal kalp kasında -85 mV ile -95 mV arasında, özelleşmiş liflerde ise -90 mV ile -100 mV civarında olduğu görülmektedir. Bu bağlamda kalp,

- SA(Sinoatrial Düğüm),
- AV,
- His demetleri,
- Purkinje liflerinden oluşan bir ileti sistemine sahiptir.

Bu yapılar kalp kasının özelleşmesi sonucunda oluşmuştur. Bu yapıların çalışma şekli ve uyarım sırası Şekil 2.2’de (MEGEP) ifade edilmiştir. SA, sağ kulakçığın üst köşesinde 1 mm boyutunda küçük bir hücre topluluğudur. Kalbin ilk uyarı odağıdır. Görevi, 60 – 100 atım/dk aralıklarında elektriksel uyarı üretmek ve kalp hızını kontrol etmektir. Uyarı, önce sağ kulakçığa daha sonra da sol kulakçığa yayılır. AV, kulakçıkların ve karıncıkların kesiştiği yerde bulunur. SA’dan çıkan uyarı, atrial ileti sistemi ile AV’ye ulaşır. Görevi, karıncıkları kulakçıklardan kaynaklanan aşırı hızdan korumak ve sistol öncesi karıncıkların dolmasına imkân veren fizyolojik bir ileti gecikmesi olan 0.1 sn’yi sağlamaktır. SA yeterli uyarı üretemezse AV, 40 – 60 atım/dk hızında uyarı üretebilmektedir. His demeti sağ ve sol dal demetleri olarak iki kola ayrılmaktadır. Uyarıların karıncıkların distal kısımlarına ulaşabilmesi için hızlı bir yol sağlar. Uyarı çıkarma kapasitesi 15 – 40 atım/dk’dır. Purkinje lifleri, miyokart içindeki kas fiberleridir. Elektriksel uyarının karıncıklar içinde çok hızlı yayılmasını ve karıncıkların düzenli olarak kasılmasını sağlar (MEGEP).

¹Sözlü Görüşme, 2017, Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Kardiyoloji Anabilim Dalı Dumlupınar Bulv. Konyaaltı/Kampüs/ANTALYA



Şekil 2.2. Kalp üzerinde iletim sistemi elemanlarının gösterimi

Tüm bu bilgiler ışığında kalp elektriksel sinyallerle çalışmaktadır. Elektriksel sinyalleri üreten ve kullanan bir organ olarak karşımıza çıkmaktadır. Bundan dolayı kalbin oluşturduğu sinyalleri anlamlandırmak ve yorumlamak kalbin işleyişini ya da işleyiş bozukluklarını ifade etmek için önem arz etmektedir.

2.2. Elektrokardiyogram (EKG) ve Holter EKG

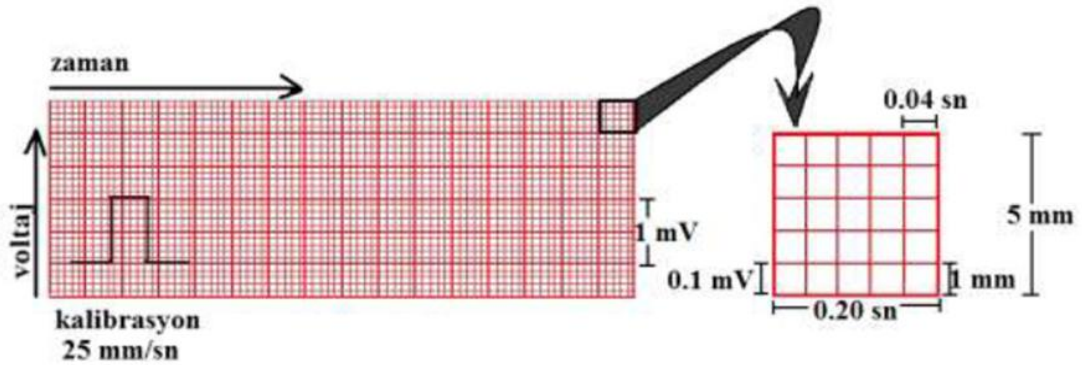
EKG, kalp kasının kasılma şeklini gösteren, kalbin ritim ve iletim bozukluklarını belirleyen, koroner yetmezlik veya Miyokart İnfarktüs (Mİ) tanısını koymaya yarayan, kalp kasında kalınlaşma ve kalp boşluklarında genişlemenin saptanabilmesine olanak tanıyan, elektronik kalp pilinin işlevlerinin değerlendirilmesini sağlayan, bazı kalp ilaçlarının etkileri ve elektrolit dengesizliği (özellikle potasyum eksikliği veya fazlalığı) araştırılabilmesine olanak sağlayan, kalp dışı hastalıkların kalbe etkilerini araştırabilmeyi mümkün kılan kalp sinyalinin alınmasını veya kaydedilmesine yarayan ölçüm sistemidir (Morris vd. 2003).

EKG ölçüm düzeni, elektrokardiyograf olarak isimlendirilir. Elektrokardiyograf yardımıyla kaydedilen grafiğe EKG denilmektedir. Elektrokardiyograf ile ölçümler temelde Einthoven Üçgeni metoduyla yapılmaktadır. EKG ölçümü kardiyak vektörünün iz düşümünün belirlenmesi ve buna bağlı olarak birbirleriyle 60°'lik açılar yapan üç eksen üzerindeki iz düşümlerinin ölçülmesiyle yapılmaktadır. Bu eksenlerin belirlediği üçgen Einthoven Üçgeni ile ifade edilmiştir. (M. AVKAROĞULLARI 2016)¹.

Ölçüm yapılan sinyaller kâğıt şeritler üzerine, bir manyetik banda ya da elektronik hafıza üzerine kayıt yapılabilir. Burada EKG sinyalinin kayıt altına alındığı kâğıt özel niteliktedir. EKG kâğıdında yatay eksen zaman, dikey eksen ise voltaj değeri ile ilgili bilgileri içermektedir. Yatay eksen, 1 mm boyutundaki küçük kare, 0,04 sn'lik zamanı, 5 mm boyutundaki kalın çizgili büyük kare ise 0,20 sn'lik zamanı gösterir. Dikey eksen ise 1 mm boyutundaki küçük kare 0,1 mV elektrik akımını, 10 mm boyutundaki iki büyük

¹ Sözlü Görüşme, 2016, Memorial Antalya Hastanesi Kardiyoloji Bölümü Yıldırım Beyazıt Cad. Kepez/ANTALYA

kare ise 1 mV'luk elektrik akımını temsil etmektedir (Morris vd. 2003; MEGEP)(Şekil 2.3).

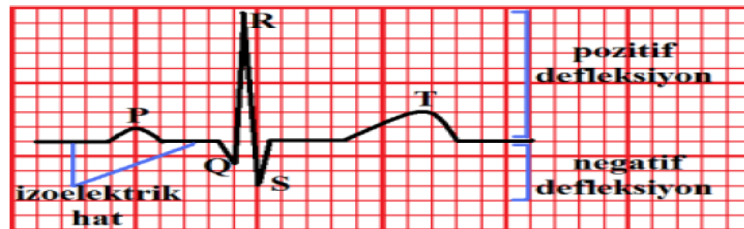


Şekil 2.3. EKG sinyalinin kayıt edildiği kağıt ve özellikleri

Aritmiler EKG kayıtlarında çeşitli formlarda karşımıza çıkmaktadır. Ancak AF aritmisi bazı koşullarda dönemsel olarak karşımıza çıktığı için elektrokardiyografda izlenememektedir. Bu bağlamda elektrokardiyografin özelleşmiş hali olan ve çoğunlukla aritmi incelemesi için kullanılan Holter EKG'ler tasarlanmıştır. Holter EKG'ler özellikle uzun süreli (çoğunlukla 12 – 24 saat) kayıtlarda kullanılmaktadır. Hastanın rutin hayat koşulları içinde kalp sinyallerindeki değişimleri bir hafıza birimine kaydetmektedir. Bu sayede tüm süreçte yaşanan değişimler hekimler tarafından yorumlanabilmektedir. Ancak bu süreçte fazla miktarda veri kayıt altına alındığı için yorumlama ve analiz zorlaşmaktadır. Bundan dolayı Holter EKG verilerinin incelenmesi için hekimî yönlendirici yazılımlara ihtiyaç duyulmaktadır.

2.3. EKG İşaretinin Özellikleri

EKG işareti, P – QRS - T dalga dizisi şeklinde kalbin sürekli ürettiği elektriksel işaretler olarak tanımlanır. EKG'de kalp siklusları bulunmaktadır. Bu ifadeler EKG işaretini oluşturan dalgaların başlangıç ve bitiş noktalarını ifade etmektedir. İki kalp siklusu arasında yatay düz çizgiye, izoelektrik hat (bazal çizgi) denir. EKG işaretinde bulunan dalgaların izoelektrik hattın altında veya üstünde kalması olayına defleksiyon denir. Bu durum elektriksel akımın yönü ile değişerek bazal çizginin altında ise negatif üzerinde ise pozitifdir olmaktadır (Şekil 2.4)(MEGEP).



Şekil 2.4. EKG işareti

2.3.1. PR aralığı

EKG sinyalinin ilk kısmını PR aralığı oluşturmaktadır. Bu kısım P dalgası ile başlamaktadır. P dalgası 0,25 mV civarındadır. SA'dan AV'ye doğru oluşan uyarım sonucu oluşmaktadır. Bundan dolayı kulakçıkların depolarizasyonunu sağlamaktadır. PR aralığı 0,12 sn ile 0,21 sn arasındadır (Morris vd. 2003).

2.3.2. QT aralığı

EKG sinyalinin ikinci kısmını QT aralığı oluşturmaktadır. Bu kısım QRS kompleksini, ST segmenti ve T dalgasını içermektedir. QRS kompleks kulakçıkların repolarizasyonunu, karıncıkların ise depolarizasyonunu ifade eder. Yaklaşık olarak 0,10 sn'dir. QRS kompleksinin genliği yaklaşık 3 mV'tur. Q, R ve S sinyallerinin birleşimi ile oluşmuştur. ST segment karıncıkların depolarizasyonunun bitimi kulakçıkların repolarizasyonunun başlangıcını ifade etmektedir. T dalgası ise karıncıkların repolarizasyonu olarak karşımıza çıkmaktadır. Zaman aralığı değişkendir. Genliği ise takip eden R dalgasının 2/3'ü kadardır (Morris vd. 2003).

2.3.3. EKG'de okunan kalp derivasyonları

EKG'de I, II, III, V1, V2, V3, V4, V5, V6, aVR, aVL ve aVF şeklinde ifade edilen derivasyonlar mevcuttur. Bu derivasyonlardan; I, II, ve III, iki kutuplu kol bacak derivasyonları olarak ifade edilmektedir. V1, V2, V3, V4, V5 ve V6 derivasyonları göğüs derivasyonu olarak adlandırılmaktadır. aVR, aVL ve aVF derivasyonları ise tek kutuplu kol bacak derivasyonlarıdır.

Bu derivasyonlar niteliklerine göre EKG ile tespit edilen hastalıkların tanısının konmasında farklı bilgiler ifade etmektedir. Her birinden alınan veriler kalp ile ilgili olarak farklı olayları ifade etmekte ve yazılım veya hekim tarafından yorumlanmaktadır. Holter EKG kaydı için özellikle göğüs derivasyonları kullanılmaktadır.

2.4. Atrial Fibrilasyon (AF) Aritmisi

AF en sık gözlenen ritim bozukluklarından biridir (Morris vd. 2003). AF'de uyarılar atriyumda düzgün bir şekilde yol alacaklarına atriyum içinde aynı anda sayısız uyarı dalgası oluşup farklı yönlerle hareket ederler ve AV'den geçmek için birbirleriyle yarışmaktadırlar. Bu uyarılar kalbin elektriksel sistemi dışındaki dokulardan kaynaklanmaktadır. Böylesine uyarıların oluşması ile çok hızlı ve organize olmayan bir kalp ritmi oluşmaktadır. Kulakçıklardaki uyarı sayısı 300-600 atım/dk arasındadır. Ancak AV karıncıklara geçen uyarı sayısını sınırlayıcı özelliğe sahiptir. Sonuçta nabız sayısı genellikle 150 atım/dk'nın altında olmakla beraber şikâyeteye yol açabilecek kadar da hızlı olabilmektedir (Clinic 2017).

AF'nin EKG üzerinde en etkili göstergeleri yok olmuş P dalgası ve düzensiz oluşmaya başlayan QRS komplekstir (Morris vd. 2003). Diğer bir ifade ile RRA düzensizleşmektedir. Bu bağlamda oluşan fibrilasyon dalgaları bazal çizgiyi de bozmaktadır.

AF'yi tetikleyen en önemli unsurlar; kulakçık prematüre atımları, kulakçık çarpıntısı, supraventriküler taşikardiler, bradikardi ve akut kulakçık gerilmesidir. AF'ye sebep olan etmenler ise

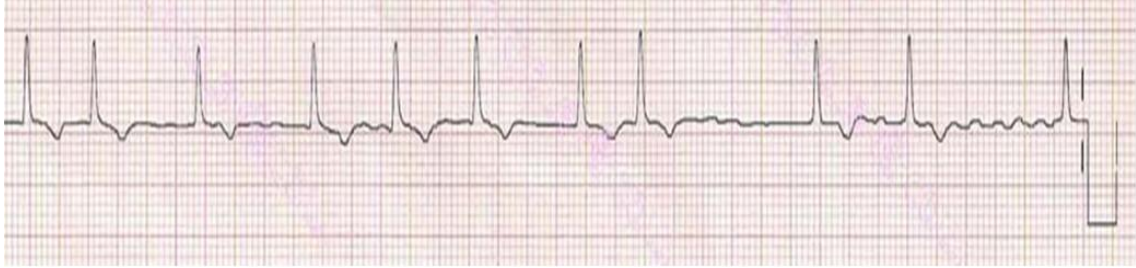
- Yüksek kan basıncı (hipertansiyon),
- Koroner arter hastalığı,
- Kalp kapak hastalıkları (özellikle mitral darlığı),
- Tiroid bezi hastalıkları,
- Kalp cerrahisi,
- Kronik akciğer hastalıkları (amfizem, astım vb.),
- Kalp yetmezliği,
- Kardiyomiyopati (kalp yetmezliğine yol açan kalp kası hastalığı),
- Doğumsal kalp hastalıkları,
- Pulmoner embolizm (akciğer damarları içine pıhtı gitmesi),
- Perikardit (kalp dış zarının iltihabı), şeklinde ifade edilmektedir.

AF yaşlılardaki en büyük felç (inme) nedenlerinden biri, kalpten kaynaklanan felç nedenlerinin ise başta gelenidir. Birçok AF'li insan uzun yıllar problemsiz bir hayat sürmektedir ancak kulakçıklar hızlı ve düzensiz kasıldıkları için kan akışı eskisi gibi hızlı olamamaktadır. Bu da kulakçıklar içinde kanın pıhtılaşmasını kolaylaştırmaktadır. Eğer bu pıhtı yerinden kopup kalpten dışarı pompalanırsa büyük oranda beyin damarlarını tıkayıp inmeye yol açabilmektedir. Toplumsal olarak hastaların geneli değerlendirilirse AF'li hastalarda inme riski 5 kat daha fazladır. AF'li hastalarda oluşan pıhtıların yaklaşık yarısı beyine gidip inmeye yani felç durumuna yol açarken, diğer yarısı ise böbrek bağırsak vb. gibi diğer organlara gidip çeşitli problemlere hatta ölüme dahi yol açabilmektedir. AF, diğer kalp hastalıkları ile kalbin pompalama gücünde yaklaşık %20 - %30 azalmaya yol açabilmektedir. Bu şekilde gelişen güç kaybı çoğunlukla mitral yetersizlik durumunda oluşmaktadır. AF gelişimi sebebi ile hastaların yaşam kalitesi olumsuz anlamda değişmektedir. Yüksek kalp hızı ile beraber olan AF uzun vadede kalp yetmezliğine sebebiyet vermektedir (Clinic 2017).

AF geliştiğinde çarpıntı, enerji kaybı ve yorgunluk, sersemlik hissi, bayılacak gibi olma, baş dönmesi, göğüste rahatsızlık hissi (ağrı, basınç, huzursuzluk), nefes darlığı gibi belirtiler ortaya çıkmaktadır. Bunlar arasında en yaygın olanı çarpıntı olarak görülmektedir (Clinic 2017).

