

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK- ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**EKG ARİTMİLERİNİN ZAMAN FREKANS ESASLI ÖZNEİELİKLER
KULLANILARAK SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik- Elektronik Müh. Fulya AKDENİZ

**HAZİRAN 2017
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

EKG ARİTMİLERİNİN ZAMAN FREKANS ESASLI ÖZNETELİKLER
KULLANILARAK SINIFLANDIRILMASI

FULYA AKDENİZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"ELEKTRONİK YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 09 / 05 / 2017

Tezin Savunma Tarihi : 05 / 06 / 2017

Tez Danışmanı : Prof.Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU

Trabzon 2017

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında
Fulya Akdeniz tarafından hazırlanan**

**EKG ARİTMİLERİNİN ZAMAN FREKANS ESASLI ÖZİNİTELİKLER
KULLANILARAK SINIFLANDIRILMASI**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 16 / 05 / 2017 gün ve 1702 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU

Üye : Doç. Dr. İsmail KAYA

Üye : Yrd.Doç.Dr İlker ÖZÇELİK



**Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ
Enstitü Müdürü**

ÖNSÖZ

Günümüzde insan sađlığı denildiđi zaman ilk akla gelen organlardan biri de kalptir. Çünkü kalp başlıca doku ve organların çalışması için gerekli olan kanı temin eden organdır. Bu yüzden kalpte ortaya çıkabilecek bir problem beraberinde birçok hastalığı da meydana getirecektir. Bu sebepten insan sađlığında kalbin önemi oldukça fazladır. Bu çalışmada bu tür sorunların önüne geçebilmek amacıyla kalp hastalıklarının otomatik bir karar destek sistemiyle tespit edilip sınıflandırılması amaçlanmıştır.

Tez çalışmam boyunca bilgi ve düşünceleriyle bana her aşamada yardımcı olan, destek ve tecrübelerini esirgemeyen saygıdeđer hocam ve deđerli danışmanım Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĐLU'na teşekkürlerimi sunarım. Bu süreç boyunca desteđini esirgemeyen çalışma arkadaşım İlknur KAYIKÇIOĐLU'na, sevgi ve destekleriyle yanımda olan aileme teşekkür ederim. Ayrıca 1003 proje kapsamında bu çalışmayı destekleyen (Proje No: 114E452) TÜBİTAK'a teşekkür ederim.

Bu tezin bundan sonraki yapılacak olan çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Fulya AKDENİZ

Trabzon 2017

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “EKG Aritmilerinin Zaman Frekans Esaslı Öznitelikler Kullanılarak Sınıflandırılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĐLU’ nun sorumluluđunda tamamladıđımı, başka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiđimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim.
05/06/2017

Fulya AKDENİZ

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	IX
ABSTRACT.....	X
ŞEKİLLER DİZİNİ	XII
TABLolar DİZİNİ	XIV
KISALTMALAR DİZİNİ	XV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Çalışmanın Amacı.....	1
1.3. EKG'nin Tarihçesi	1
1.4. Kalbin Anatomisi ve Çalışma Prensibi	3
1.5. Kalbin Elektriksel Sistemi ve Aksiyon Potansiyeli	4
1.6. Elektrokardiyografi	6
1.7. EKG Derivasyonları	7
1.7.1. Bipolar Derivasyonlar	8
1.7.2. Ünipolar Derivasyonlar	9
1.7.2.1. Ünipolar Ekstremitte Derivasyonları.....	9
1.7.2.2. Ünipolar Göğüs Derivasyonları.....	10
1.8. Einthoven Üçgeni ve Elektriksel Aks	11
1.9. EKG Dalgaları	12
1.9.1. P Dalgası.....	13
1.9.2. PR Aralığı.....	13
1.9.3. QRS Kompleksi.....	13
1.9.4. ST Aralığı	13
1.9.5. T Dalgası	14
1.9.6. QT Aralığı	14
1.9.7. U Dalgası	14
1.10. Sağlıklı ve Aritmili EKG Kayıtları.....	15
1.10.1. Normal Atım.....	15

1.10.2. Sol Dal Bloku	16
1.10.3. Sağ Dal Bloku	16
1.10.4. Erken Kulakçık Atımları	17
1.10.5. Anormal Erken Kulakçık Atımları	18
1.10.6. Supraventriküler Erken Atım veya Ektopik Atım	18
1.10.7. Erken Karıncık Atım	19
1.10.8. Normal ve Karıncık Atım Füzyonu	20
1.10.9. Nodal Kaçak Atım	20
1.10.10. Ventriküler Kaçak Atım	21
1.10.11. Yapay Vuru	22
1.10.12. Yapay ve Normal Atım Füzyonu	22
1.10.13. Ventriküler Flutter Dalga	23
1.10.14. Nodal Erken Atım	24
1.10.15. Sınıflandırılmayan Atım	24
1.11. Literatür Araştırması	25
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR	39
2.1. Çalışmanın Akış Diyagramı	39
2.2. Veritabanı	40
2.3. Ön İşleme (Normalizasyon)	42
2.4. Öznitelik Çıkarma	43
2.4.1. Zaman Frekans Analizi Yöntemleri	44
2.4.1.1. Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD)	44
2.4.1.2. Choi-Williams Dönüşümü (CWD)	45
2.4.1.3. Bessel Dönüşümü	46
2.4.1.4. Born-Jordan Dönüşümü	46
2.4.1.5. Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü	47
2.5. Sınıflandırma	47
2.5.1. Destek Vektör Makineleri (DVM)	47
2.5.1.1. Doğrusal Destek Vektör Makineleri	48
2.5.1.2. Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineleri	48
2.5.1.3. Kuadratik Destek Vektör Makineleri	49
2.5.1.4. Kübik Destek Vektör Makineleri	49
2.5.1.5. Fine Gaussian Destek Vektör Makineleri	49
2.5.1.6. Medium Gaussian Destek Vektör Makineleri	50

2.5.1.7. Coarse Gaussian Destek Vektör Makineleri	50
2.5.2. K En Yakın Komşuluk Sınıflandırıcısı (K-EYK)	50
2.5.2.1. Fine K-EYK	51
2.5.2.2. Medium K-EYK	51
2.5.2.3. Coarse K-EYK	51
2.5.2.4. Kosinüs K-EYK	51
2.5.2.5. Kübik K-EYK.....	51
2.5.2.6. Weighted K-EYK.....	52
2.5.3. Karar Ağaçları	52
2.5.3.1. Kompleks Tree Sınıflandırıcı	52
2.5.3.2. Medium Tree	52
2.5.3.3. Simple Tree	52
2.5.4. Topluluk (Ensemble) Sınıflandırıcılar.....	53
2.5.4.1. Boosted Trees	53
2.5.4.2. Bagged Trees.....	53
2.5.4.3. Alt Uzay Ayırma	53
2.5.4.4. Alt Uzay K-EYK.....	53
2.5.5. Ayırma Analizi Sınıflandırıcıları.....	54
2.5.5.1. Doğrusal Ayırma Analizi (LDA)	54
2.5.5.2. Kuadratik Ayırma Analizi (QDA).....	54
3. BULGULAR VE SONUÇLAR	55
3.1. Anormal Atım Belirleme	56
3.1.1. Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD) Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları	57
3.1.2. Choi-Williams Dönüşümü (CWD) Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları	58
3.1.3. Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları.....	59
3.1.4. Born-Jordan Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları.....	60
3.1.5. Bessel Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları	61
3.2. Sağlıklı ve Hastalıklı RR Aralıklarının Zaman Frekans Spektrumları	63
3.2.1. Normal RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu	63
3.2.2. Sol Dal Bloklü RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu.....	66
3.2.3. Sağ Dal Bloklü RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu	69
3.2.4. Erken Kulakçık Atım RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu	72