AF aritmisinin üç çeşidi bulunmaktadır. Bunlar Paroksizmal, Persistent ve Permanent'tir. Paroksizmal AF (PAF), hastada sürekli olarak ortaya çıkmayan AF olarak ifade edilmektedir. Bir başka ifade ile NSR ve AFR'nin çeşitli sürelerle birbirini

izlemesidir. Persistent AF hastada kalıcı AF'nin oluşmasıdır. Ancak hastaya ritim ilaçları ya da kardiyoverisyon uygulayarak NSR elde edilmesi sağlanabilmektedir. Permanent AF ise Persistent'da olduğu gibi kalıcı AF'dir. Ancak burada AF kronikleşmiştir ve kalp NSR davranışı gösterememektedir (Kirchhof vd. 2016).



Şekil 2.5. AF'nin EKG kaydındaki görüntüsü

AF'nin EKG işaretindeki belirtileri Şekil 2.5.'de gösterildiği gibi P dalgasının kaybolmuş olması, RRA'nın düzensizleşmesi ve bazal çizginin kaybolmasına sebebiyet veren fibrilasyon dalgalarıdır.

Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Kardiyoloji Anabilim Dalı'nda yapılan çalışmalar neticesinde çeşitli hastalardan elde edilen Holter EKG verileri incelenmiştir. Burada AF belirteçlerinin V2, V3 ve aVF derivasyonlarında en rahat şekilde görüldüğü tespit edilmiştir. Ayrıca AF için en önemli unsurun RRA olduğu da yapılan çalışmalardan öğrenilmiştir. Gözlemlenen bu veriler çalışma için materyal ve metot belirlenmesi açısından önem oluşturmıştır¹.

2.5. Önceden Yapılmış Çalışmalar

AF'nin otomatik tespiti için farklı tekniklerle birçok çalışma yapılmıştır. E. Ros ve arkadaşları (2004) AF'nin özellikle paroksizmal türü üzerine çalışma yapmışlardır. Çalışma yaptıkları sinyallerin P dalgası ve RRA kısımlarını parametre olarak kullanıp sınıflandırma algoritmasına yerleştirmişlerdir. Bu sayede % 68 ile % 80 arasında sınıflandırma başarı oranı yakalamışlardır. K. Jiang ve arkadaşları (2012) yapmış oldukları çalışmada Holter EKG kayıtları üzerinden AF'yi otomatik olarak tespit etmişlerdir. Öncelikli olarak P dalgalarını ve R dalgalarını yakalamışlardır. Bu sayede sınıflandırma algoritması için özellik çıkarmı işlemi yapmışlardır. Sonuç olarak % 96,3 hassasiyet değerini elde etmişlerdir. C. Gumbnger ve arkadaşları (2012) öncelikli olarak yapmış oldukları çalışmada AF'nin iskemik inmeye sebebiyet vereceğini belirtmişlerdir. Heidelberg Üniversitesi'nde 9 aylık bir çalışma yapmışlar ve Holter EKG sayesinde AF'nin görüntülenebileceğini ifade etmişlerdir. Bradikardi ve taşikardileri tespit ederek AF tespiti yapmışlardır. R. J. Martis ve arkadaşları (2013) MIT-BIH Arrhythmia ve MIT-BIH Atrial Fibrillation veritabanlarını kullanmışlardır. Buradan elde ettikleri sinyallerin öncelikli olarak QRS komplekslerini tespit etmişlerdir. Daha sonrasında ise Naive Bayes ve Gaussian Mixture Model sınıflandırma metotlarını kullanarak AF'yi % 99,33 ile % 99,42 hassasiyet oranlarında ayırt etmişlerdir. A. Haeberlin ve arkadaşları (2014) AF

¹ Bu çalışma Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu tarafından 70904504/76 sayılı kurul raporu ile gerçekleştirilmiştir.

hastaları üzerinden kayıt almışlardır. Aldıkları kayıtlarda bulunan sinyallerin RRA'larını analiz etmişler ve % 98,5 ile % 80,21 değerleri arasında başarı oranı elde etmişlerdir. S. Asgari ve arkadaşları (2015) materyal ve metot olarak ön işleme, özellik çıkarma ve AF sınıflandırması kullanmışlardır. Ön işleme aşamasını veri bölme, bant geçiren filtreleme, değişmeyen DDM (Dalgacık Dönüşümü Metodu) ile oluşturmuşlardır. Özellik çıkarma aşamasını ortalama güç oranının tepesi ile güç spektral yoğunluğu ve kayıt enerji entropisiyle ifade etmişlerdir. Güç oranının tepesi özelliğini kullanarak dalgacık dönüşümü seviyelerinde elde edilen yaklaşımların güç spektrumlarını çıkarmışlardır. Matlab®'da bulunan dalgacık dönüşümü paketi ile logaritmik entropi işlemi gerçekleştirmişlerdir. Sınıflandırma aşamasında ise DVMM ile Gaussian Kernel fonksiyonu kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH AF database kullanılmıştır. Sonuç olarak % 97 başarı oranı ile AF'yi tespit etmişlerdir. J. Felix ve arkadaşları (2015) yapmış oldukları çalışmalarında atrial elektrogramlardan elde ettikleri sinyallere SDDM (Sürekli Dalgacık Dönüşümü Metodu) kullanarak ayrıştırma işlemi yapmışlardır. Sinyale alçak ve yüksek geçiren filtreler uygulanmışlardır. Bu işlemler sonucunda ortalama olarak % 99,18 hassasiyette tespit yapmışlardır. K. H. Yoon ve arkadaşları (2015) MIT-BIH AF, MIT-BIH NSR, BIDMC ve CHF RRI veri tabanlarından RRA serilerini almışlardır. Bu serileri normalize ederek ardışık RR farklarını; rms değeri, basit entropi ve Shaanon entropi olmak üzere üç aşamalı istatistiksel analizden geçirmişlerdir. Yaklaşık olarak % 96 oranında doğruluk değeri elde etmişlerdir. N. Nuryani ve arkadaşları (2015) EKG işaretlerinin RRA'larına doğrudan DVMM sınıflandırma algoritması uygulayarak % 97,50 oranında doğruluk elde ederek NSR'yi AFR'den ayırmışlardır. M. Carrara ve arkadaşları (2015) çok değişkenli regresyon modeli ve k-NN metodu ile NSR ile AFR işaretlerini RRA serileriyle sınıflandırmış ve % 98 doğruluk oranı yakalamışlardır. K. Padmavathi ve K. S. Ramakrishna (2015) yapmış oldukları çalışmada Yule-Walker ve Burg's metotlarını kullanarak özellik çıkarımı yapmışlardır. Bu sonuçları k-NN ve DVMM sınıflandırıcılarında analiz etmişlerdir ve uzunluğu en fazla 30 sn olan veriler kullanmışlardır. M. S. Kim ve arkadaşları (2015) AFR ve NSR işaretlerinden R noktalarını yakalamışlardır. Buradan RRA sürelerini çıkarmışlardır. ADDM kullanarak sinyallerden özellik çıkarımı yapmışlardır. Bu özelliklerden HFD ile enerji seviyeleri elde etmişlerdir. Bu seviyeleri Poincare Plot ile ayırtmışlardır. % 99,94 hassasiyet oranı elde etmişlerdir. J. Oster ve G. D. Clifford (2015) AFR ve NSR'lerden oluşan EKG kayıtlarından RRA'ları çıkarmışlardır. Bu özelliklere sınıflandırma algoritmaları uygulamış ve yaklaşık olarak % 95 başarı oranı elde etmişlerdir. G. Dakos ve arkadaşları (2015) AF'nin Hipertansiyon'a etkilerini araştırmak amacı ile otomatik AF tespiti çalışması yapmışlardır. Verileri Hipertansiyon hastalarından almışlardır. AFR'lerin P dalgalarını enerji yönünden incelenmiştir. P dalgalarının enerji çıktıları DDM ile hesaplanmıştır. Bu tespitlere bağlı olarak gün-risk grafiği oluşturmuşlardır. S. Ladavich ve B. Ghoraani (2015) yapmış oldukları çalışmada AFR ile NSR işaretlerinde P dalgasının olup olmamasına göre ayırt etme algoritması tasarlamışlardır. Burada Gaussian modelini kullanmışlardır. % 98,05 oranında hassasiyetle başarı oranı elde etmişlerdir. J. Ródenas ve arkadaşları (2015) AFR ve NSR işaretlerinin TQ aralıklarını dalgacık entropisine göre EKG üzerinden analiz etmişlerdir. Analiz ettikleri verileri sınıflandırmışlardır. AFR ile NSR ayırma oranını % 96,40 bulmuşlardır. M. García ve arkadaşları (2016) AFR ve NSR verilerini EKG işaretinin QT aralıklarından yararlanarak ayırtmışlardır. Bu işlemler esnasında DDM'den enerji çıkarımı yapmışlardır. Sonuç olarak % 91,20 oranında ayırımı yapmışlardır. S. H. Lee ve arkadaşları (2016) kalp pili için bir algoritma tasarlamışlardır. Bu algoritmada kalp atımlarının genlik değerleri

yakalanmış ve buna göre AFR % 96,64 başarı oranına göre ayrıştırılmıştır. K. K. Patro ve arkadaşları (2016) çeşitli aritmilere sahip EKG işaretlerinin P, QRS ve T dalgalarını DDM'ye göre analiz etmişler ve bu noktaların yakalanması ile ortalama olarak % 98,70 başarı oranı yakalamışlardır. Ayrıca bu aşamada AFR olan işaretlerin P, QRS ve T noktalarını % 100 başarı oranı ile tespit etmişlerdir. R. Mabrouki ve arkadaşları (2016) doğrusal olmayan istatistiksel analiz sayesinde RRA üzerinden AF tespiti yapmışlardır. Burada MIT-BIH AF Database'den % 99,65 MIT-BIH Arrhythmia Database'den % 97,91 başarı oranlarını elde etmişlerdir. C. Yuan ve arkadaşları (2016) RRA kullanarak karmaşık öğrenme metoduyla % 96,56 hassasiyet oranında AF yakalama başarısı elde etmişlerdir. A. Kennedy ve arkadaşları (2016) yeni bir veritabanı oluşturup EKG işaretlerini elde etmişlerdir. Bu işaretlerden elde ettikleri RRA serilerini CoSen, CV, RMSSD ve MAD metotları ile analiz etmişlerdir. Sonrasında ise bu metotlardan % 97,6 ile % 92,8 arasında hassasiyetle başarı oranları elde etmişlerdir. B. Ayers ve arkadaşları (2016) RRA dizilerini RdR map metodu ile sınıflandırmış ve % 83 başarı oranı elde etmişlerdir. A. Deshmukh ve arkadaşları (2016) Holter EKG İşaretlerinden elde ettikleri RRA'ları sınıflandırmışlardır. Bunun sonucunda bölüm tespiti olarak % 94,7 sürekli durum tespiti olarak %95 başarı oranı yakalamışlardır. I.A. Marsili ve arkadaşları (2016) yapmış oldukları çalışmada Holter cihazı için AFR'nin yakalanmasını mümkün kılan bir algoritma tasarlamışlardır. Bu algoritma EKG işaretlerinin QRS komplekslerini yakalanması üzerine oluşturulmuştur. R noktaları belirli bir eşik seviyesine göre analiz edilmiştir. Sonuç olarak % 98 başarı oranıyla AFR'ler ayırt edilmiştir. S. Mittal ve arkadaşları (2016) çeşitli zaman aralıklarında adlıkları EKG işaretlerinden AF tespiti yapmışlardır. Sonuç olarak % 39 ile % 96 arasında başarı oranları yakalamışlardır. Bu oranların zaman aralıklarına ve işaretlerin alınıp tipilerine göre farklılık gösterildiği belirtilmiştir. S.-M. Shan ve arkadaşları (2016) AF tespiti için 468 hastanın verisini kullanmışlardır. Burada Fotoplethysmogram metodu ile kalp hızı verilerini analiz etmişlerdir. Sonrasında DVMM ile sınıflandırma yapmışlar ve % 97,1 oranında başarı elde etmişlerdir. P. Kora ve K. S. R. Krishna (2016) NSR ve AFR'leri SDDM'den geçirip özellik çıkarımı yapmışlardır. Çıkarılan özellikleri Bat algoritması ile optimize etmişlerdir. Son olarak oluşan veriler tasarlanan yapay sinir ağına göre analiz edilmiştir. % 96,97 başarı oranı elde etmişlerdir. J. A. Annavarapu ve P. Kora (2016) Conjugate Symmetric-Complex Hadamard dönüşümü ile AFR ve NSR'den özellik çıkarımı yapmışlardır. Bu özellikleri Lvenberg-Marquardt sinir ağı ile sınıflandırmışlardır. Sonuç olarak % 99,97 oranında başarı elde etmişlerdir. S. Islam ve arkadaşları (2016) AF tespitini KHD'ye (Kalp Hızı Değişkenliği) göre yapmıştır. Burada çeşitli aşamalarda sinyali normalize etmişlerdir. Sonuç olarak % 96,39 oranında başarı oranı elde etmişlerdir. A. Gutiérrez-Gnecchi ve arkadaşları (2017) PhysioNet'den aldıkları 17 adet EKG işaretini DDM ile ön işleme yapmışlardır. Buradan aldıkları P ve T dalgalarının konum verilerini olasılıksal ağ ile sınıflandırmışlardır. Sonuç olarak çeşitli aritmi tiplerini çeşitli oranlarda yakalamışlardır. AFR için % 92,69 başarı oranı elde etmişlerdir. T. Hurnanen ve arkadaşları (2017) Seismokardiyogram ile KHD değişimin analizini yapmışlardır. AFR ve NSR'den elde ettikleri verileri Linear Least-Squares sınıflandırıcısıyla analiz etmişlerdir. S. Islam ve arkadaşları (2017) Heaviside fonksiyonu sayesinde RRA'dan çok parametrelilik özellik çıkarımları yapmışlardır. Çıkan özellikleri DVMM ile sınıflandırmışlardır ve % 99,17 oranında sonuç elde etmişlerdir. Bu sonucu daha önceden yapmış oldukları çalışma (Islam vd. 2016) ile de kıyaslamışlardır. F. T. Johura ve arkadaşları (2017) çalışmalarında NSR ve AFR'lerin RRA'larını incelemişlerdir. Burada R noktalarını yakalayıp RRA dizilerini oluşturmuşlardır. Sonuç

olarak elde ettikleri verileri eşik seviyesi algoritması ile kıyaslayıp % 98 oranında hassasiyet elde etmişlerdir. P. Kora ve arkadaşları (2017) elde ettikleri NSR ve AFR'lerin R noktalarının özelliklerini kullanarak Hadamard dönüşümüne tabi tutmuşlardır. Buradan elde ettikleri özellikleri DVMM gibi sınıflandırıcılara ekleyerek tespit oranı elde etmişlerdir. Yapmış oldukları çalışmada % 96,97 oranında hassasiyetle algılama yapmışlardır. P. Sanders ve arkadaşları (2016) NSR ve AFR işaretlerinin RRA ve P dalgalarını her iki dakikada bir alarak sınıflandırmışlardır. Bu sayede % 99,4 oranında başarı oranı elde etmişlerdir. D. Riera ve arkadaşları (2017) Fotopletismografi yöntemiyle elde ettikleri AFR ve NSR verilerini DVMM ile sınıflandırmıştır. Çeşitli oranlarda başarı sonuçları elde etmişlerdir.

Yapılan çalışmalar değerlendirildiğinde AF tespiti için birçok metot kullanıldığı görülmüştür. Bu metotlar AF'nin EKG işareti üzerindeki etkilerinin analizleri şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Burada P dalgasının varlığının tespiti, RRA dizilerinin düzensizleşmesi ya da bazal çizginin fibrilasyon dalgalarından etkilenmesi unsurları dikkate alınmıştır. Ancak yapılan bazı çalışmalar P dalgalarının varlığının incelenmesinin zor olduğunu göstermiştir. Bu bağlamda P dalgasıyla yapılan tespitlerde düşük tespit oranları elde edilmiştir. Diğer bir yandan RRA dizilerinin düzensizleşmesinden yapılan tespitlerde yüksek başarı oranları elde edilmiştir (Jiang vd. 2012). Yine yapılan bir başka çalışmada da RRA dizilerinin kullanılmasının otomatik AF tespiti yapmak için daha başarılı bir yol olduğu ifade edilmiştir (Mittal vd. 2016).

Önceden yapılan çalışmalara bakıldığında EKG işaretleri ham olarak analiz edilmemiştir. Belli başlı ön işleme ve özellik çıkarımı işlemleri yapılmıştır. Bu bağlamda bakıldığında yapılan çalışmalar çeşitli aşamalarda DDM'nin yaygın olarak kullanılan bir metot olduğunu göstermektedir (Gutiérrez-Gnecchi vd. 2017; García vd. 2016; Kora ve Krishna 2016; Felix vd. 2015; Kim vd. 2015; Dakos vd. 2015; Ródenas vd. 2015; Asgari vd. 2015). Ön işleme ve özellik çıkarımı aşamalarından elde edilen sonuçların değerlendirilmesinin de en az bu aşamalar kadar önemli olduğu görülmüştür. Bu aşamalarda ise bazı görsel ve istatistiksel uygulamalar kullanılmıştır. Yapılan bazı çalışmalara göre Boxplot ile görsel olarak veriler hakkında ön izlenim oluşturulmasının etkili bir yöntem olduğu görülmüştür (Ródenas vd. 2015; Ros vd. 2004). Ancak Boxplot ön izlenim ve yorum için yeterli olmasına karşın yazılımın çalışma verimini iyi bir sınıflandırıcı metot göstermektedir. Birçok çalışma göstermiştir ki kullanım kolaylığı ve özellikle çok adetli verilerin sınıflandırılması bir başka değişle karşılaştırılması yaygın olarak kullanılan DVMM ile yapılmış ve çalışmalarda DVMM'nin etkili bir metot olduğu belirtilmiştir (Asgari vd. 2015; Nuryani vd. 2015; Padmavathi ve Ramakrishna 2015; Shan vd. 2016; Islam vd. 2017; Kora vd. 2017; Rivera vd. 2017).

3. MATERYAL VE METOT

3.1. Veri Tabanı

Çalışmada veri tabanı olarak herhangi bir erişim kısıtlaması olmayan ve internet üzerinde açık kaynaklı olarak bulunan PhysioBank ATM kullanılmıştır. Bu veri tabanı temelde yeni buluşların ve araştırmaların yapılması için oluşturulmuştur. İçerik olarak kardiyovasküler ve karmaşık biyomedikal işaretleri barındırmaktadır. Bu işaretlerden özellikle kardiyovasküler işaretler incelendiğinde hem görsel olarak hem de matematiksel olarak verilerin elde edilmesinin mümkün olduğu görülmüştür (Goldberger vd. 2000).

PhysioBank ATM veri tabanı, ham EKG işaretlerinin;

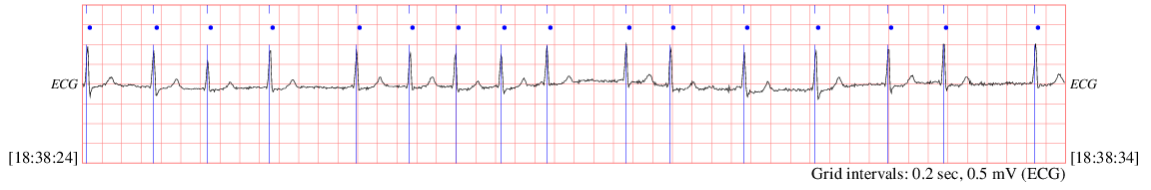
- Grafik halini,
- RRA grafik halini,
- RR histogramın grafik halini,
- Tüm işaretin sayısal verilerini,
- İşaretin R noktalarının verilerini,
- İşaretin RRA verilerini,
- İşaretin csv edv ve mat formatlarını,

verebilmektedir. Burada özellikle işaretlerin Matlab® ortamında kullanılan dosya formatlarına uygun olması analizleri yapmayı kolaylaştırıcı bir unsur olmuştur.

3.1.1. Atrial fibrilasyon ritmi (AFR) için veri tabanı

Çalışmada AFR için PhysioBank ATM'de bulunan Long Term AF Database (ltafdb) isimli veri tabanı kullanılmıştır. Bu veri tabanı AF için uzun süreli işaretler içermektedir.

Veri bankası devamlı ya da paroksizmal AF rahatsızlığına sahip olan bireylerden alınmış 84 adet 24 saatlik Holter EKG işaretlerini içermektedir (Anonymous 1). Burada bulunan EKG işaretleri 128 Hz örnekleme frekansı ve 12 bit çözünürlük ile kayıt altına alınmıştır (Anonymous 1). Veri tabanındaki kayıtlarda çeşitli sürelerde NSR, SVTA (Supraventriküler Taşiaritmi), VT (Ventriküler Taşikardi), AFR, VB (Ventriküler Bigemi), T (Ventriküler Trigemi), IVR (İdioventriküler Ritim), AB (Atrial Bigemi), SBR (Sinüs Bradikardisi) gibi ritimler bulunmaktadır (EK-1). Bu çalışma özellikle Permanent AFR'nin NSR'den ayrılmasını kapsadığı için içerisinde hiç NSR olmayan verilere yer verilmiştir. Bundan dolayı analizlerde 11, 12, 17, 18, 20, 21, 25, 33, 34, 43, 44, 48, 49, 54, 60, 62, 64, 65, 68, 69, 70, 71, 75, 201, 202, 203, 204, 205, 206, 207 ve 208 nolu kayıtlar kullanılmıştır.



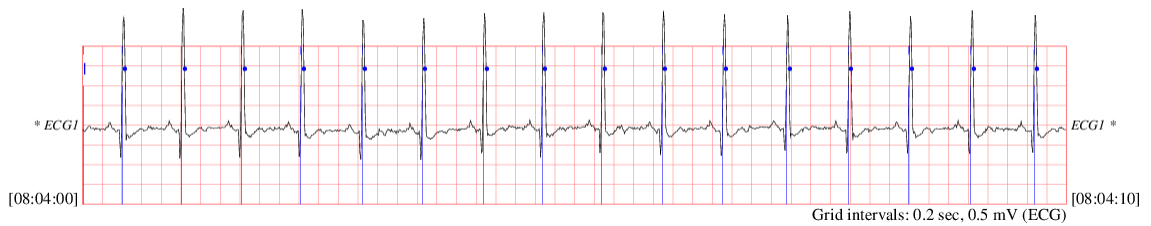
Şekil 3.1. Long Term AF Database (Itafdb)'de 11 nolu sinyal (orijinal hal)

Şekil 3.1'de görüldüğü gibi AF sürekli olarak gelişmiş ve EKG kaydına yansımıştır. Bu görüntü ilgili veri tabanında bulunan grafik elde etme arayüzü sayesinde oluşturulmuştur. Sinyalin 18:38:24 ile 18:38:34 zaman dilimi arasındaki 10 sn'lik kesitidir. Burada yatay eksen 0.2 sn'lik zaman dilimlerini dikey eksen ise 0,5 mV'luk gerilim seviyelerini göstermektedir. Burada farklı genişliklere sahip RRA dizileri geldiği için AFR durumunda RRA üzerinde frekans değişimleri oluşmaktadır. Bu durum da NSR ve AFR'nin ayrıştırılma işleminin RRA frekans değişimlerine bağlı olarak yapılabileceğini ifade etmektedir.

3.1.2. Normal sinüs ritmi (NSR) için veri tabanı

Çalışmada NSR için PhysioBank ATM'de bulunan MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (nsrdb) ve Normal Sinus Rhythm RR Interval Database adlı iki ayrı veri tabanı kullanılmıştır. Bu iki veri tabanı NSR için uzun süreli kayıtlar içermektedir. Burada iki ayrı veritabanı kullanılarak veri sayısı artırılmış ve algoritmanın farklı veritabanlarında da denenmesi sağlanmıştır.

MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (nsrdb) adlı veri tabanı 18 adet uzun süreli EKG işaretlerinden oluşmaktadır. Bu işaretlerin tamamı NSR'ye sahiptir. Veri tabanı yaşları 26 ile 45 arasında değişen 5 adet erkek ve yaşları 20 ile 50 arasında değişen 13 adet kadın bireyden oluşmaktadır (Anonymous 2). Bu veri tabanından elde edilen tüm sinyaller bu çalışmada geliştirilen algorithmada kullanılmıştır. İlgili veri tabanından 12 saatlik RRA dizileri alınmıştır.



Şekil 3.2. MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (nsrdb)'de 16265 nolu sinyal (orijinal hal)

Şekil 3.2'de görüldüğü gibi NSR düzenli bir şekilde oluşmuştur. Bu görüntü ilgili veri tabanında bulunan grafik elde etme arayüzü sayesinde oluşturulmuştur. Sinyalin 08:04:00 ile 08:04:10 zaman dilimi arasındaki 10 sn'lik kesitidir. Burada yatay eksen 0,2 sn'lik zaman dilimlerini dikey eksen ise 0,5 mV'luk gerilim seviyelerini göstermektedir.

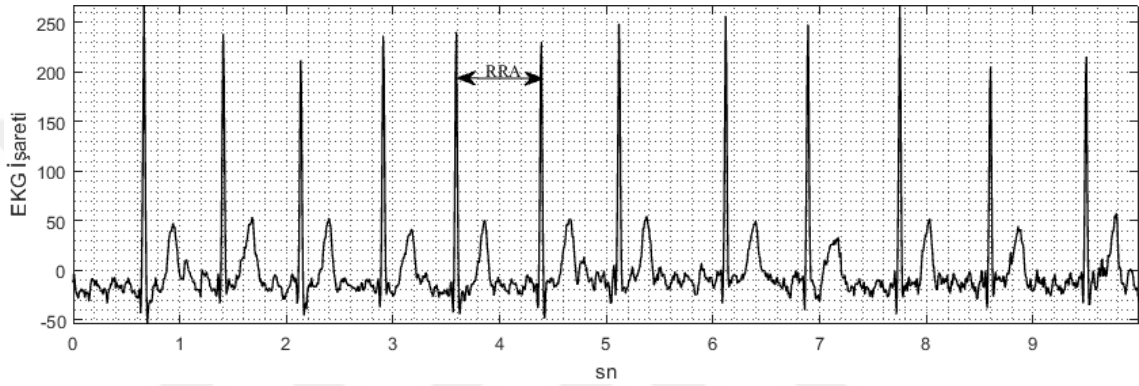
Normal Sinus Rhythm RR Interval Database (nsrdb) 54 adet uzun süreli NSR olan EKG kayıtlarını içermektedir. Bu kayıtlar yaşları 28,5 ile 76 arasında değişen 30 erkek

ve yaşları 58 ile 73 arasında 24 kadın bireyden alınmıştır (Anonymous3). Bu veri tabanından ilk 13 kayıt olan nsr001, nsr002, nsr003, nsr004, nsr005, nsr006, nsr007, nsr008, nsr009, nsr010, nsr011, nsr012 ve nsr013 işaretlerinin verileri kullanılmıştır. Burada da diğer iki veri tabanında olduğu gibi 12 saatlik RRA dizileri alınmıştır.

3.2. RR Aralıkları Ön İşleme Adımları

3.2.1. RR aralığı (RRA) ve kalp hızı değişkenliği (KHD)

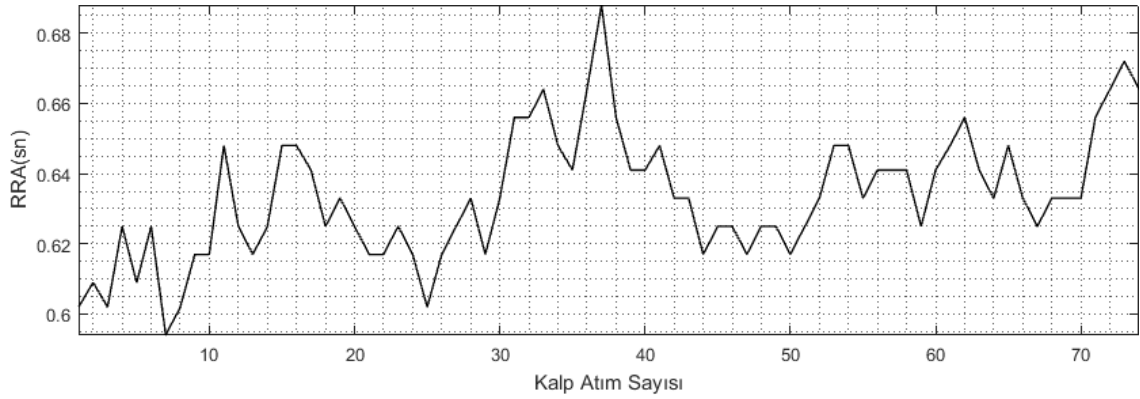
RRA EKG işareti üzerinde bulunan QRS komplekslerin en yüksek genlikli sinyali olan R işaretlerinin art arda gelen iki tanesinin arasındaki mesafe olarak ifade edilebilmektedir (Şekil 3.3).



Şekil 3.3. Normal Sinüs EKG İşareti Üzerinden RRA'nın Görünümü

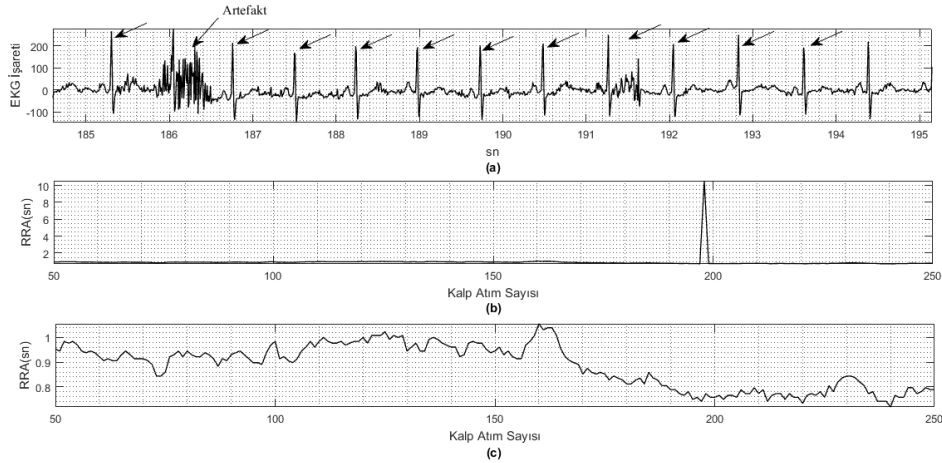
RRA kalbin çalışması esnasında sürekli değişim eğilimi göstermektedir. Bu değişim de KHD olarak ifade edilmektedir. KHD arka arkaya gelen R sinyallerinin arasındaki zamanın kalp atım sayısına göre değişimi olarak da ifade edildiği bilinmektedir.

RRA dizilerinin düzensizleşmesi AF tespiti için en önemli unsurdur (Islam vd. 2017). Bu bağlamda AFR'nin NSR'den ayrımı için kullanılacak en etkili yöntem RRA'lara bağlı KHD analizidir. Tüm bu sebeplerden dolayı çalışmada ifade edilen veri tabanlarından sinyallerin RRA kayıtları indirilerek Matlab® programlayıcı ortamına yüklemek için hazır hale getirilmiştir. Tüm RRA verileri tek tek diziler halinde Matlab® programlayıcı ortamına yüklenmiştir. Grafik olarak çıktıları kontrol edilmiştir (Şekil 3.4).



Şekil 3.4. 16265 nolu NSR'nin ham RRA dizilerinin görünümü

RRA verileri incelendiğinde ektopiklere ve/veya artefaktlara rastlanabilmektedir. Artefakt ve ektopikler kayıt işlemi yapılan cihazlardan, hastanın hareketine bağlı değişimler, dış değişimler vb. durumlardan kaynaklanmaktadır (Camm vd. 1996). Bu artefaktların ve ektopiklerin yapılan deneysel çalışmalarda sonuçlara olumsuz yönde etki ettiği görülmüştür. Tasarlanan eşik algoritması sayesinde ektopik ve artefaktlar RRA verilerden temizlenmiştir. Burada eşik değeri olarak 2 sn kullanılmış ve 2 sn'den fazla olan RRA verileri çıkartılarak temizlenmiştir (Şekil 3.5).