3.2.5.	Erken Karıncık Atım RR Aralıđı Zaman-Frekans Spektrumu.....	75
3.2.6.	Normal ve Karıncık Atım Füzyonu RR Aralıđı Zaman-Frekans Spektrumu	78
3.2.7.	Yapay Vuru RR Aralıđı Zaman-Frekans Spektrumu	81
3.2.8.	Yapay ve Normal Atım Füzyonu RR Aralıđı Zaman-Frekans Spektrumu	84
3.3.	Aritmi Sınıflandırma.....	87
3.3.1.	Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD) Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları.....	88
3.3.2.	Choi-Williams Dönüşümü (CWD) Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları.	93
3.3.3.	Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları.....	98
3.3.4.	Born-Jordan Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları.....	103
3.3.5.	Bessel Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları	108
4.	TARTIŞMA.....	113
5.	ÖNERİLER	117
6.	KAYNAKLAR.....	118
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

EKG ARİTMİLERİNİN ZAMAN FREKANS ESASLI ÖZNETELİKLER KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI

FULYA AKDENİZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU
2017, 125 Sayfa

Kalp hastalıklarının önceden tespit edilmesiyle ilerde ortaya çıkabilecek kalıcı hasarların hatta ölümlerin bile önüne geçilebilmektedir. Bu tezde çeşitli makine öğrenmesi algoritmalarıyla EKG Aritmilerinin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Buda klinik karar destek sistemleri için oldukça önemlidir.

Çalışmada MIT-BIH Aritmi veritabanından seçilen R-R aralıklarından oluşturulan büyük bir veritabanı kullanılmıştır. Çalışma iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada kalp hastalıkları Sağlıklı EKG kayıtları ve aritmili EKG kayıtları olmak üzere iki sınıf şeklinde ayrılmıştır. İlk aşamada kişide herhangi bir aritminin olup olmadığını tespit edilmesi amaçlanmıştır. İkinci aşamada ise EKG kayıtları 9 sınıfa ayrılmıştır ve kişideki aritminin ne olduğunun bulunması amaçlanmıştır. Öznitelik çıkarma aşamasında zaman-frekans dönüşümü yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville, Choi-Williams, Born-Jordan, Bessel ve Zhao-Atlas-Mark dönüşümleridir. Sınıflandırma aşamasında ise Destek Vektör Makineleri, K En Yakın Komşuluk algoritmaları, Topluluk sınıflandırıcıları, Ağaç yöntemleri ve Ayrırma Analizi kullanılmıştır. Tez çalışmasında önerilen yöntemin hesaplama süresinin oldukça kısa olduğu görülmüştür ve gerçek zamanlı sistemlere uyarlanabilirliği kanıtlanmıştır. Tez çalışması geliştirilmekte olan Teletıp sisteminde Karar Destek sisteminin bir parçası olacaktır. Yapılan iki sınıflı çalışmanın performans sonuçları doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerleri sırasıyla %93.88, %92.14, %95.62, %95.46 olarak bulunmuştur. 9 sınıflı olarak yapılan aşamasında ise doğruluk, duyarlılık, özgüllük, F skor, pozitif prediktif değer, negatif prediktif değerler sırasıyla %98.56, %71.69, %98.48, %76.71, %89.31, %98.91 olarak bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler: Elektrokardiyogram (EKG), Anormal Atım Tespiti, Aritmi Sınıflandırma, Zaman-Frekans Dönüşümü, MIT-BIH Aritmi Veritabanı

Master Thesis

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF ECG ARRHYTHMS USING TIME-FREQUENCY BASED FEATURES

FULYA AKDENİZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU
2017, 125 Sayfa

Early detection of heart diseases can prevent permanent damage or even death that may occur in the future. In this thesis, it is aimed to determine Ecg Arrhythms with various machine learning algorithms. This is very important for clinical decision support systems.

The thesis study used a large database of R-R intervals selected from the MIT-BIH Arrhythmia database. The study consists of two phases. In the first stage heart diseases are divided into two classes to be healthy and arrhythmia ECG records. At the first stage, it is aimed to determine whether there is any heart disease in the person. In the second phase, the ECG records are divided into 9 classes, and the aim is to find out what is the arrhythmia. The thesis study used a large database of R-R intervals selected from the MIT-BIH Arrhythmia database. Time-frequency transformation methods are used in the feature extraction phase. These methods are Smoothed Pseudo Wigner-Ville, Choi-Williams, Born-Jordan, Bessel and Zhao-Atlas-Mark Transforms. In the classification phase, Support Vector Machines, K Nearest Neighborhood algorithms, Ensemble classifiers, Tree methods and Discriminant Analysis were used. It has been shown that the proposed algorithm has a fairly short computation time and adaptability to real-time systems. The study will be part of the Decision Support System in the Telemedicine system being developed. The performance results of study based on classification for two-class are obtained as respectively 93.88%, 92.14% , 95.62% , 95.46% for accuracy sensitivity, specificity and positive predictive values, and results of study based on classification for nine-class are obtained as respectively 98.56%, 71.69%, 98.48%, 76.71%, 89.31%, 98.91% for accuracy sensitivity, specificity, F score, positive predictive and negative predictive values.

Key Words: Electrocardiogram (ECG), Abnormal Beat Detection, Arrhythmia Classification, Time-Frequency Disturbition, MIT-BIH Arrhythmia Database

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Kalbin Yapısı	4
Şekil 1.2. Polarize, depolarizasyon, repolarizasyon hücre durumu.....	5
Şekil 1.3. Aksiyon potansiyeli faz evreleri	5
Şekil 1.4. Kalp boyunca aksiyon potansiyeli dalga şekilleri	6
Şekil 1.5. 12 derivasyonlu sağlıklı bir kişiye ait EKG kaydı	8
Şekil 1.6. EKG bipolar derivasyon I, derivasyon II, derivasyon III gösterimi	9
Şekil 1.7. EKG ünipolar derivasyon	10
Şekil 1.8. EKG ünipolar göğüs derivasyonları	11
Şekil 1.9. Einthoven üçgeni	11
Şekil 1.10. Kalbin eksen ve derivasyon açıları	12
Şekil 1.11. EKG dalgası ve EKG segmentleri	14
Şekil 1.12. EKG kaydında normal atım.....	15
Şekil 1.13. EKG kaydında sol dal bloğu atımı	16
Şekil 1.14. EKG kaydında sağ dal bloğu atımı.....	17
Şekil 1.15. EKG kaydında erken kulakçık atımı	17
Şekil 1.16. EKG kaydında sapsmış erken kulakçık atımı	18
Şekil 1.17. EKG kaydında süpraventriküler erken atım veya ektopik atım	19
Şekil 1.18. EKG kaydında erken karıncık atımı.....	19
Şekil 1.19. EKG kaydında normal ve karıncık atım füzyonu.....	20
Şekil 1.20. EKG kaydında nodal kaçak atım.....	21
Şekil 1.21. EKG kaydında ventriküler kaçak atım	21
Şekil 1.22. EKG kaydında yapay atım	22
Şekil 1.23. EKG kaydında yapay ve normal atım füzyonu	23
Şekil 1.24. EKG kaydında ventriküler flutter dalga	23
Şekil 1.25. EKG kaydında nodal erken atım	24
Şekil 1.26. EKG kaydında sınıflandırılmayan atım.....	25
Şekil 2.1. Çalışmanın akış diyagramı	39
Şekil 3.1. Normal EKG kaydı.....	63
Şekil 3.2. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu.....	64
Şekil 3.3. R-R aralığında CWD dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu	64