Şekil 3.5. a) 16272 nolu EKG işaretinde artefakt oluşan bölge b) 16272 nolu EKG işaretinde artefakt oluşan bölgenin RRA dizisinde görülmesi c) 16272 nolu EKG işaretinde artefaktan arınmış RRA verisi

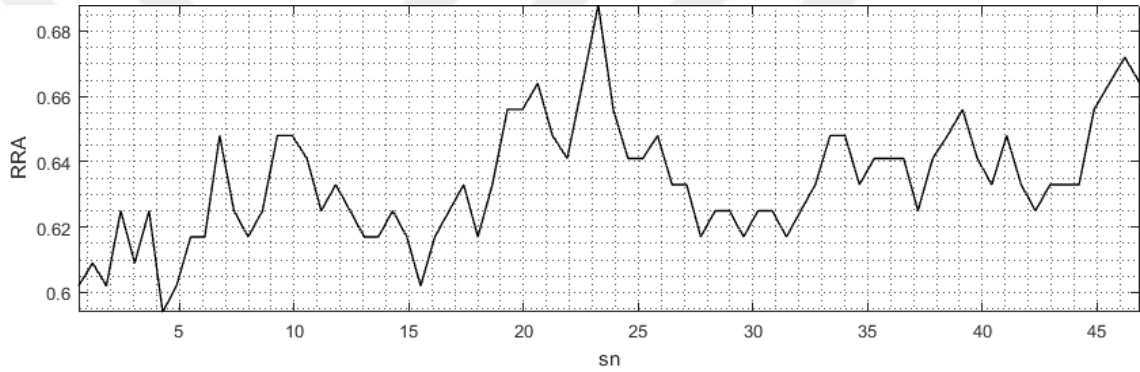
Şekil 3.5 a'da görüldüğü gibi NSR işaretlerinden seçilen 16272 nolu EKG işaretinde kayıt sırasında 186.sn dolaylarında bir artefakt oluşmuştur. Bu durum veri tabanının orijinal görüntüleme ekranında da ifade edilmiştir. Ancak bu artefaktla beraber bazı P-QRS-T dizileri kaçırılmıştır. Bu durum Şekil 3.5 b'de 10 sn'lik bir pik ile ifade edilmiştir. Bu pik eşik algoritmasına göre temizlenmiş ve Şekil 3.5 c'deki RRA dizisi elde edilmiştir. Bu işlemler tüm RRA dizilerine uygulanmıştır.

3.2.2. RR aralığı (RRA) dizilerini yeniden örnekleme

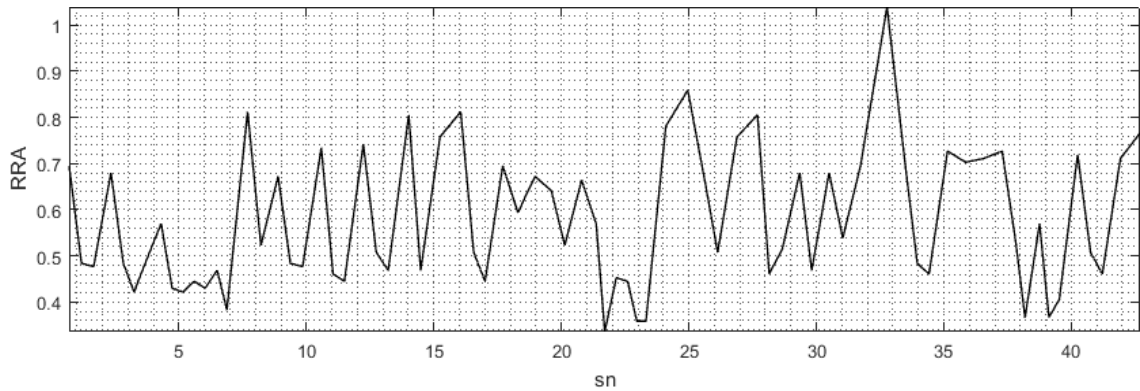
Çalışmada kullanılan veri tabanlarından elde edilen RRA serileri kalp atım sayısına göre oluşturulmuştur. Ancak RRA serilerinin zaman-frekans analizlerinin yapılması için kalp atım sayısı eksenine, zaman eksenine çevrilmelidir. Bu şekilde bir çevirim işlemi için literatürde yer alan özel bir algoritma kullanılmıştır(Saalasti 2003).

$$T(y) = RR(y) + T(y - 1) \quad y \in Z^+ \text{ ve } T(0) = 0 \quad (3.1)$$

Formül 3.1’de ifade edildiği gibi T dizisi yeni zaman eksenin elemanlarını oluşturmaktadır. RR dizisi ise y. atımdaki RRA mesafesini ifade etmektedir. Burada algoritma zaman eksenini sürekli RRA’ların zamanlarını toplayarak oluşturmaktadır. Şekil 3.6 ve Şekil 3.7’de görüldüğü gibi RRA dizilerinde yatay ekseninde ifade edilen kalp atım sayısı zaman eksenine çevrilmiştir. Burada NSR ve AFR arasındaki frekans farkı bariz bir biçimde görülmektedir. AFR’de yüksek frekans baskınlıkları görülmektedir. Bu durum da KHD analizlerin YFB (Yüksek Frekans Bandı)’de yapılması uygun olmaktadır.

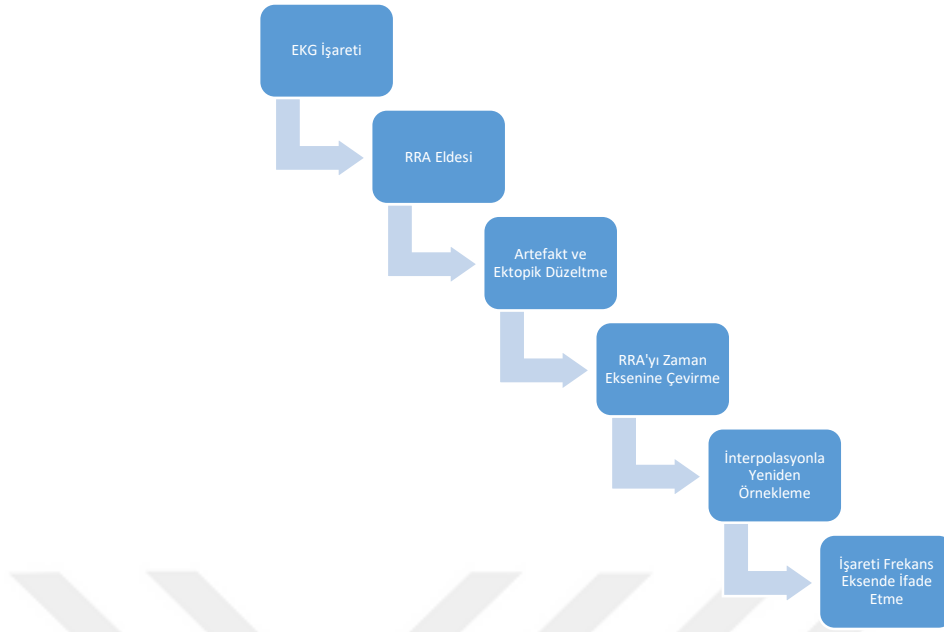


Şekil 3.6. 16265 nolu NSR’nin RRA dizilerinde bulunan kalp atım sayılarının zaman eksenine dönüştürülmesi



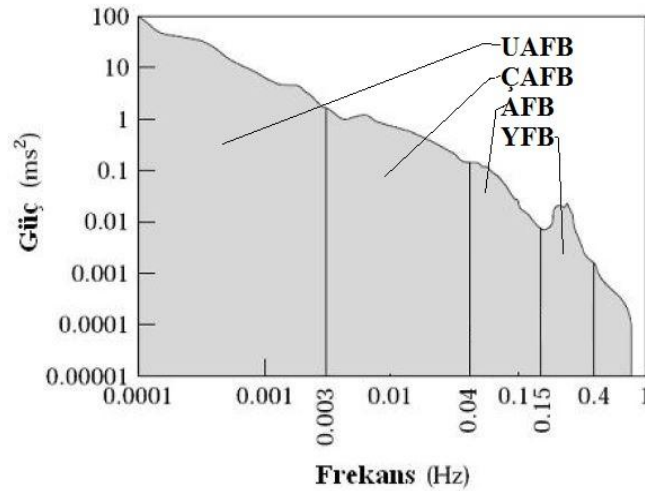
Şekil 3.7. 11 nolu AFR’nin RRA dizilerinde bulunan kalp atım sayılarının zaman eksenine dönüştürülmesi

Yapılan çalışmalar bir EKG işaretinin KHD analizinin yapılması için Şekil 3.8’de ifade edilen adımların sağlanmasının gerekliliğini ortaya koymuştur. Burada analizin en önemli kısmı, zaman ya da frekans özelliklerinin kullanılmasıdır (Saalasti 2003).



Şekil 3.8. KHD analizi işlem basamakları

KHD analizi için önceki çalışmalar baz alındığında enerji hesaplaması fazlaca kullanılan metotlardır. Bu metodu kullanmak için YFB ve AFB (Alçak Frekans Bandı) aralıklarına bakmak gerekmektedir. Bu şekilde frekans analizi yapmak için UAFB (Ultra Alçak Frekans Bandı) (0,0001-0,003Hz), ÇAFB (Çok Alçak Frekans Bandı) (0,003-0,04Hz), AFB (0,04-0,15Hz) ve YFB (0,15-0,4Hz) kullanılmaktadır(Saalisti 2003). Bu bantlar Şekil 3.9’da ifade edilmiştir.

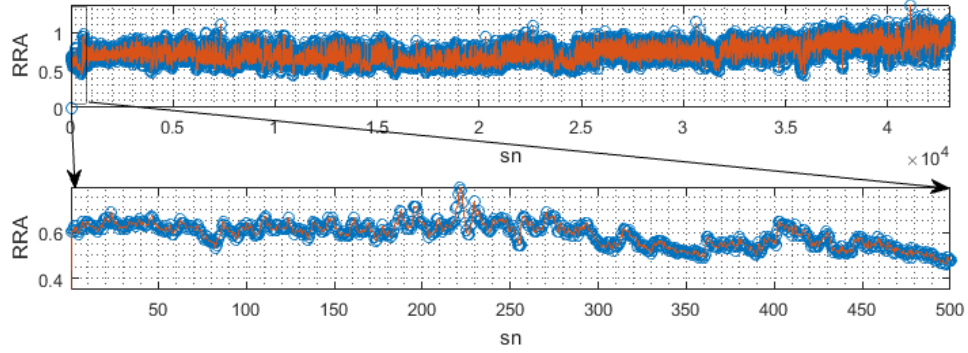


Şekil 3.9. KHD analizi için frekans bantları

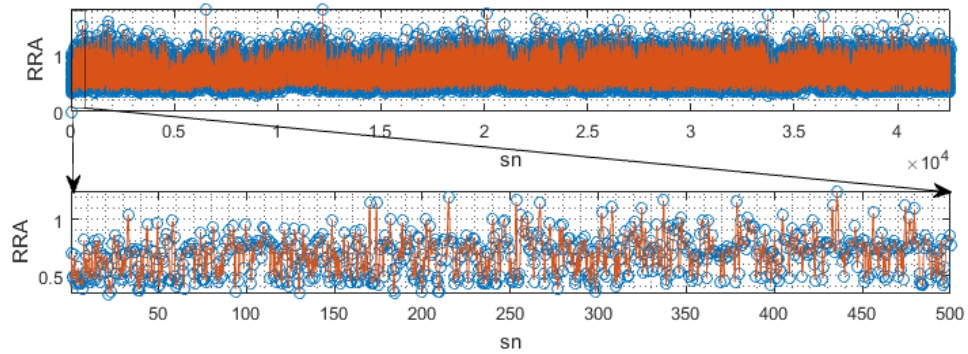
Verilen bilgiler ışığında RRA dizilerinin yeniden örneklenmesi gerekliliği ortaya çıkmıştır. Önceden yapılan çalışmalar incelediğinde KHD analizinde en verimli örnekleme frekansının 4 Hz olduğu görülmüştür (Saalisti 2003; Malik 1996). Bu aşamada

yeniden örnekleme işlemi yapılarak düzensiz şekilde bulunan veriler düzenli hale getirilmiştir.

Yeniden örnekleme işlemi RRA dizileri için 4 Hz (0,25sn) için yapılmıştır. Bu işlem Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial (PCHIP) interpolasyon tekniği ile yapılmıştır. İnterpolasyon işlemi için yapılan çalışmalar kübik interpolasyon türünün diğer interpolasyon türlerine göre daha verimli sonuçlar ortaya çıkardığını göstermektedir (Chen 2002).

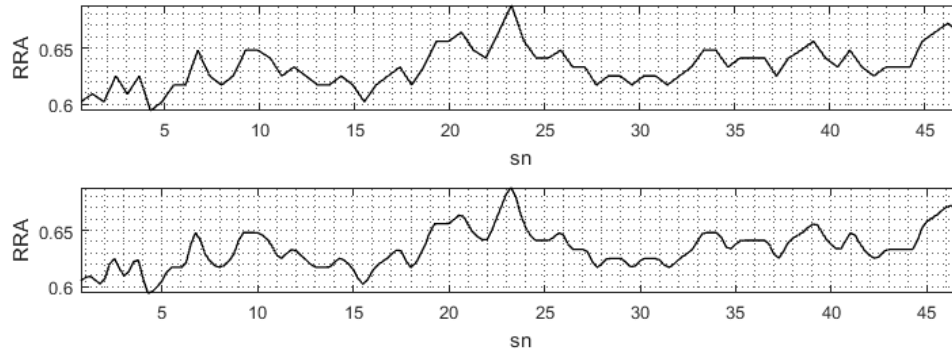


Şekil 3.10. 16265 nolu NSR EKG işaretinin RRA dizilerinin yeniden örneklenmesi ve kübik interpolasyon uygulanması

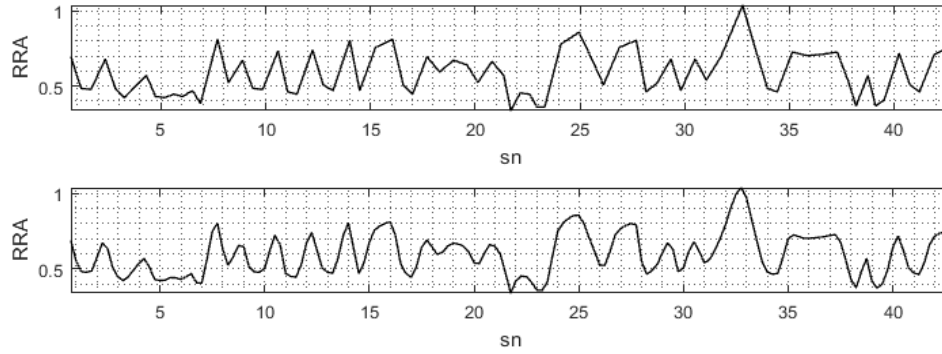


Şekil 3.11. 11 nolu AFR EKG işaretinin RRA dizilerinin yeniden örneklenmesi ve kübik interpolasyon uygulanması

Şekil 3.10 ve Şekil 3.11’de görüldüğü gibi sinyallere daha önce ifade edilen yeniden örnekleme ve interpolasyon işlemleri ayrı ayrı uygulanmıştır. Burada yeniden örnekleme noktaları tek tek işaretlenmiştir. Bu noktalarla beraber RRA aralıkları kübik interpolasyonla 0.25 sn’lik parçalarla tekrardan örneklenmiştir.



Şekil 3.12. 16265 nolu NSR için RRA dizilerinin interpolasyon olmadan önceki hali ve interpolasyon uygulanmış hali



Şekil 3.13. 11 nolu AFR için RRA dizilerinin interpolasyon olmadan önceki hali ve interpolasyon uygulanmış hali

Şekil 3.12 ve Şekil 3.13’de görülen durum tüm sinyallere uygulanmıştır. Zaman dilimlerine ayrı ayrı bakılarak görsel olarak ön işleme adımının doğruluğu incelenmiştir. Bu aşamada interpolasyon uygulanan RRA dizilerinde kübik interpolasyonun sağlamış olduğu değişim görülmüştür. Bu aşamalara ek olarak sinyalin ortalama değeri kendisinden çıkartılmıştır. Bu sayede RRA üzerinde bulunan ofset değeri de elemine edilmiştir. Tüm bu aşamalarla beraber ön işleme adımları tamamlanmıştır.

3.3. Özellik Çıkarımı

Ön işleme adımlarının tamamlanmasından sonra verilerin ayrıştırılabilmesi için belirgin özelliklerinin çıkartılması ve incelenmesi gerekmektedir. Yapılan çalışmalar dikkate alındığında EKG işareti için ister EKG işaretinin morfolojik analizi olsun ister doğrudan analizleri olsun DDM’nin etkili ve yaygın kullanılan bir analiz yöntemi olduğu karşımıza çıkmaktadır (Asgari vd. 2015; Felix vd. 2015; Kim vd. 2015; Dakos vd. 2015; García vd. 2016; Kora ve Krishna 2016; Gutiérrez-Gnecchi vd. 2017). DDM düşük ve yüksek frekans bilgilerinin analizi için etkin bir yöntemdir. KHD için minimal çaplı değişimlerin izlenebilmesi DDM ile mümkün olmuştur (Bilgin 2008). Tüm bu sebeplerden dolayı bu çalışmada DDM kullanılmıştır.

Özellik çıkarımı için DDM belirlenmiştir. Ancak DDM iki farklı tipte karşımıza çıkmaktadır. Bunlardan birincisi ADDM diğeri ise SDDM'dir. SDDM analizinde parametre sayısının ihtiyaçtan fazla olması dezavantaj olarak karşımıza çıkmaktadır (Bilgin 2008). Bundan dolayı çalışmada ADDM metodu tercih edilmiştir.

3.3.1. Ayırık dalgacık dönüşümü metodu (ADDM)

ADDM zaman frekans analizi için kullanılan önemli bir analiz metodudur. Bu metotla farklı bant genişliğine sahip sinyaller etkili bir biçimde analiz edilebilmektedir. Veri analizi, biyomedikal sinyal işleme, özellik çıkarımı, gürültü yok etme, v.b. çalışmalarda kullanılmaktadır. Özellikle EKG işareti analizlerinde etkili sonuçlar çıkaran bir metot olarak ifade edilmektedir (Kim vd. 2015).

ADDM dalgacık ailelerinden oluşmaktadır. Bunlar haar, db, sym, coif, bior, rbio, meyr ve dmey dalgacıkları olarak bilinmektedir. Yapılan çalışmalar dikkate alındığında KHD analizi için en iyi sonuçların db (Daubechies) dalgacık ailesi ile elde edildiği bilinmektedir (Bilgin 2008; Ródenas vd. 2015). Bu sebeplerden dolayı çalışmada ADDM dalgacık ailesinde db dalgacı kullanılmıştır. Ön işlemesi tamamlanan sinyallere db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 dalgacıkları 4 seviyede uygulanmıştır.

ADDM genel dalgacık denkleminin bir çıkarımı olarak karşımıza çıkmaktadır (Ródenas vd. 2015). Genel dalgacık denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\mathcal{W}_{x,y}(n) = |x|^{-\frac{1}{2}} \mathcal{W}\left(\frac{n-y}{x}\right) \quad x, y \in \mathbb{R}, x \neq 0 \quad (3.2)$$

Formül 3.2'de x ve y ölçek ve dönüşüm parametreleridir. n ise zaman ifadesidir. Burada ana dalgacık denklemi ifade edilmiştir.

ADDM ikici ölçekler ve pozisyonlarla ifade edilerek ikinin kuvvetleri şeklinde formülize edilmektedir. Bu formül 3.3'de ifade edilmiştir (Ródenas vd. 2015).

$$\varphi_{i,k}(n) = 2^{-\frac{i}{2}} \varphi(2^{-i}n - k) \quad (3.3)$$

Formül 3.3'de n ayırık zamanı i yeni ölçek miktarını belirtirken k ise yatay eksen de öteleme miktarını ifade etmektedir. ADDM uygulanan veriler, yaklaşım ve detaylar olmak üzere iki ayrı frekans bandına ayrılmaktadır. Ölçekleme fonksiyonu ile giriş işareti bir araya geldiğinde yaklaşım ve detay katsayıları formülleri ortaya çıkar (Bilgin 2008).

$$C(i, k) = \sum_{n=1}^M s(n) \varphi_{i,k}(n) \quad (3.4)$$

Formül 3.4'de C ADDM ile elde edilen yaklaşım ve detay bileşenlerinin katsayıları olarak ifade edilmektedir. Burada s(n) ayrışma tabi tutulan sinyaldir (Ródenas vd. 2015).

3.3.2. Dalgacık dönüşümü enerjisi

ADDM ile yaklaşım ve detay bileşenlerine ayrılan RRA dizilerinin Enerji seviyeleri hesaplanmıştır. Enerji seviyesi oranı aşağıdaki formülde verildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$De_i = \frac{\sum_{k=1}^{d_i} C(i, k)^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{d_i} C(i, k)^2} \quad (3.5)$$

Formül 3.8’de De dalgacık dönüşümü enerjisi oranını ifade etmektedir. N ve d ayrışım seviyelerini C ise dalgacık dönüşümü seviyelerinde ayrışım yapılan sinyallerin yaklaşım ve detay katsayılarını ifade etmektedir (Ródenas vd. 2015).

Dalgacık dönüşümü enerjisi seviye oranı tüm ADMM işlemi uygulanan RRA verilerine Matlab® ortamında uygulanmış ve özellik çıkarımı işlemi tamamlanmıştır.

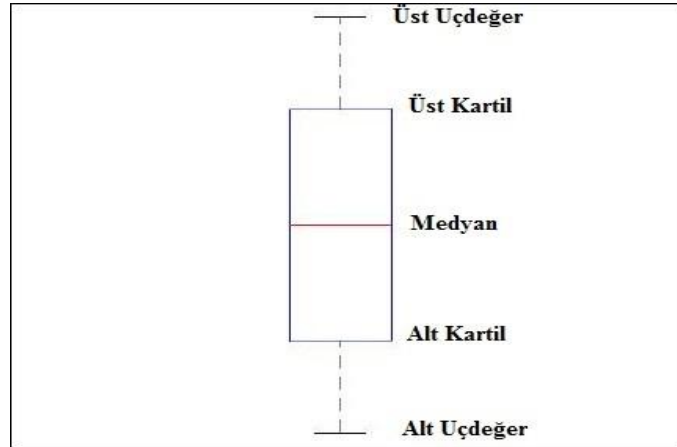
3.4. Sınıflandırma

Yapılan birçok uygulamaya bakıldığında analiz işlemlerinin yapay zekâ uygulamalarından olan sınıflandırma işlemiyle sonuçlandırıldığı görülmektedir. Sınıflandırma verileri düzenlemek ve kıyaslamak için önemli bir metot olarak karşımıza çıkmaktadır.

Ön işleme ve özellik çıkarımı işlemlerinden geçen NSR ve AFR’lerin RRA dizilerinin enerji seviyeleri öncelikli olarak Boxplot ile grafiksel verilere dönüştürülmüştür. Bu aşamada yorumlanan veriler DVMM ile sınıflandırılmış ve başarı oranları hesaplanmıştır. Burada DVMM yapılan deneysel çalışmalarda diğer sınıflandırma metodlarına göre yüksek başarı oranlarını çıkardığı için tercih edilmiştir.

3.4.1. Boxplot

Boxplot istatistiksel analizde kullanılan grafiksel çıktıları vermektedir. Boxplot’ta analiz edilen verilerin üst ile alt uç değeri, üst ile alt kartili ve medyanı olmak üzere 5 değer için görsel olarak da ifade edilen istatistiksel sonuçlar çıkarmaktadır (McGill vd. 1978).



Şekil 3.14. Temel bir Boxplot çıktısı ve ifade ettiği istatistiksel verilerin konumları

Şekil 3.14’de de görüldüğü gibi Boxplot verileri temel bir şekilde ifade etmektedir. Toplamda üç farklı özellikte gösterim şekli vardır (McGill vd. 1978). Bu çalışmada Boxplot’un en temel hali kullanılmıştır. NSR ve AFR işaretlerinin RRA dizilerinin hesaplanan enerji değerleri detay ve yaklaşım bileşenleri olarak ayrı ayrı ifade edilmiştir. Bu bağlamda ortaya çıkan veriler yorumlanmış ve sınıflandırma aşamasına ön hazırlık yapılmıştır.

3.4.2. Destek vektör makinası metodu (DVMM)

DVMM çok sık kullanılan ve popüler bir sınıflandırıcıdır (Islam vd. 2017; Colloca 2012). Bu sınıflandırıcı verileri en uygun hiper düzlemde iki ayrı sınıfa ayırmaktadır. Ayrılabilir veriler için matematiksel formülü aşağıdaki gibidir (Nuryani vd. 2015):

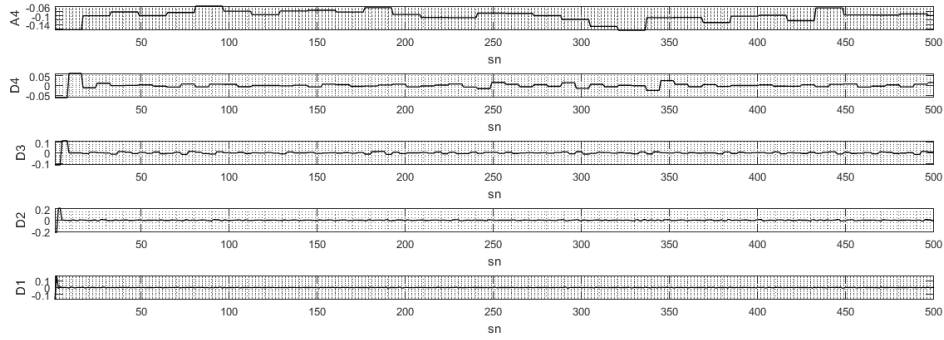
$$\mathcal{L}(a) = \sum_{i=1}^k a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{l=1}^k a_i a_l y_i y_l x_i x_l \quad (3.6)$$

Formül 3.9’da ifade edilen Langrage çarpanları DVMM’nin temelini oluşturmaktadır. Burada x ve y vektörleri eğitim verisinin vektörleridir. a Langrage çarpanlarını k ise veri sayısını ifade etmektedir.

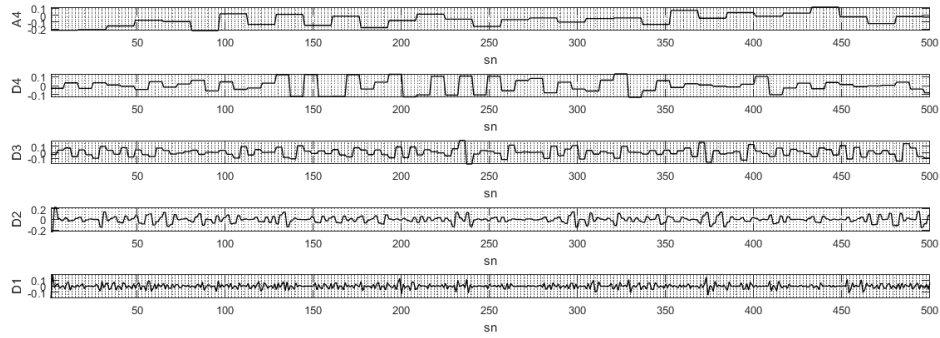
NSR ve AFR’lerin RRA dizilerinin enerji seviyelerine DVMM öncesinde çapraz doğrulama uygulanmış bu sayede sınıflandırıcılar oluşturulmuştur. Leave-One-Out metodu yaparak test ve eğitim grupları oluşturulmuştur. Leave-One-Out metodu kFold çapraz doğrulama metodunun özelleşmiş halidir ve verileri otomatik olarak kıyaslamaktadır. Test ve eğitim grupları NSR ve AFR’lerin dalgacıklardan elde edilen yaklaşım ve detay bileşen enerji seviye oranlarına göre ikili gruplar halinde oluşturulmuştur. Sınıflandırma yapısı Matlab® ortamında analiz edilmiştir. Bu aşamada yüzde cinsinden belirginlik, hassasiyet ve doğruluk değerleri hesaplanmıştır.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada NSR ile AFR verileri kıyaslanmıştır. Metot belirlenmesi aşamasında önceki çalışmalardan ve Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Kardiyoloji Anabilim Dalı'nda bulunan Holter EKG kayıtlarından faydalanılmıştır. Belirlenen metot PyhsioBank ATM veri tabanından alınan çeşitli yaşlarda olan bireylere ait EKG işaretlerinin RRA dizilerine uygulanmıştır. Özellikle hedef kitle olarak AF hastalığına sahip bireyler seçilmiştir. Bu aşamada NSR ve AFR bulunan EKG işaretlerinin RRA verilerine sırasıyla ön işleme, özellik çıkarmı, sınıflandırma işlemleri uygulanmıştır.

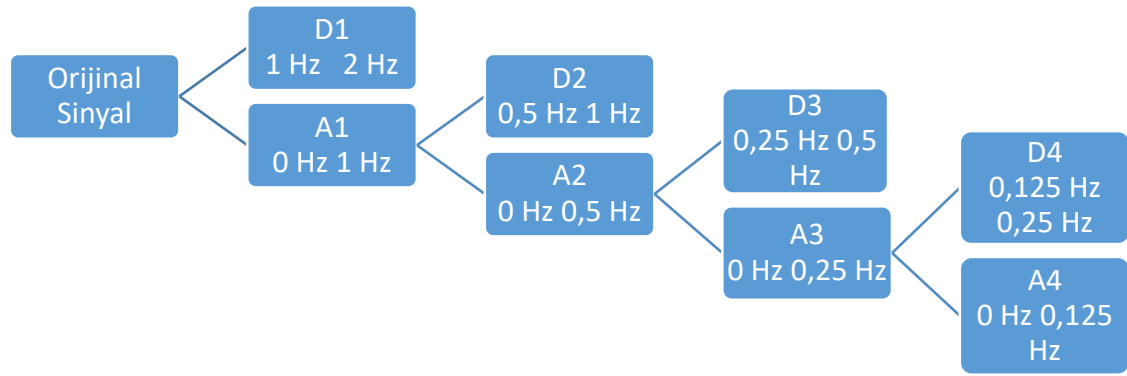


Şekil 4.1. 16265 nolu NSR için db1 dalgacığında yaklaşım ve detay bileşenleri



Şekil 4.2. 11 nolu AFR için db1 dalgacığında yaklaşım ve detay bileşenleri

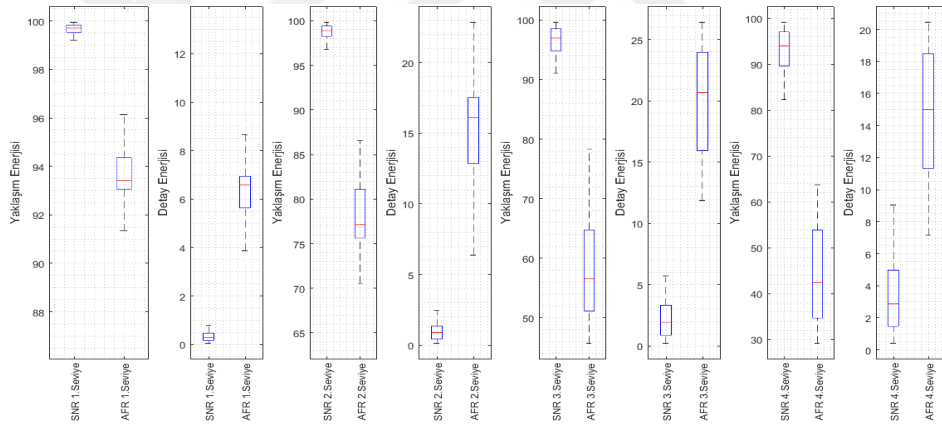
Şekil 4.1 ve Şekil 4.2’de db1 dalgacığına göre 4 seviyede analizler yapılmış ve detay bileşenlerinin tümü ile son seviye yaklaşım bileşenin grafiksel hali gösterilmiştir. Burada D1, D2, D3, D4 detay, A4 ise son seviye yaklaşım bileşenini ifade etmektedir. Bu işlemler db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 dalgacılarıyla her bir dalgacık için 4 seviyede yapılmıştır. YFB aralığı KHD analizi için enerji seviyeleri analizlerinde etkin şekilde kullanılabilir (Malik 1996). Burada 4 seviye YFB bandı için yeterli bir seviyedir.