Şekil 3.4. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu	65
Şekil 3.5. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrum	65
Şekil 3.6. R-R aralığında BD ait zaman frekans spektrumu.....	66
Şekil 3.7. Sol Dal bloklu EKG kaydı	67
Şekil 3.8. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu.....	67
Şekil 3.9. R-R aralığında CWD ait zaman frekans spektrumu.....	68
Şekil 3.10. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu	68
Şekil 3.11. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu	69
Şekil 3.12. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	69
Şekil 3.13. Sağ dal bloklu EKG kaydı.....	70
Şekil 3.14. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu	70
Şekil 3.15. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	71
Şekil 3.16. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu	71
Şekil 3.17. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu	72
Şekil 3.18. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	72
Şekil 3.19. Erken kulakçık atımlı EKG kaydı	73
Şekil 3.20. R-R aralığında YSWVD zaman frekans spektrumu.....	73
Şekil 3.21. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	74
Şekil 3.22. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu	74
Şekil 3.23. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu	75
Şekil 3.24. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	75
Şekil 3.25. Erken karıncık atımlı EKG kaydı	76
Şekil 3.26. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu	76
Şekil 3.27. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	77
Şekil 3.28. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu	77
Şekil 3.29. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrumu	78
Şekil 3.30. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	78
Şekil 3.31. Normal ve karıncık atım füzyonlu EKG kaydı	79
Şekil 3.32. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu	79
Şekil 3.33. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	80
Şekil 3.34. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu	80
Şekil 3.35. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu	81
Şekil 3.36. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	81

Şekil 3.37. Yapay vuru EKG kaydı	82
Şekil 3.38. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu	82
Şekil 3.39. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	83
Şekil 3.40. R-R aralığında ZAMF zaman frekans spektrumu	83
Şekil 3.41. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu	84
Şekil 3.42. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	84
Şekil 3.43. Yapay ve normal atım füzyonu içeren EKG kaydı	85
Şekil 3.44. R-R aralığında YSWVD zaman frekans spektrumu.....	85
Şekil 3.45. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu	86
Şekil 3.46. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu	86
Şekil 3.47. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrumu	87
Şekil 3.48. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu.....	87

TABLULAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan ml2 derivasyonları	41
Tablo 2.2. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan V1,V2,V4,V5 derivasyonları.....	41
Tablo 3.1. YSWVD yöntemi kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi.....	57
Tablo 3.2. CWD yöntemi kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi.....	58
Tablo 3.3. Zhao-Atlas Mark dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi.....	59
Tablo 3.4. Born-Jordan dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi.....	60
Tablo 3.5. Bessel dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi	62
Tablo 3.6. YSWVD ait en iyi konfüzyon matrisi	88
Tablo 3.7. YSWVD yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi	89
Tablo 3.8. CWD ait en iyi konfüzyon matrisi	93
Tablo 3.9. CWD yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi.....	94
Tablo 3.10. Zhao-Atlas Mark dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi.....	98
Tablo 3.11. Zhao-Atlas Mark yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi.....	99
Tablo 3.12. Born-Jordan dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi	103
Tablo 3.13. Born-Jordan yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi	104
Tablo 3.14. Bessel dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi.....	108
Tablo 3.15. Bessel yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi.....	109
Tablo 4.1. 2 sınıflı çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılması	113
Tablo 4.2. 9 sınıflı çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılması	114

KISALTMALAR DİZİNİ

EKG	Elektrokardiyogram
SA	Sinoatrial düğüm
AV	Atriyoventriküler düğüm
N	Normal Atım
LBBB	Sol dal bloğu
RBBB	Sağ dal bloğu
AP	Erken kulakçık atımları
aAP	Anormal erken kulakçık atımları
PVC	Ventricular erken karıncık atımı
fVN	Normal ve karıncık atım füzyonu
NE	Nodal (junctional) kaçak atım
VE	Ventriküler kaçak atım
fPN	Yapay ve normal vuru füzyonu
NP	Nodal (junctional) erken atım
Q	Sınıflandırılmayan atımlardır
YSWVD	Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü
CWD	Choi-Williams Dönüşümü
BJD	Born-Jordan Dönüşümü
ZAMD	Zhao-Atlas-Mark
DA	Diğer Aritmiler
LDA	Doğrusal Ayırma Analizi
QDA	Kuadratik Ayırma Analizi
PPD	Pozitif prediktif değer
NPD	Negatif prediktif değer
DVM	Destek Vektör Makineleri
K-EYK	K En Yakın Komşuluk

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

1.2. Çalışmanın Amacı

Günümüzde yapılan araştırmalara bakıldığında zaman, stres durumları, çevresel koşullar, kalıtsal faktörlere bağlı olarak kalp rahatsızlıklarında artış görülmektedir. Bu hastalıklar kimi zaman kalıcı hasarlara hatta ani ölümlere bile yol açabilmektedir. Bu olumsuz sonuçların önüne geçebilmek ve meydana gelebilecek hasarları en aza indirebilmek için kalp rahatsızlıklarının önceden tespit edilebilmesi ve hastalık süresince izlenebilmesi önemlidir. Bunun içinde EKG sinyallerinin doğru ve hızlı bir şekilde algılanıp işlenmesi oldukça önemlidir. Yapılan çalışma geliştirilmekte olan tele-tıp sisteminde bir parçası olduğundan EKG sinyalinin gerçek zamanlı izlenip anormal atımların tespit edilmesi uygulanacak tedaviler için oldukça önemlidir. Tele-tıp sistemleri hasta bireylerde görülen sağlık problemlerini önceden tespit edebilir ve gerekli önlemlerin, müdahalelerin daha kısa sürede yapılmasını sağlayabilmektedir. Bu sistemler sayesinde hasta kişiler düşük maliyetle yüksek yaşam şartlarına ulaşmaktadır ve ayrıca bu sistemler sayesinde kişilerdeki ilaç kullanım miktarları ise düşüş göstermektedir. Bu sebeplerden dolayı ve insan yaşam kalitesini arttırmak amacıyla bu çalışma yapılmıştır.

Yapılan tez çalışması iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada tele-tıp sistemleri için acil uyarı oluşturabilecek bir algoritma yazılarak kişide herhangi bir kalp aritmisinin olup olmadığının tespit edilmesi amaçlanmıştır. İkinci aşamada ise kişide herhangi bir kalp aritmisi varsa bu aritminin çeşidinin ne olduğunun tespit edilmesi amaçlanmıştır.

1.3. EKG'nin Tarihçesi

1786'da Bologna Üniversitesi'nden İtalyan doktor ve fizikçi olan Dr. Luigi Galvani ilk olarak elektrik akımının iskelet kaslarından kaydedilebileceğini belirtti.

1842'de Pisa Üniversitesi'nde fizik profesörü olan Dr. Carlo Matteucci kurbağalarda her kalp atımı sırasında bir elektriksel işaret oluştuğunu belirtti.

1877'de Londra'daki St Mary's Tıp Fakültesi'nde İngiliz fizyolog olan Augustus Waller, insanın göğsüne ve arkasına elektrometre ve elektrodları yerleştirerek ilk insan elektrokardiyogramını yayınladı.

1891'de İngiliz fizyologlar William Bayliss ve Edward Starling gelişmiş bir kılcal elektrometre kullanarak her kalp atımında trifazik kardiyak elektriksel aktivite meydana geldiğini gösterdi.

Dr. Willem Einthoven, Waller'in çalışmalarından esinlenerek kapiler elektrometreyi daha da incelterek ABCDE adını verdiği beş elektriksel sapmayı gösterebildi. Kılcal sistemdeki eylemsizlik ayarını yapmak için matematiksel bir düzeltme uyguladı ve bu da bugün gördüğümüz eğrilere neden oldu.

Descartes bu sapsmalara alfabenin son serisini kullandı ve PQRST isimlerini verdi.

1893' de Hollanda Tıbbi Toplantısında bu dalga formlarını tanımlamak için ilk kez elektrokardiyografi terimi Einthoven tarafından ortaya atılmıştır.

1901'de Einthoven elektrokardiyografide kullanılan çok yüksek hassasiyete sahip yeni bir galvanometre geliştirdi.

Waller, dört ekstremitenin her birinde ve ağızda bir tane olmak üzere beş elektrod kullandı ve farklı kombinasyonlardan elde edilen 10 derivasyon elde etti. Einthoven ise en düşük verimin sağ bacak ve ağız elektrodlarını sağladığını belirterek elektrod sayısını üç'e düşürdü ve bugün günümüzde kullanılmakta olan Einthoven üçgeni oluştu.

1924'te Einthoven, elektrokardiyografin icadı için fizyoloji ve tıp alanında Nobel Ödülüne layık görüldü.

İlk elektrodlar elektrolit solüsyonlarının silindirleri olup uçları durulandı.

Elektrokardiyografi izlemede pozitif sapsmalar üretmek için pozitif elektrodlar sol kol ve bacak üzerine yerleştirildi.

1908'de Edinburgh Üniversitesinden Sir Edward Schafer, klinik kullanım için telli bir galvanometre elektrografi satın alan ilk kişiydi.

1909'da Dr. Alfred Cohn tarafından ilk elektrokardiyogram makinesi New York Mt. Sinai Hastanesinde tanıtıldı.

1901-1930 yılları arasında daha taşınabilir olmasından dolayı 3 derivasyonlu elektrokardiyogramın kullanımı yaygınlaştı.

Başlangıçta aritmileri araştırmak için elektrokardiyogramlar kullanılmıştır.

1909' da Londra Üniversitesi Kolej Hastanesinden Sir Thomas Lewis, elektrokardiyogramı kullanarak, düzensiz kalp atışının klinik bir teşhisi olan Delirium Cordis'in, atriyal fibrilasyondan kaynaklandığını keşfetti.

1910'da bir klinik bir hastalık olarak miyokard enfarktüsü farkedildi.

1934'te Michigan Üniversitesi'nden Dr. Frank N. Wilson, merkezi terminal kavramını geliştirdi.

1938'de, Amerikan Kalp Derneği ve İngiltere Kardiyak Topluluğu, V1'den V6'ya kadar olan EKG kayıt yöntemlerini yayınladı Böylece göğüs derivasyonları ortaya çıktı [1].

1949'da Norman Jeff Holter'in Holter monitörünü icat etti. Bu icatla EKG'nin klinik dışı bir ortamda kullanımı gerçekleşti. Bu enstrümanın ilk versiyonu, EKG'yi sürekli olarak kaydedebilen ve bu sinyalleri radyo yoluyla iletebilen bir sırt çantasıydı.

1960'lı yıllarda EKG analizinde bilgisayar kullanılmaya başlanmıştır.

1961'de Hubert Pipberger, anormal EKG sinyallerini tanıyan bilgisayar sistemi geliştirdi.

1970'lerde klinik ortamda bilgisayar destekli EKG analizleri tanıtıldı.

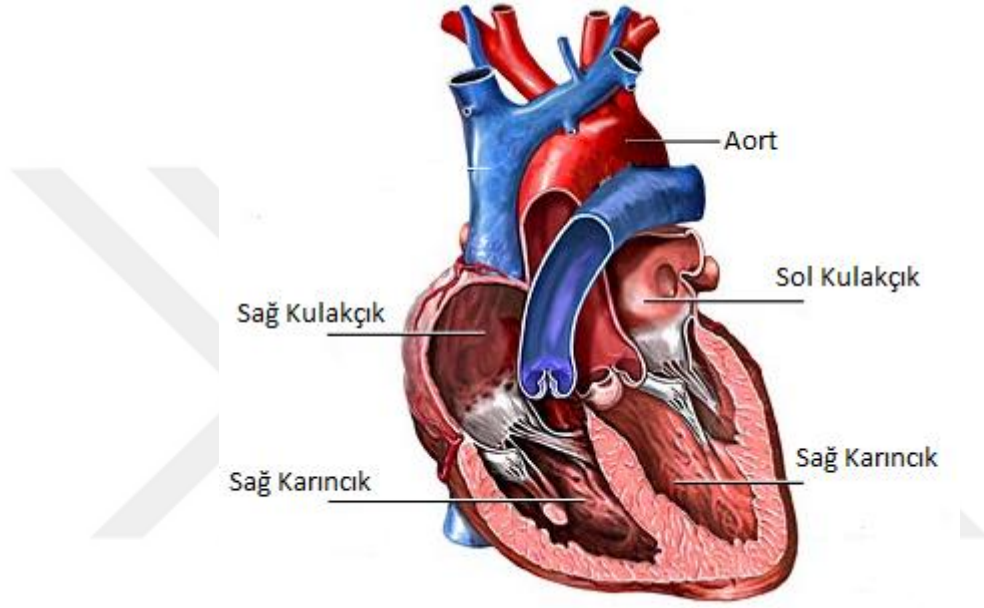
Günümüzde ise EKG sinyallerinin analizi ve modern EKG cihazlarının geliştirilmesine devam edilmektedir [2].