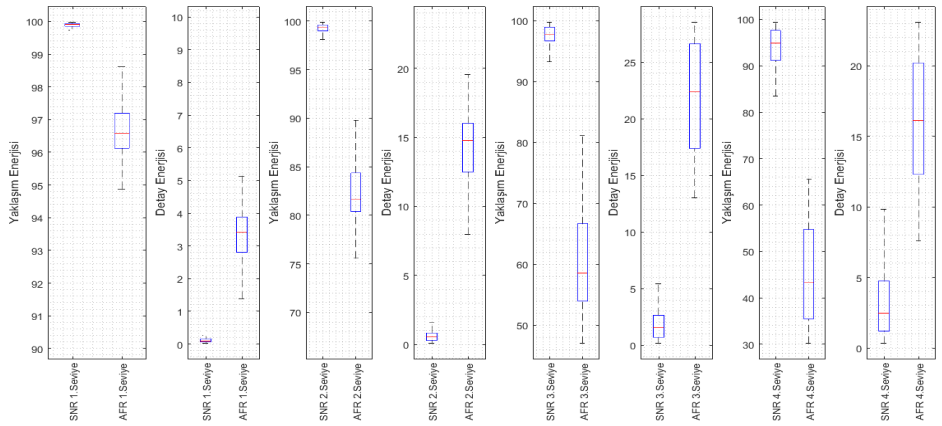
Şekil 4.3. 4 Hz seviye-frekans dalgacık ağacı

Şekil 4.3’de ifade edilen dalgacık ağacı detay ve yaklaşım bileşenlerini göstermektedir. Burada her bileşenin sahip olduğu frekans bandı ifade edilmiştir. Bu bağlamda KHD analizi için ifade edilen frekans bantları da kıyaslanmıştır.

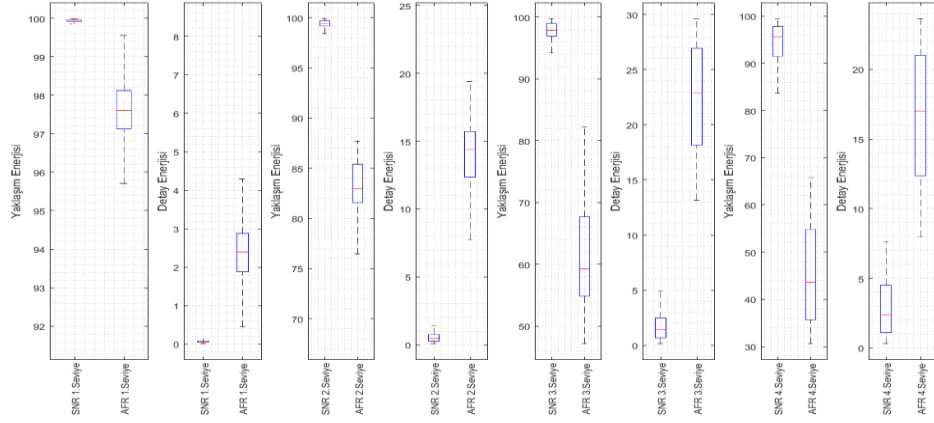
ADDM ile yapılan analizler neticesinde 62 adet NSR ve AFR RRA dizileri için 4 seviyede db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 için yapılan analizlerde elde edilen enerji verileri Boxplot’a göre grafiklere dönüştürülmüştür.



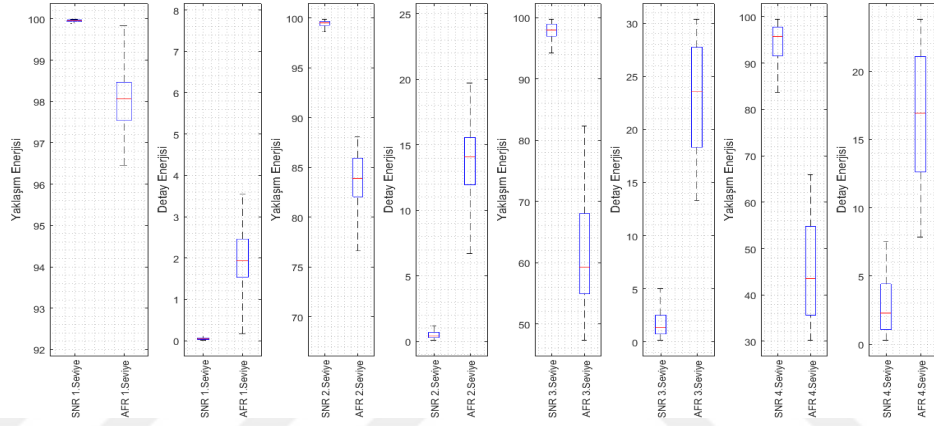
Şekil 4.4. db1 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR’lerin enerji seviyeleri



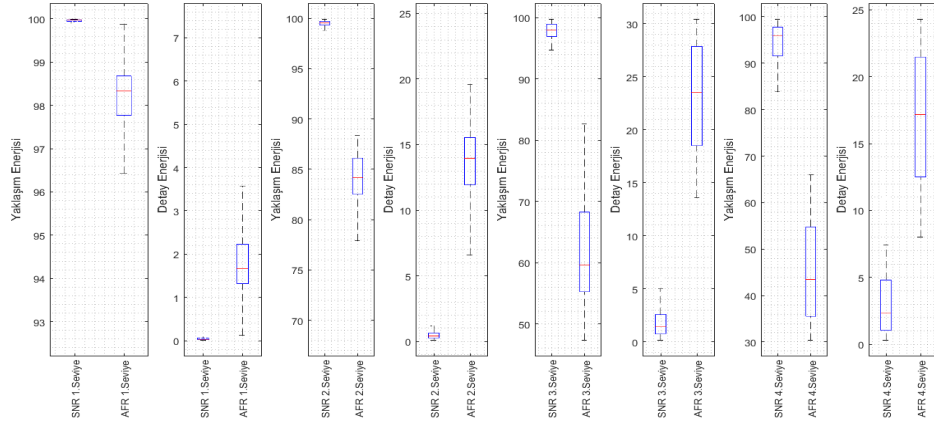
Şekil 4.5. db2 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR’lerin enerji seviyeleri



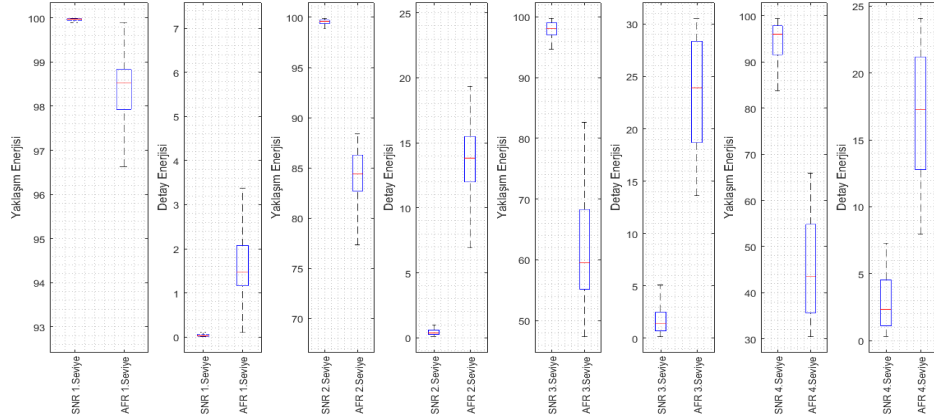
Şekil 4.6. db3 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri



Şekil 4.7. db4 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri



Şekil 4.8. db5 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR'lerin enerji seviyeleri



Şekil 4.9. db6 dalgacığına göre tüm NSR ve AFR’lerin enerji seviyeleri

Şekil 4.4, Şekli 4.5, Şekil 4.6, Şekil 4.7, Şekil 4.8 ve Şekil 4.9’daki çıkan sonuçlara bakıldığında NSR ve AFR verilerinin ayrışması için enerji seviyelerinin oranının etkili bir özellik olduğu görülmektedir. Ancak ayrışım seviyesi arttıkça AFR ve NSR değerleri birbirlerine yaklaşmaktadır. Bu aşamada özellikle RRA dizilerinden ofset değerinin çıkarılması AFR’nin diğer aritmlerle karışma olasılığını da oradan kaldırmıştır.

Boxplot verilerine göre incelenen RRA dalgacık enerji oranları DVMM ile çapraz doğrulama yapılarak ikili sınıflar halinde analiz edilmiştir. Burada ikili sınıflarla yapılan analizlerde beklenen sonuçlar elde edilmiştir. Yapılan deneysel çalışmalara göre ikili sınıflandırma üçlü ya da daha fazla olanlara göre daha hızlı sonuçların elde edilmesini sağlamıştır.

DVMM ile oluşturulan sonuç ve hedef dizileri için belirginlik, hassasiyet ve doğruluk oranları aşağıdaki formüllerle hesaplanarak kayıt altına alınmıştır.

$$belirginlik = \frac{DN}{DN + YP} \times 100 \quad (4.1)$$

$$hassasiyet = \frac{DP}{DP + YN} \times 100 \quad (4.2)$$

$$doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN} \times 100 \quad (4.3)$$

Denklem 4.1, 4.2 ve 4.3’de DN (Doğru Negatif) sonucun NSR beklenirken NSR olması, DP (Doğru Pozitif) sonucun AFR olması beklenirken AFR olması, YP (Yanlış Pozitif) sonucun AFR beklenirken NSR olması, YN (Yanlış Negatif) ise sonucun NSR olması beklenirken AFR olması şeklinde ifade edilmiştir. Bu parametrelere bağlı olarak belirginlik, hassasiyet ve doğruluk oranları yüzde cinsinden hesaplanmıştır.

Çizelge 4.1. db1 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	100	100
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	96,88	98,39
A4-D2	100	96,88	98,39
A4-D3	100	96,88	98,39
A4-D4	100	91,18	95,16
D1-D4	100	100	100
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

Çizelge 4.2. db2 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	100	100
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	96,88	98,39
A4-D2	100	96,88	98,39
A4-D3	100	96,88	98,39
A4-D4	100	86,11	91,94
D1-D4	100	93,94	96,77
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

Çizelge 4.3. db3 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	100	100
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	96,88	98,39
A4-D2	100	96,88	98,39
A4-D3	100	88,57	93,55
A4-D4	100	86,11	91,94
D1-D4	100	93,94	96,77
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

Çizelge 4.4. db4 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	96,88	98,39
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	93,94	96,77
A4-D2	100	93,94	96,77
A4-D3	100	88,57	93,55
A4-D4	100	83,78	90,32
D1-D4	100	93,94	96,77
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

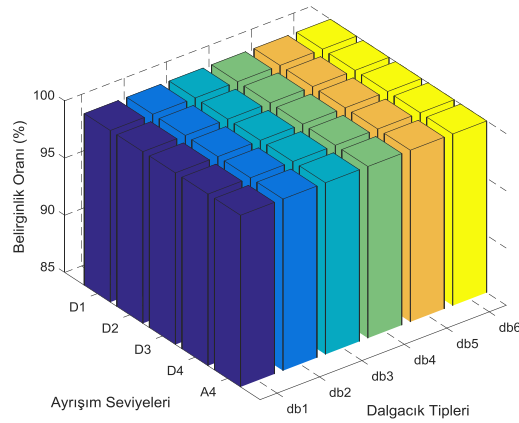
Çizelge 4.5. db5 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	96,88	98,39
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	96,88	98,39
A4-D2	100	93,94	96,77
A4-D3	100	88,57	93,55
A4-D4	100	86,11	91,94
D1-D4	100	93,94	96,77
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

Çizelge 4.6. db6 dalgacığına göre ikili sınıflandırma grupları analiz sonuçları

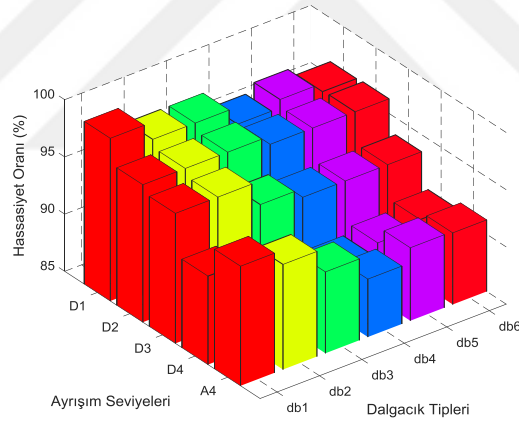
İkili Sınıflandırma Grupları	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)
D1-D2	100	100	100
D1-D3	100	96,88	98,39
D2-D3	100	100	100
A4-D1	100	93,94	96,77
A4-D2	100	93,94	96,77
A4-D3	100	88,57	93,55
A4-D4	100	88,57	93,55
D1-D4	100	93,94	96,77
D2-D4	100	91,18	95,16
D3-D4	100	88,57	93,55

Burada Çizelge 4.1, Çizelge 4.2, Çizelge 4.3, Çizelge 4.4, Çizelge 4.5 ve Çizelge 4.6'da görülen değerler RRA verilerine ADDM uygulanarak elde edilen enerji seviye oranlarının DVMM ile ikili sınıflar şeklinde analiz edilip sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlar ışığında en başarılı frekans bandının belirlenebilmesi için ADDM ayrışım seviyeleri olan D1, D2, D3, D4 ve A4 enerji verilerinin ayrı ayrı ortalama belirginlik, hassasiyet ve doğruluk oranları tespit edilmiştir.



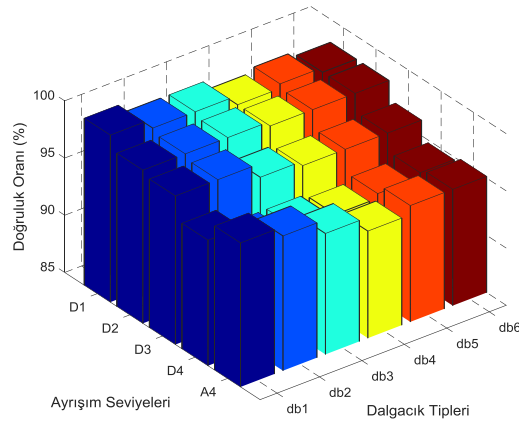
Şekil 4.10. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama belirginlik değerleri

Şekil 4.10’da D1, D2, D3, D4 ve A4 ayrışım seviyelerinin ortalama belirginlik değeri ifade edilmiştir. Burada tüm seviyelerde % 100 sonucu elde edilmiştir. Burada elde edilen sonuçlar çalışmada kullanılan db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 dalgacıklarına göre yapılmıştır.



Şekil 4.11. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama hassasiyet değerleri

Şekil 4.11’da D1, D2, D3, D4 ve A4 ayrışım seviyelerinin ortalama hassasiyet değeri ifade edilmiştir. Burada en yüksek değer olarak db1 1.seviye detay bileşeninde % 99,22 sonucu elde edilmiştir. Burada elde edilen sonuçlar çalışmada kullanılan db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 dalgacıklarına göre yapılmıştır.



Şekil 4.12. Dalgacık tiplerine göre ayrışım seviyelerinin ortalama doğruluk değerleri

Şekil 4.12’de D1, D2, D3, D4 ve A4 ayrışım seviyelerinin ortalama doğruluk değeri ifade edilmiştir. Burada en yüksek değer olarak db1 1.seviye detay bileşeninde % 99,60 sonucu elde edilmiştir. Burada elde edilen sonuçlar çalışmada kullanılan db1, db2, db3, db4, db5 ve db6 dalgacıklarına göre yapılmıştır.

Tüm yapılan işlemler neticesinde bu çalışmada bütünü yönünden incelenen NSR ve AFR verilerinin ayrışım belirginlik oranı % 100, hassasiyet oranı % 99,22 ve doğruluk oranı % 99,60 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar db1 dalgacığında D1 ayrışım seviyesinde elde edilmiştir. Bu çalışmada en verimli frekans bandı db1 dalgacığının 1.seviye detay bileşeni olmuştur.

Çizelge 4.7. Önceden yapılan bazı çalışmalarla bu çalışmanın karşılaştırılması

Algoritma	Belirginlik (%)	Hassasiyet (%)	Doğruluk (%)	Sinyal Tipi	Yöntem
(Asgari vd. 2015)	97,1	97	97,1	P Dalgası ve R Dalgası	DDM ve DVMM
(Gutiérrez-Gnecchi vd. 2017)	-	-	92,69	RRA	DDM ve Olasılıksal Sinir Ağı
(García vd. 2016)	94,53	91,21	93,32	TQ Aralığı	DDM ve Kombine Karmaşık Sınıflayıcı
(Nuryani vd. 2015)	98,44	95,81	97,50	RRA	DVMM
(Oster ve Clifford 2015)	-	-	95	RRA	DVMM, CoSen, Poincare Sınıflandırıcıları
(Kim vd. 2015)	99,88	99,94	-	RRA	DDM ve SPSS
(Ródenas vd. 2015)	94,14	96,47	95,28	TQ Aralığı	Dalgacık Entropisi ve Eşik Seviye Karşılaştırması
Bu çalışma	100	99,22	99,60	RRA	DDM ve DVMM

Çizelgen 4.7’de görüldüğü gibi yapılan bu çalışma bir çok çalışmaya göre yüksek başarı oranı elde etmiştir. Özellikle yapılan çalışmalarda kullanılan metotlardan farklı bir biçimde ADDM ile enerji seviyelerinin sınıflandırılması çalışmanın başarı oranında yüksek seviyelere çıkmasında etkili olmuştur. Bu sayede düşünülen hedefe ulaşılmış ve çalışmaya özgün bir nitelik kazandırılmıştır.