1.4. Kalbin Anatomisi ve Çalışma Prensibi

Kalp; başlıca işlevi doku ve organların çalışması için gerekli olan oksijen bakımından zengin kanı temin etmek olup çalışması otonom sinir sistemiyle sağlanan bir organdır. Kalbin büyüklüğü cinsiyet ve vücut büyüklüğüne göre değişiklik göstermektedir. Erkeklerde ortalama 328 g, kadınlarda ise ortalama 244 g civarındadır [3].

Kalp yapısı gereği kasılıp gevşeyerek çalışır. Diyastol kalbin gevşemesine sistol ise kalbin kasılmasına denir. Kalp kasılıp gevşeyerek tüm vücuda kan pompalar. Kalp her dakikada ortalama 70 atım yapar ve her atımda ortalama 70 ml kan gönderir [3]. İnsanlarda kalp 2 kulakçık ve 2 karıncık olmak üzere toplam 4 bölümden oluşur. Kalbin üst tarafında bulunanlara atrium (kulakçık) altta bulunan boşluklara ise ventrikülüs (karıncık) denir [4]. Kalbin çalışması sırasında ilk önce kalbin sağ kulakçığından bulunan sinoatrial düğüm (SA) kendiliğinden bir uyarı oluşturur ve kulakçıklar kasılır. Kasılan kulakçıklar kanı karıncıklara pompalar. Daha sonra sağ karıncıkta kirli kan akciğer atardamarına verilir ve

kirli kan akciğere gönderilerek burada tekrardan temizlenir. Akciğerde temizlenen kan sol kulakçığa gönderilir. Sol kulakçık kasılarak kan sol karıncığa gönderilir. Sol karıncık temiz kanı aorta gönderir ve buradan temiz kan tüm vücuda pompalanır. Vücutta kirlenen kan toplardamarlarla toplanarak sağ kulakçığa gönderilir. Sağ kulakçık kanı sol karıncığa gönderir ve burdaki kirli kan tekrar akciğere gönderilir ve bu işlem her defasında tekrarlanarak döngü devam eder. Kalbin yapısal gösterimi Şekil 1.1.'de verilmiştir.



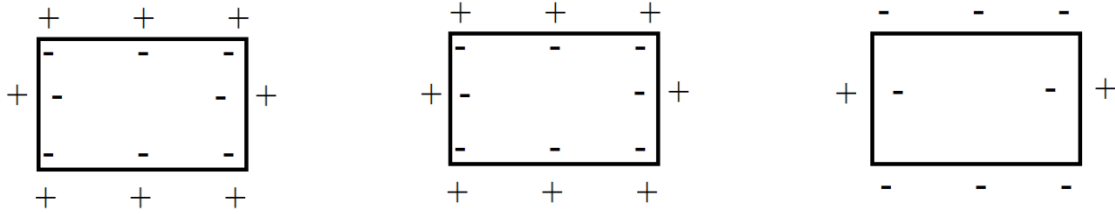
Şekil 1.1. Kalbin Yapısı [5]

1.5. Kalbin Elektriksel Sistemi ve Aksiyon Potansiyeli

Kalbin ritmik faaliyetlerinin doğduğu bölge ilk olarak 1852 yılında Stannius tarafından kurbağaya yapılan deneyler sonucu tespit edilmiştir [3]. Kalpteki elektriksel aktivite sinoatrial düğümde (SA) başlar. Daha sonra depolarizasyon atriyum kası liflerine geçer. Depolarizasyon dalgası Atriyoventriküler düğümde (AV nod) gecikir. Bir sonraki aşamada elektriksel işaret his demetinden ikiye ayrılarak sağ ve sol dal demetlerine geçer. Elektriksel ileti ventrikül kasında Purkinje lifleri adı verilen doku sayesinde yayılır [6].

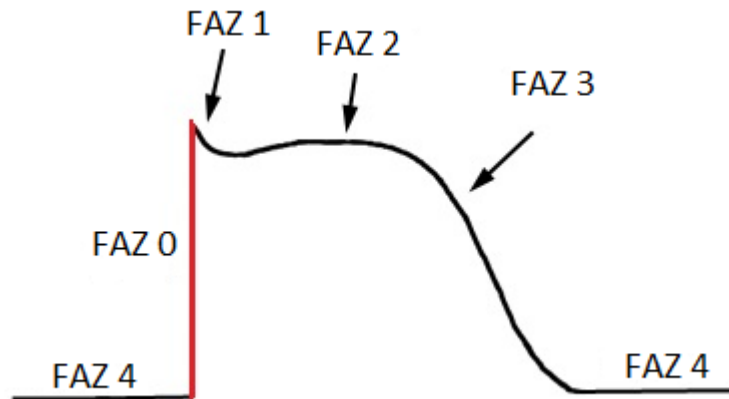
Dinlenme durumundaki kalp kası hücrelerinin uyarılmasıyla ortaya çıkan elektrokimyasal olaya aksiyon potansiyeli denilir. Aksiyon potansiyeli depolarizasyon ve repolarizasyon olmak üzere 2 aşamadan meydana gelir. Dinlenme durumundaki kalp kası hücresinde pozitif yüklü iyonlar hücre zarının dış kısmında, negatif yüklü iyonlar ise hücre

zarının iç yüzeyinde bulunmaktadır. Kalp hücresi dinlenme durumunda polarizedir. Kalp hücresi uyarıldığı zaman negatif yüklü iyonlar hücrenin dış tarafına, pozitif yüklü iyonlar (Na^+) ise hücrenin iç tarafına yönelirler. Bu sırada yaklaşık -90mV olan aksiyon potansiyeli 40mV 'a kadar artar. Bu yönelme sonucunda hücrenin polaritesi bozulur ve depolarizasyon oluşur. Dinlenme süresine geçildiğinde ise pozitif yüklü iyonlar (Na^+ ve K^+) tekrar dış tarafa, negatif yüklü iyonlar ise tekrardan hücre içine geçer ve hücre repolarizasyon olur. Şekil 1.2. 'de hücrelerin polarize, depolarizasyon ve repolarizasyon durumları gösterilmiştir.