S. Asgari ve arkadaşları (2015) yapmış oldukları çalışmada sabit dalgacık dönüşümü metoduna göre EKG işaretleri üzerinde bulunan P ve R noktalarını yakalamışlardır. Bu işlemi gerçekleştirirken AFR dizilerini ayrı parçalar halinde incelemişlerdir. Bu inceleme işleminde özellik çıkarımını EKG işaretinin morfolojisi üzerinden yapmışlardır. Bu durum da başarı oranının belli bir seviyede kalmasına neden olmuştur.

J. A. Gutiérrez-Gnecchi ve arkadaşları (2017) yapmış oldukları çalışmada EKG işaretleri üzerinde DDM ile QRS noktalarını tespit etmişlerdir. Bu noktalar olasılıksal sinir ağı ile sınıflandırılmış ve AFR başta olmak üzere çeşitli aritmiler için başarı oranları elde edilmiştir.

M. García ve arkadaşları (2016) AFR verilerini KHD’den bağımsız bir şekilde incelemiştir. EKG işaretleri üzerindeki TQ aralıklarını DDM ile analiz etmişlerdir. Bu analiz işlemi için dalgacık enerjisini kullanmışlardır.

N. Nuryani ve arkadaşları (2015) RRA değişim verilerini doğrudan DVMM ile sınıflandırmışlardır. Bu aşamada DVMM'nin bir metodu olan Radyal Temelli Fonksiyon ile test işlemlerini gerçekleştirmişlerdir.

Oster ve Clifford (2015) yapmış oldukları çalışmada AFR verilerini RRA ile analiz etmişlerdir. Bu işlem için QRS kompleks yakalama algoritması kullanmışlardır. Burada ilgili verileri Long-Term AF database isimli kaynaktan elde etmişlerdir. CoSen, Poincare ve DVMM ile tespit etme başarı oranları elde etmişlerdir.

M. S. Kim ve arkadaşları (2015) 29 NSR ve 29 AFR verisi için çalışma yapmışlardır. Bu çalışmalarında ADDM ile R noktalarını yakalamışlardır. Bu verileri KHD analizi şeklinde işlemişlerdir. Bu sayede yüksek hassasiyet ve belirginlik oranlarını elde etmişlerdir.

Ródenas ve arkadaşları (2015) MIT-BIH AF Database isimli veritabanından elde ettikleri sinyallerin TQ aralığını incelemişlerdir. Özellikle DDM analizi yaparak dalgacık entropisi ile AFR verilerini ayırt etmişlerdir. Bu ayırt etme işleminde eşik değeri karşılaştırması yapmışlardır. Analizleri atım-atım şeklinde yapmışlardır.

AFR tespiti için yapılan çalışmalarda çoğunlukla EKG sinyallerini parçalara ayırarak işlem yapılmıştır. Bu çalışmada ise verilerin tamamı üzerinden analizler yapılmıştır. Bu çalışmada 31 adet 1.769.119 RRA verisinden oluşan NSR, 31 adet 2.016.521 RRA verisinden oluşan AFR ve toplamda ise 62 adet 3.785.640 RRA verisinden oluşan her biri 12 saatlik olan kayıtlar kullanılmıştır. Bu sayede diğer çalışmalara oranla daha çok verinin test edilmesi sağlanmıştır. AFR belirteci olan EKG işaretinin morfolojik özelliği esasına göre P dalgasının varlık-yokluk testlerinde elde edilen sonuçlara göre RRA analizine bağlı KHD analizinin üstünlüğü bu çalışmada belirgin bir şekilde ortaya çıkmıştır. Ayrıca kullanılan Boxplot ve DVMM ile diğer çalışmalara oranla sınıflandırma başarısı arttırılmıştır. Bu durumda çalışmanın en önemli avantajlarından biri haline gelmiştir.

5. SONUÇLAR

Yapılan bu çalışmada 12 saatlik Holter EKG kayıtlarından alınan NSR ve AFR işaretlerinin ayrılmasına bağlı otomatik AF tespiti işlemi için özgün bir algoritma tasarlanmıştır. Bu algoritma Matlab® programlayıcısında kod haline getirilmiştir. 12 saatlik EKG işaretlerinden alınan RRA dizilerine ektopik ve artefakt temizleme, yeniden örnekleme ve interpolasyon işlemleri uygulanarak ön işleme yapılmıştır. Ön işleme aşaması, verileri özellik çıkarım işlemine hazır hale getirmiştir.

RRA dizilerinin özellik çıkarımı sinyal işleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılan ADDM ile yapılmıştır. Sonrasında ise dalgacık enerjileri hesaplanmıştır. Ortaya çıkan NSR ve AFR verilerinin dalgacık enerjilerinin otomatik tespit işlemi için kullanılabilecek uygun veriler olduğu gözlemlenmiştir.

Tüm bu yapılan işlem adımları Boxplot ile grafik haline getirilmiş ve DVMM ile sınıflandırılmış ve AFR'nin otomatik tespiti db1 dalgacığında 1.seviyede detay bileşeninde %99,60 başarı oranı ile sağlanmıştır. Burada uzun süreli kayıtların özellikle AFR gibi yaygın görülen bir aritminin ADDM ile NSR'den yüksek başarı oranlarında ayırt edilebileceği görülmüştür.

Tüm bu sonuçlara bakıldığında hedeflenen başarı oranı yakalanmıştır. Ayrıca bu çalışmaya benzer birçok çalışmaya göre yüksek sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışma özellikle uzun süreli Holter EKG kayıtlarını inceleyen hekimlere yardımcı bir uygulamanın ilk basamağını oluşturmaktadır. Yazılım bilinen veri tabanlarından toplam 62 kayıt için denenmiş ve bu sonuçlar elde edilmiştir. Yazılım sadece RRA verilerinin değişiminden çıkan sonuçları değerlendirmiştir. Yazılımda özellikle RRA dizilerinin ofset değerlerinden arındırılması diğer aritmilerle karışma ihtimalini oradan kaldırmıştır.

Bu çalışma tıp ve mühendislik bilimine biyomedikal işaretlerin sinyal işleme metotları kullanılması açısından katkı sağlayacak nitelikte oluşturulmuştur. Elde edilen algoritma çeşitli yazılım ortamlarında geliştirilerek cihazlara eklenebilecek ve/veya arayüz olarak kullanıcılara hizmet verecek niteliktedir.

Tüm bunların yanı sıra bu çalışma artarak ilerleyen kalp rahatsızlıklarının özellikle yaygın görülen aritmi çeşidi olan AF'nin teşhisine kolaylık sağlayacak tanıya yardımcı uygulamanın temel basamağını oluşturmaktadır. AF'nin otomatik tespiti AF'nin yol açacağı olumsuzlukları önlemek açısından hekime ciddi kolaylık sağlayan önemli bir uygulamadır. Ancak otomatik tespitin yüksek başarı oranlarında güvenilirliği artmaktadır. Bu çalışma elde ettiği yüksek başarı oranıyla da bu duruma katkı sağlamaktadır.

Bu bilgiler ışığında çalışma ister anlık tespit olsun ister uzun süreli tespitler olsun ister mobil cihazlara eklenecek uygulamalar olsun kullanılabilir geliştirilebilir nitelikte oluşturulmuştur. Bu çalışmadan hareketle ciddi bir rahatsızlık olarak karşımıza çıkan AF'nin etkilerinin ve risklerinin azaltılmasına yönelik çalışmaların temeli atılmıştır. Geliştirme çalışmaları sayesinde AF'nin önceden tespit edilebilme çalışmaları için yol gösterici olacaktır.

6. KAYNAKLAR

- Annavearapu, A. & Kora, P. 2016. ECG-based atrial fibrillation detection using different orderings of Conjugate Symmetric–Complex Hadamard Transform. *International Journal of the Cardiovascular Academy*, 2, 151-154.
- Anonymous 1: The Long-Term AF Database [Online]. Available: <https://physionet.org/physiobank/database/ltafdb/>. [Son erişim tarihi: 01.12.2017]
- Anonymous 2: The MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database [Online]. Available: <https://physionet.org/physiobank/database/nsrdb/>. [Son erişim tarihi: 01.12.2017]
- Anonymous 3: Normal Sinus Rhythm RR Interval Database [Online]. Available: <https://physionet.org/physiobank/database/nsr2db/>. [Son erişim tarihi: 01.12.2017]
- Asgari, S., Mehrnia, A. & Moussavi, M. 2015. Automatic detection of atrial fibrillation using stationary wavelet transform and support vector machine. *Computers in biology and medicine*, 60, 132-142.
- Ayers, B., Beshaw, C., Serrano-Finetti, E., Casas, O., Pallas-Areny, R. & Couderc, J.-P. 2016. Enabling atrial fibrillation detection using a weight scale. Computing in Cardiology Conference (CinC), IEEE, 969-972.
- Bilgin, S. 2008. Kalp Hızı Değişkenliğinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Analizi Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi.
- Camm, A. J., Malik, M., Bigger, J., Breithardt, G., Cerutti, S., Cohen, R., Coumel, P., Fallen, E., Kennedy, H. & Kleiger, R. 1996. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. *Circulation*, 93, 1043-1065.
- Carrara, M., Carozzi, L., Moss, T. J., De Pasquale, M., Cerutti, S., Lake, D. E., Moorman, J. R. & Ferrario, M. 2015. Classification of cardiac rhythm using heart rate dynamical measures: validation in MIT–BIH databases. *Journal of electrocardiology*, 48, 943-946.
- Chen, S.-W. 2002. A wavelet-based heart rate variability analysis for the study of nonsustained ventricular tachycardia. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 49, 736-742.
- Clinic., C. 2017. Atrial Fibrillation (Afib): *Treatment Options* [Online]. Available: <https://www.clevelandclinic.org/heart>. [Son erişim tarihi: 05.11.2017]
- Colloca, R. 2012. Implementation and Testing of Atrial Fibrillation Detectors for A Mobile Phone Application. Master Thesis, Politecnico Di Milano.
- Dakos, G., Konstantinou, D., Chatzizisis, Y. S., Chouvarda, I., Filos, D., Paraskevaidis, S., Mantziari, L., Maglaveras, N., Karvounis, H. & Vassilikos, V. 2015. P wave analysis with wavelets identifies hypertensive patients at risk of recurrence of atrial fibrillation: A case–control study and 1year follow-up. *Journal of electrocardiology*, 48, 845-852.

- Deshmukh, A., Brown, M. L., Higgins, E., Schousek, B., Abeyratne, A., Rovaris, G. & Friedman, P. A. 2016. Performance of Atrial Fibrillation Detection in a New Single-Chamber ICD. *Pacing and Clinical Electrophysiology*, 39, 1031-1037.
- Felix, J., Alcaraz, R. & Rieta, J. 2015. Adaptive wavelets applied to automatic local activation wave detection in fractionated atrial electrograms of atrial fibrillation. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, IEEE, 45-48.
- García, M., Ródenas, J., Alcaraz, R. & Rieta, J. J. 2016. Application of the relative wavelet energy to heart rate independent detection of atrial fibrillation. *computer methods and programs in biomedicine*, 131, 157-168.
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., Mietus, J. E., Moody, G. B., Peng, C.-K. & Stanley, H. E. 2000. PhysioBank, physioToolkit, and physionet. *Circulation*, 101, e215-e220.
- Gumbinger, C., Krumdordf, U., Veltkamp, R., Hacke, W. & Ringleb, P. 2012. Continuous monitoring versus HOLTER ECG for detection of atrial fibrillation in patients with stroke. *European journal of neurology*, 19, 253-257.
- Gutiérrez-Gnecchi, J. A., Morfin-Magaña, R., Lorias-Espinoza, D., Del Carmen Tellez-Anguiano, A., Reyes-Archundia, E., Méndez-Patiño, A. & Castañeda-MIRANDA, R. 2017. DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network. *Biomedical Signal Processing and Control*, 32, 44-56.
- Haeberlin, A., Roten, L., Schilling, M., Scarcia, F., Niederhauser, T., Vogel, R., Fuhrer, J. & Tanner, H. 2014. Software-based detection of atrial fibrillation in long-term ECGs. *Heart rhythm*, 11, 933-938.
- Hurnanen, T., Lehtonen, E., Tadi, M. J., Kuusela, T., Kiviniemi, T., Saraste, A., Vasankari, T., Airaksinen, J., Koivisto, T. & Pankaala, M. 2017. Automated Detection of Atrial Fibrillation Based on Time-Frequency Analysis of Seismocardiograms, *IEEE journal of biomedical and health informatics*.
- Islam, M. S., Ammour, N., Alajlan, N. & Aboalsamh, H. 2016. Rhythm-based heartbeat duration normalization for atrial fibrillation detection. *Computers in biology and medicine*, 72, 160-169.
- Islam, S., Ammour, N. & Alajlan, N. 2017. Atrial fibrillation detection with multiparametric RR interval feature and machine learning technique. *Informatics, Health & Technology (ICIHT)*, International Conference on. IEEE, 1-5.
- Jiang, K., Huang, C., Ye, S.-M. & Chen, H. 2012. High accuracy in automatic detection of atrial fibrillation for Holter monitoring. *Journal of Zhejiang University-Science B*, 13, 751-756.
- Johura, F. T., Islam, S. M. R., Maniruzzaman, M. & Hasan, M. 2017. ECG signal for atrial fibrillation detection. *Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, International Conference on, IEEE, 928-934.
- Kennedy, A., Finlay, D. D., Guldenring, D., Bond, R. R., Moran, K. & McLaughlin, J. 2016. Automated detection of atrial fibrillation using RR intervals and multivariate-based classification. *Journal of electrocardiology*, 49, 871-876.

- Kim, M. S., Kim, Y. N. & Cho, Y. C. 2015. Electrocardiographic characteristics of significant factors of detected atrial fibrillation using WEMS. *한국산업정보학회/논문지*, 20, 37-46.
- Kirchhof, P., Benussi, S., Kotecha, D., Ahlsson, A., Atar, D., Casadei, B., Castella, M., Diener, H.-C., Heidbuchel, H. & Hendriks, J. 2016. 2016 ESC Guidelines for the management of atrial fibrillation developed in collaboration with EACTS. *European heart journal*, 37, 2893-2962.
- Kora, P., Annavarapu, A., Yadlapalli, P., Krishna, K. S. R. & Somalaraju, V. 2017. ECG based Atrial Fibrillation detection using Sequence Ordered Complex Hadamard Transform and Hybrid Firefly Algorithm. *Engineering Science and Technology, an International Journal*.
- Kora, P. & Krishna, K. S. R. 2016. ECG based heart arrhythmia detection using wavelet coherence and bat algorithm. *Sensing and Imaging*, 17, 1-16.
- Ladavich, S. & Ghoraani, B. 2015. Rate-independent detection of atrial fibrillation by statistical modeling of atrial activity. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18, 274-281.
- Lee, S. H., Myoung, H. S., Kang, C. H., Choi, E. K. & Lee, K. J. 2016. Amplitude based beat detection for atrial fibrillation in pacemaker. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), IEEE 38th Annual International Conference of the, IEEE, 2757-2759.
- Mabrouki, R., Khaddoumi, B. & Sayadi, M. 2016. Atrial Fibrillation detection on electrocardiogram. Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2nd International Conference on, IEEE, 268-272.
- Malik, M. 1996. Heart rate variability. *Circulation*, 93, 1043-1065.
- Marsili, I., Masè, M., Pisetta, V., Ricciardi, E., Andrighetti, A. O., Ravelli, F. & Nollo, G. 2016. Optimized algorithms for atrial fibrillation detection by wearable teleholter devices. Smart Cities Conference (ISC2), IEEE International, IEEE, 1-4.
- Martis, R. J., Acharya, U. R., Prasad, H., Chua, C. K. & Lim, C. M. 2013. Automated detection of atrial fibrillation using Bayesian paradigm. *Knowledge-Based Systems*, 54, 269-275.
- Mcgill, R., Tukey, J. W. & Larsen, W. A. 1978. Variations of box plots. *The American Statistician*, 32, 12-16.
- MEGEP. EKG [Çevrimiçi]. Uygun: <http://www.megep.meb.gov.tr/?page=moduller>. [Son erişim tarihi: 08.05.2017]
- Mittal, S., Rogers, J., Sarkar, S., Koehler, J., Warman, E. N., Tomson, T. T. & Passman, R. S. 2016. Real-world performance of an enhanced atrial fibrillation detection algorithm in an insertable cardiac monitor. *Heart Rhythm*, 13, 1624-1630.
- Morris, F., Edhouse, J., Brady, W. J. & Camm, J. 2003. Abc of Clinical Elektrocardiography, London, BMJ Books, 89 s.
- Nuryani, N., Harjito, B., Yahya, I. & Lestari, A. 2015. Atrial fibrillation detection using support vector machine. Electric Vehicular Technology and Industrial,

- Mechanical, Electrical and Chemical Engineering (ICEVT & IMECE), 2015 Joint International Conference, IEEE, 215-218.
- Oster, J. & Clifford, G. D. 2015. Impact of the presence of noise on RR interval-based atrial fibrillation detection. *Journal of electrocardiology*, 48, 947-951.
- Padmavathi, K. & Ramakrishna, K. S. 2015. Detection of Atrial Fibrillation using Autoregressive modeling. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 5, 64-70.
- Patro, K. K., Kumar, P. R. & Viswanadham, T. 2016. An efficient signal processing algorithm for accurate detection of characteristic points in Abnormal ECG signals. Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), International Conference on, IEEE, 1476-1479.
- Petrutiu, S., Sahakian, A. V. & Swiryn, S. 2007. Abrupt changes in fibrillatory wave characteristics at the termination of paroxysmal atrial fibrillation in humans. *Europace*, 9, 466-470.
- Rivera, D., Veiga, C., Rodríguez-Andina, J. J., Fariña, J. & García, E. 2017. Using support vector machines for atrial fibrillation screening. Industrial Electronics (ISIE), IEEE 26th International Symposium on, 2017. IEEE, 2056-2060.
- Ródenas, J., García, M., Alcaraz, R. & Rieta, J. J. 2015. Wavelet entropy automatically detects episodes of atrial fibrillation from single-lead electrocardiograms. *Entropy*, 17, 6179-6199.
- Ros, E., Mota, S., Fernández, F., Toro, F. & Bernier, J. L. 2004. ECG Characterization of paroxysmal atrial fibrillation: parameter extraction and automatic diagnosis algorithm. *Computers in biology and medicine*, 34, 679-696.
- Saastati, S. 2003. Neural networks for heart rate time series analysis, Jyväskylä yliopisto.
- Sanders, P., Pürerfellner, H., Pokushalov, E., Sarkar, S., Di bacco, M., Maus, B., Dekker, L. R. & Investigators, R. L. U. 2016. Performance of a new atrial fibrillation detection algorithm in a miniaturized insertable cardiac monitor: Results from the Reveal LINQ Usability Study. *Heart Rhythm*, 13, 1425-1430.
- Sejr, M. H., Nielsen, J. C., Damgaard, D., Sandal, B. F. & May, O. 2017. Atrial fibrillation detected by external loop recording for seven days or two-day simultaneous Holter recording: A comparison in patients with ischemic stroke or transient ischemic attack. *Journal of electrocardiology*, 50, 287-293.
- Shan, S.-M., Tang, S.-C., Huang, P.-W., LIN, Y.-M., Huang, W.-H., LAI, D.-M. & WU, A.-Y. A. 2016. Reliable PPG-based algorithm in atrial fibrillation detection. Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), IEEE, 340-343.
- Yoon, K. H., Thap, T., Jeong, C. W., Kim, N. H., Noh, S., Nam, Y. & Lee, J. 2015. Analysis of Statistical Methods for Automatic Detection of Congestive Heart Failure and Atrial Fibrillation with Short RR Interval Time Series. Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS), 9th International Conference on, IEEE, 452-457.

- Yuan, C., Yan, Y., Zhou, L., Bai, J. & Wang, L. 2016. Automated atrial fibrillation detection based on deep learning network. Information and Automation (ICIA), 2016 IEEE International Conference on, IEEE, 1159-1164.



7. EKLER

EK - 1

Long Term AF Database (Itafdb)'de Bulunan Kayıtların Ritim Tablosu

Kayıt No	NSR	SVTA	VT	AFR	VB	T	IVR	AB	SBR
00	5 (18:31:31)	-	40 (0:42)	44 (2:14:54)	-	-	-	-	-
01	457 (3:38:53)	25 (0:58)	-	53 (16:13:06)	16 (1:46)	6 (0:53)	-	293 (27:36)	83 (10:02)
03	1648 (14:56:49)	11 (0:32)	2 (0:03)	22 (1:20:03)	2 (0:13)	1 (0:14)	-	34 (4:53)	1587 (7:52:53)
05	14 (24:17:02)	2 (0:05)	-	3 (0:40)	-	-	-	8 (0:29)	-
06	48 (24:22:27)	16 (0:29)	-	19 (45:04)	-	-	-	11 (0:44)	1 (0:01)
07	499 (21:25:26)	28 (1:21)	-	8 (3:24:47)	416 (33:44)	1 (0:07)	-	51 (4:27)	-
08	20 (25:42:48)	13 (0:17)	-	4 (1:38)	1 (0:04)	-	-	1 (0:04)	-
10	148 (8:23:01)	68 (3:35)	-	80 (17:07:44)	-	-	-	1 (0:05)	-
11	-	-	1 (0:02)	2 (26:03:09)	-	-	-	-	-
12	-	-	-	1 (24:05:39)	-	-	-	-	-
13	193 (10:08:00)	12 (0:34)	-	2 (4:56:14)	3 (0:20)	1 (0:13)	-	12 (1:56)	172 (4:48:40)
15	4 (0:16)	-	-	801 (23:17:57)	-	-	-	-	802 (1:11:39)
16	117 (23:14:58)	4 (0:17)	-	37 (19:57)	7 (1:39)	16 (1:19)	-	39 (8:15)	64 (12:31)
17	-	-	-	1 (24:55:10)	-	-	-	-	-
18	-	-	-	1 (24:59:16)	-	-	-	-	-
19	83 (23:49:19)	21 (0:52)	-	9 (5:03)	-	-	-	46 (4:05)	6 (0:23)
20	-	-	-	2 (24:19:08)	-	-	-	-	1 (0:03)
21	-	-	-	1 (20:56:25)	-	-	-	-	-
22	1636 (22:37:36)	36 (1:35)	85 (1:55)	102 (23:58)	996 (1:18:11)	282 (27:28)	-	188 (21:01)	107 (8:47)
23	1194 (16:22:18)	184 (8:00)	1 (0:02)	57 (5:59:42)	172 (34:16)	6 (0:49)	-	801 (2:22:22)	122 (10:25)
24	784 (21:58:46)	9 (0:26)	-	2 (1:47)	-	-	-	16 (2:33)	759 (1:53:36)
25	-	-	212 (7:11)	346 (18:01:49)	-	-	133 (7:19)	-	-
26	93 (1:02:02)	4 (0:13)	-	177 (16:43:49)	-	9 (1:18)	-	1 (0:06)	196 (25:25)
28	271 (15:43:05)	29 (1:14)	-	106 (4:43:36)	11 (2:26)	1 (0:11)	-	15 (2:39)	161 (19:30)
30	14 (6:06:41)	8 (0:14)	-	-	-	-	-	5 (0:26)	-
32	541 (19:28:40)	28 (1:14)	2 (0:04)	361 (36:26)	-	-	-	174 (17:58)	-
33	-	-	23 (0:38)	120 (24:09:47)	55 (4:29)	41 (9:31)	-	-	-
34	-	-	3 (0:06)	5 (24:32:53)	-	1 (0:07)	-	-	-
35	147 (19:11:21)	5 (0:18)	-	7 (3:52:13)	-	-	-	1 (0:12)	135 (1:17:08)
37	1447 (15:18:23)	38 (3:16)	-	4 (1:29)	-	-	-	56 (6:30)	1392 (4:25:20)

38	1236 (18:28:33)	3 (0:10)	-	1 (25:41)	1 (0:05)	-	2 (0:16)	-	1232 (5:27:51)
39	78 (3:21:11)	6 (0:50)	-	141 (21:26:04)	-	-	-	28 (2:59)	56 (8:12)
42	56 (15:01:09)	39 (11:32)	3 (0:04)	122 (5:38:42)	-	-	-	30 (2:32)	-
43	-	-	2 (0:03)	3 (25:35:32)	-	-	-	-	-
44	-	-	3 (0:04)	4 (25:22:22)	-	-	-	-	-
45	277 (22:35:48)	5 (0:11)	-	82 (2:41:01)	3 (0:38)	-	-	1 (0:04)	191 (27:16)
47	882 (21:25:50)	18 (6:11)	9 (0:12)	4 (1:05)	5 (0:34)	8 (1:30)	-	437 (1:04:41)	417 (1:49:24)
48	-	-	12 (0:13)	13 (23:59:23)	-	-	-	-	-
49	-	-	5 (0:20)	7 (23:58:38)	-	-	1 (0:05)	-	-
51	348 (22:22:04)	5 (0:10)	-	68 (1:26:53)	39 (3:16)	14 (1:28)	-	35 (3:13)	186 (15:33)
53	339 (52:49)	1 (0:02)	-	448 (2:58:48)	-	-	-	25 (4:53)	714 (15:43:11)
54	-	-	-	1 (24:59:03)	-	-	-	-	-
55	22 (21:33:46)	4 (0:11)	-	12 (4:02:41)	-	-	-	5 (0:28)	-
56	4 (15:18:16)	-	1 (0:02)	1 (8:46:36)	-	-	-	1 (0:06)	-
58	928 (14:59:38)	153 (49:00)	-	12 (6:16:52)	3 (0:11)	7 (0:52)	-	741 (1:48:20)	22 (1:43)
60	-	-	1 (0:02)	2 (22:19:51)	-	-	-	-	-
62	-	-	8 (0:10)	41 (24:47:28)	-	-	-	-	32 (2:02)
64	-	-	1 (0:02)	1 (5:42:33)	-	-	-	-	-
65	-	-	1 (0:02)	2 (25:44:39)	-	-	-	-	-
68	-	-	5 (0:06)	6 (23:55:35)	-	-	-	-	-
69	-	-	-	1 (23:40:11)	-	-	-	-	-
70	-	-	-	1 (26:05:15)	-	-	-	-	-
71	-	-	-	1 (24:02:05)	-	-	-	-	-
72	72 (3:56:45)	5 (0:13)	1 (0:02)	29 (20:08:31)	41 (8:25)	5 (0:46)	-	2 (0:52)	4 (0:39)
74	11 (0:29)	-	2 (0:03)	1044 (23:32:16)	-	-	-	1 (0:09)	1043 (1:44:37)
75	-	-	-	1 (20:48:17)	-	-	-	-	-
100	839 (21:35:34)	21 (0:45)	1 (0:03)	659 (1:53:30)	98 (9:41)	24 (2:54)	-	72 (5:45)	4 (0:19)
101	675 (19:47:36)	221 (8:56)	-	147 (3:20:54)	153 (16:09)	44 (5:52)	-	122 (18:21)	5 (0:41)
102	46 (23:07:36)	2 (0:03)	-	43 (51:37)	-	-	-	-	-
103	2095 (9:37:09)	1369 (53:47)	1 (0:02)	1 (12:26:55)	8 (0:30)	2 (0:10)	-	824 (1:00:45)	-
104	29 (17:51:43)	10 (0:18)	-	16 (24:01)	-	-	-	3 (0:11)	-
105	398 (13:51:55)	1 (0:03)	-	96 (5:11:07)	-	-	-	1 (0:11)	301 (1:42:58)
110	84 (22:26:20)	1 (0:02)	-	22 (1:09:57)	-	-	-	60 (11:54)	-
111	52 (15:19:46)	15 (0:43)	-	26 (8:26:24)	-	-	-	21 (8:37)	-
112	1055 (13:07:24)	-	-	1042 (10:49:36)	-	-	-	7 (0:40)	22 (1:20)

113	19 (21:39:33)	-	-	2 (1:58:10)	-	-	-	16 (1:12)	-
114	132 (23:35:38)	35 (1:02)	-	30 (12:47)	-	-	-	76 (10:05)	-
115	214 (3:25:19)	19 (0:47)	-	175 (20:15:32)	-	-	-	41 (4:50)	2 (0:07)
116	752 (22:29:29)	649 (32:37)	-	25 (24:09)	-	-	-	86 (11:37)	-
117	4 (14:47:19)	-	1 (0:01)	5 (9:11:35)	-	-	-	-	-
118	7 (19:34:24)	5 (0:10)	1 (0:02)	1 (4:11:33)	-	-	-	-	-
119	340 (20:50:43)	6 (0:16)	37 (0:50)	87 (2:16:45)	-	2 (0:13)	-	52 (6:45)	238 (28:50)
120	53 (23:31:17)	15 (0:42)	-	37 (17:33)	-	-	-	2 (0:11)	-
121	1335 (11:58:04)	116 (5:19)	2 (0:03)	111 (3:14:08)	298 (49:04)	124 (21:55)	-	23 (3:19)	748 (4:06:28)
122	1078 (13:39:05)	3 (0:05)	-	16 (8:43:01)	368 (34:33)	188 (24:33)	-	7 (0:32)	514 (36:47)
200	11 (1:14)	-	5 (0:09)	19 (23:50:26)	-	2 (0:15)	-	-	-
201	-	-	-	7 (23:58:08)	-	-	-	-	6 (0:31)
202	-	-	-	1 (23:59:51)	-	-	-	-	-
203	-	-	4 (0:19)	6 (18:09:04)	-	-	1 (0:03)	-	-
204	-	-	333 (9:56)	334 (20:35:58)	-	-	-	-	-
205	-	-	-	1 (23:49:35)	-	-	-	-	-
206	-	-	4 (0:05)	6 (20:47:16)	-	-	-	-	1 (0:03)
207	-	-	16 (0:42)	17 (23:49:22)	-	-	-	-	-
208	-	-	-	1 (23:55:16)	-	-	-	-	-

Burada her bir bölmede ilk sırada yer alan sayılar Ritim çeşidinin kayıta kaç kez olduğunu, ikinci sırada bulunan veriler ise (saat.dk:sn) şeklinde Ritmin toplamda ne kadar süre ile oluştuğunu göstermektedir.

(-): Böyle bir ritmin kayıta yer almadığını ifade etmektedir.

Bu veriler PhysioBank ATM Long Term AF Database (Itafdb) açıklama kısmından elde edilmiştir.

ÖZGEÇMİŞ

ANIL CAN GÜZELER
acguzeler@akdeniz.edu.tr



ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Yüksek Lisans 2015-2017	Akdeniz Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik – Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Antalya
Lisans 2010-2015	Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Elektrik – Elektronik Mühendisliği Bölümü, Antalya

MESLEKİ VE İDARİ GÖREVLER

Birim Sorumlu Mühendisliği 2015- Devam Ediyor	Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Teknik Hizmetler Müdürlüğü, Elektrik, Tv-Kontrol ve Santral Sorumlu Mühendisliği, Antalya
--	--

ESERLER:

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

1- Güzeler A. C., Bilgin S. (2016). Aritmik EKG Sinyallerinde Ayrık Dalgacık ve Hilbert Dönüşümleri Tabanlı QRS Kompleks Yakalama Algoritması. BİYOMUT 2016 XX.

Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Toplantısı, İZMİR, TÜRKİYE, 3-5 Kasım 2016, ss.219-224

2- Bilgin S., Güzeler A.C., "Naive Bayes Classification of Neurodegenerative Diseases By Using Discrete Wavelet Transform", 19th National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT), İSTANBUL, TÜRKİYE, 5-6 Kasım 2015, pp.1-1

3- Güzeler A. C., Carlak H. F.,” Biyomedikal Uygulamalar için 1Hz – 1MHz Frekans Bandında Akım Uygulayabilen Gerilim Kontrollü Akım Kaynağı Tasarımı”, Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi 2015, MUĞLA, TÜRKİYE, 15-18 Ekim 2015