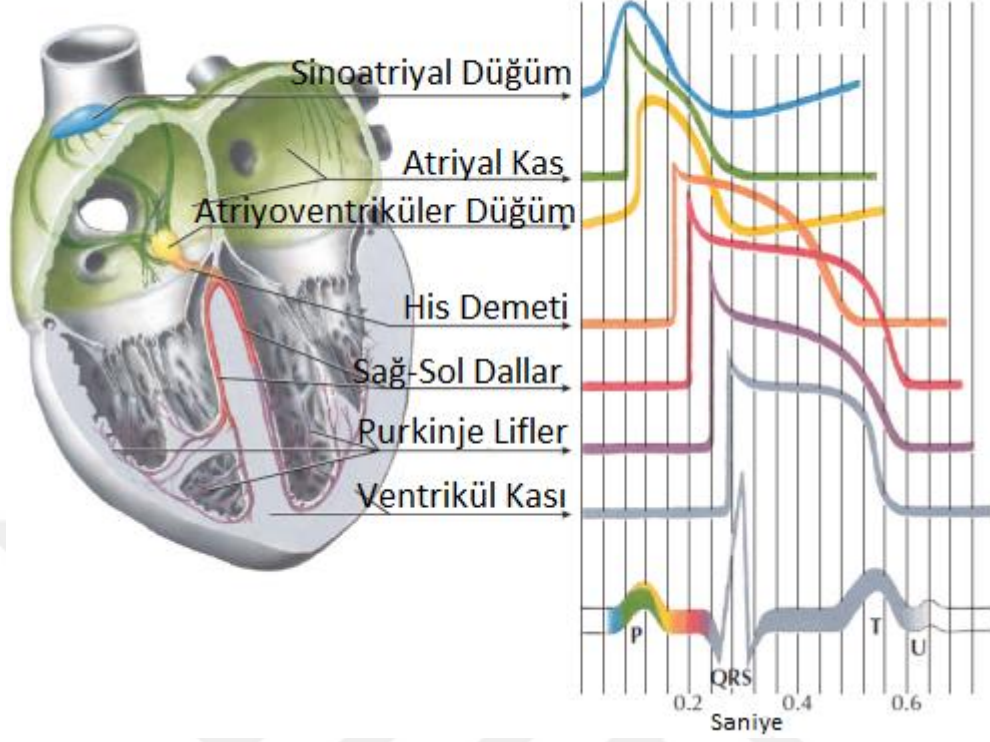


Şekil 1.2. Polarize, depolarizasyon, repolarizasyon hücre durumu

Aksiyon potansiyelinde faz 0, depolarizasyon evresini temsil eder. Bu evrede QRS ve P dalgası oluşur. Faz 1, 2, 3, repolarizasyon evresini temsil eder ve bu evrede ST segmenti ve T dalgası oluşur. Faz 4 dinlenme potansiyelini temsil eder ve EKG'deki izoelektrik çizgi oluşur. Şekil 1.3.'de aksiyon potansiyelinin faz evreleri Şekil 1.4.'de ise kalpte aksiyon potansiyelin oluşumu gösterilmiştir.



Şekil 1.3. Aksiyon potansiyeli faz evreleri [7]



Şekil 1.4. Kalp boyunca aksiyon potansiyeli dalga şekilleri [8]

1.6. Elektrokardiografi

Kalbin çalışması sırasında oluşturduğu elektriksel potansiyel değişimlerinin vücuda yapılandırılan elektrodlar aracılığıyla kaydedilmesine elektrokardiografi, elde edilen grafiğede elektrokardiogram (EKG) denir.

Günümüzde EKG ile birçok hastalığın tanısı konulabilmektedir. Örneğin;

- ✓ EKG kalbin genel işleyişi hakkında bize bilgi veren bir sistemdir.
- ✓ Kalpteki ritim ve iletim bozukluklarını
- ✓ Koroner kalp yetmezliği ve Miyokal İnfarktüs
- ✓ Kişide kalp pili varsa bu pilin çalışmasını
- ✓ Hastanın kullandığı ilaçların etkilerini
- ✓ Kalp dışındaki hastalıkların kalbe olan etkilerini
- ✓ Yüksek tansiyon nedeniyle kalp genişlemesi olup olmadığını
- ✓ Kalp damarlarında bir tıkanıklığın olup olmadığı hakkında bize bilgi vermektedir.

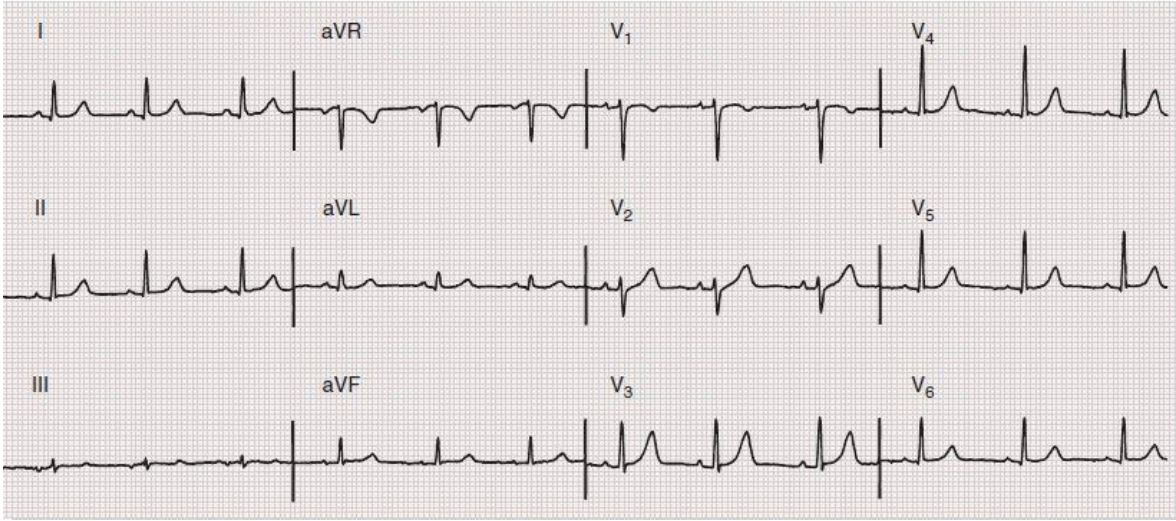
1.7. EKG Derivasyonları

Kalbin oluşturduğu elektriksel aktiviteyi belirleyebilmek ve doğru analiz yapabilmek için vücuda yerleştirilen tek bir elektrod yeterli olmayabilir. Doğru sonuçlar elde edebilmek için vücudun belirli bölgelerine birden çok elektrod yerleştirilir. Bu yerleştirilen elektrodların konumuna göre ise derivasyonlar oluşur. Bu derivasyonlar aslında vücuda yerleştirilen elektrodlar arasındaki potansiyel farkı gösterir [9]. Kalp ritminin doğru ve düzgün bir şekilde kaydedilebilmesi için derivasyonların yerleştirilmesi oldukça önemlidir. Toplamda 12 farklı derivasyon vardır buda kalbin elektriksel aktivitesini 12 farklı yönden incelemeye yarar. Her bir farklı derivasyon kalbin farklı bölgeleri için bilgi verir [10]. Şekil 1.5.'de sağlıklı bir kişiye ait kalp atımının 12 derivasyonda gösterimi verilmiştir.

12 derivasyondan 6 tanesi ekstremitte derivasyondur. Bu ekstremitte derivasyonlarından 3 tanesi bipolar ekstremitte derivasyondur (DI, DII, DIII). Diğer 3 tanesi ise unipolar güçlendirilmiş ekstremitte derivasyondur (aVR, aVL, aVF). Geriye kalan 6 derivasyon ise (V1, V2, V3, V4, V5, V6) göğüs derivasyonlarıdır. Kalbin dikey yöndeki elektriksel işaretini kaydeden derivasyonlar ekstremitte derivasyonlardır. Kalbin yatay eksenindeki elektriksel işaretini ise göğüs derivasyonları kaydetmektedir [10].

EKG işareti kaydedilirken bir tane aktif ve potansiyeli 0 olan bir indifferent elektrod kullanılır bu derivasyona ünipolar derivasyon denir ya da 2 tane aktif elektrod kullanılarak ölçüm yapılır buna da bipolar derivasyon denir [3].

EKG'de derivasyonlar isimlendirilirken V harfi potansiyel anlamına gelen voltaj kelimesini, R harfi sağ kol (right arm), L harfi sol kol (left arm), F harfi ise sol bacağı (left leg) temsil etmektedir. VR, VL, VF derivasyonlarının başına konulan a harfi ise güçlendirilmiş (augmented) kelimesinin ilk harfidir [11].



Şekil 1.5. 12 derivasyonlu sağlıklı bir kişiye ait EKG kaydı [12]

1.7.1. Bipolar Derivasyonlar

Bipolar derivasyonlar vücudun iki noktası arasındaki potansiyel gerilim farkını hesaplamak için kullanılır [11]. Einthoven kalbin bir eşkenar üçgenin merkezinde yer aldığını kabul etmiştir. Bu üçgen sağ kol, sol kol ve sol bacadan oluşan bir eşkenar üçgendir [3].

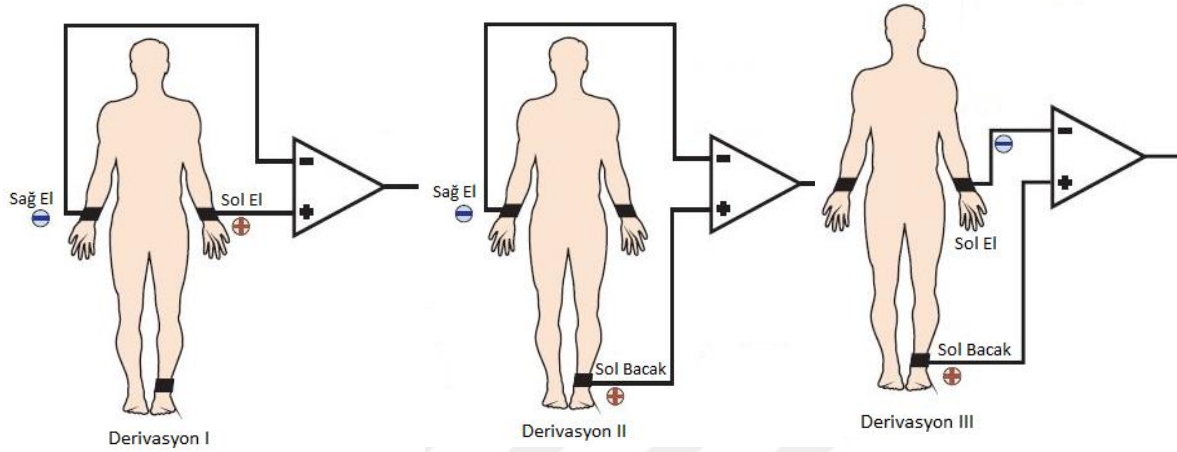
DI, DII, DIII derivasyonları kalbin ön düzlemi hakkında bilgi verir. Bu üç derivasyonun ölçümü için bir negatif bir pozitif elektrod gerekir [10]. Şekil 1.6.'da bu üç derivasyonun gösterimi verilmiştir. Yapılan ölçümlerde sağ ayak referans noktası yani toprak olarak alınır.

Derivasyon I; Elektrokardiyografi cihazının negatif (-) ucuna bağlı olan elektrod sağ kola bağlanırken, pozitif (+) ucuna bağlı olan elektrod ise sol kola bağlanır. Referans noktası yani toprak hattı sağ bacağa bağlanır [11]. DI derivasyonu atriyal ritimlerin izlenmesi için kullanılır [10].

Derivasyon II; Elektrokardiyografi cihazının negatif (-) ucuna bağlı olan elektrod sağ kola bağlanırken, pozitif (+) ucuna bağlı olan elektrod ise sol bacağa bağlanır. Referans noktası yani toprak hattı sağ bacağa bağlanır [11]. Derivasyon II pozitif ve yüksek voltaja sahip olan P, R, T dalgalarını içermektedir. P dalgasının yorumlanmasında kullanılır. Sinüs düğüm ve atriyal aritmiler bu derivasyonda takip edilebilir [10].

Derivasyon III; Elektrokardiyografi cihazının negatif (-) ucuna bağlı olan elektrod sol kola bağlanırken, pozitif (+) ucuna bağlı olan elektrod ise sol bacağa bağlanır. Referans

noktası yani toprak hattı sağ bacağına bağlanır [11]. Derivasyon III pozitif yönde bir sapma gösterir. Bu derivasyonda atriyal aritmiler ve sol ventrikül inferiyor duvarının izlenmesinde kullanılmaktadır [10].



Şekil 1.6. EKG bipolar derivasyon I, derivasyon II, derivasyon III gösterimi [13]

1.7.2. Ünipolar Derivasyonlar

Ünipolar derivasyonlar bipolar derivasyonların aksine belirli bir noktadaki potansiyeli gösterirler [11].

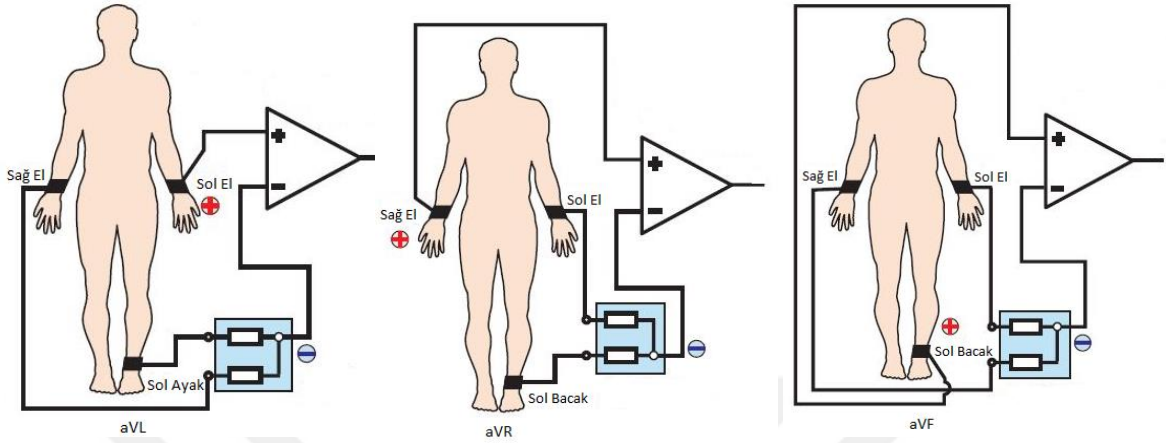
1.7.2.1. Ünipolar Ekstremité Derivasyonları

aVL, aVF, aVR derivasyonları kalbin ön düzlemi hakkında bilgi verir. Bu derivasyonları ölçmek için sadece bir pozitif elektrod gerektirir[10]. Şekil 1.7.'de bu derivasyonların gösterimi verilmiştir.

aVL: Sol kola pozitif elektrod bağlanırken, referans noktası sağ kola sol bacağına bağlanan elektrodların toplamıdır [3]. Bu derivasyon genellikle pozitif yönde bir sapma gösterir [10].

aVF: Sol bacağına pozitif elektrod bağlanırken, referans noktası sağ kola sol kola bağlanan elektrodların toplamıdır [3]. Bu derivasyon inferiyor (alt) duvar değişikliklerini gösterir [10].

aVR: Sağ kola pozitif elektrod bağlanırken, referans noktası sol kola sol bacağına bağlanan elektrodların toplamıdır [3]. Bu derivasyon negatif yönde bir sapma gösterir [10].



Şekil 1.7. EKG ünipolar derivasyon [13]

1.7.2.2. Ünipolar Göğüs Derivasyonları

Ünipo lar derivasyon çeşidinde de belirli bir yerdeki potansiyel ölçülmektedir [11]. Bu ölçümlerde farklı elektrodu göğsün 6 farklı bölgesine uygulanarak V1, V2, V3, V4, V5, V6 derivasyonları kaydedilir. Bu derivasyon çeşidinde de referans noktamız sağ kol, sol kol ve sol bacağına bağlanan elektrodların toplamıdır [3]. Bu derivasyonlar kalbin yatay düzlemi hakkında bilgiler içermektedir. Ünipo lar olduğu için ölçmek için sadece bir pozitif elektrod gereklidir [10]. Şekil 1.8.'de göğüs derivasyonlarının yerleri gösterilmiştir.

V1 derivasyonu: Hem pozitif hemde negatif yönde sapma bir aradadır. Bu derivasyonda P dalgası, QRS kompleksi ve ST segmenti iyi görülmektedir.

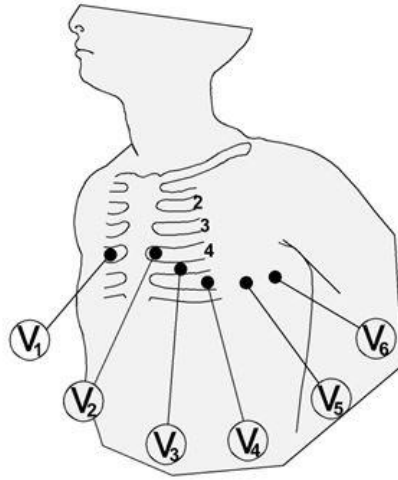
V2 derivasyonu: Pozitif yöndeki küçük bir sapmayı takip eden negatif yönde bir sapma göstermektedir.

V3 derivasyonu: Hem pozitif hemde negatif yönde sapma bir aradadır. ST segmenti yükselmesi bu derivasyonda görülebilmektedir.

V4 Derivasyonu: Pozitif bir yönde sapma göstermektedir. ST segment ve T dalgası değişiklikleri bu derivasyonda gözlemlenebilmektedir.

V5 Derivasyonu: Pozitif yönde bir sapma göstermektedir. ST segment ve T dalgası değişiklikleri bu derivasyonda gözlemlenebilmektedir.

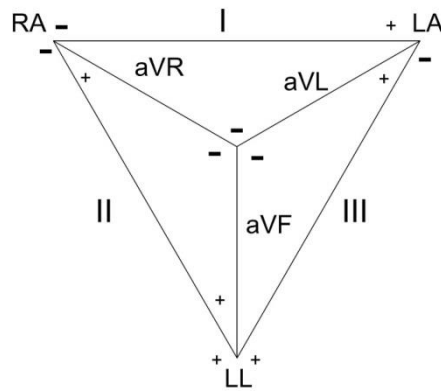
V6 Derivasyonu: Pozitif yönde bir sapma göstermektedir [10].



Şekil 1.8. EKG ünipolar göğüs derivasyonları [14]

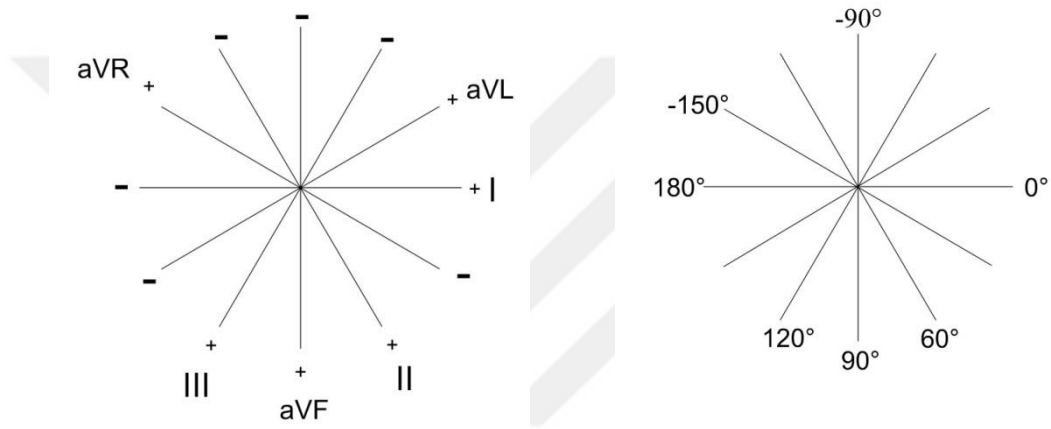
1.8. Einthoven Üçgeni ve Elektriksel Aks

Üç tane bipolar derivasyon eksenini birleştirdiği zaman Einthoven üçgeni meydana gelmektedir. Derivasyonda kullanılan elektrodların kalbe olan uzaklıkları aynı olduğu için meydana gelen üçgen eşkenar bir üçgendir. Derivasyon I'de eksen iki omuz arasındadır ve sağ kol negatif sol kol ise pozitiftir. Derivasyon II'de eksen negatif sağ koldan pozitif sol bacağına doğru uzanır. Derivasyon III'de ise eksen negatif sol koldan pozitif sol bacağına doğrudur [10]. Şekil 1.9.'da Einthoven üçgeninin gösterimi verilmiştir.



Şekil 1.9. Einthoven üçgeni [15]

Kalbin 12 derivasyonlu EKG'si ile kalbin depolarizasyon yönü ve kuvveti yansıtılır. Ayrıca kalpte oluşan elektriksel uyarıların oluşturduğu anlık vektörlerin ortalamasını yansıtır ve buna ortalama QRS vektörü de denilebilir. Normal bir EKG kaydında elektriksel uyarılar sinoatriyal düğümünden çıkar ve atriyumlar boyunca yayılır. Daha sonra antroventriküler düğümüne oradan ise ventriküllere dağılır. Normal bir EKG işaretinde oluşan aksın yönü aşağı ve sola doğrudur. Normal olmayan bir EKG kaydında ise aksın yönü değişkendir. Elektriksel işaretin hareketi zarar görmüş bölgeden hipertofik bölgeye doğrudur [10]. Şekil 1.10.'da kalbin ekseni ve derivasyon açıları gösterilmiştir.



Şekil 1.10. Kalbin ekseni ve derivasyon açıları [16]

Hastanın elektriksel aksının bulunması bir hastalığı tanımlamada önemli bir rol oynamaktadır. Aks sapması, kalpte meydana gelen elektriksel aktivitenin zarar gördüğü durumlarda ortaya çıkabilmektedir. Normal bir EKG de aks -30 ile +90 derece arasındadır. Sağ aks sapması, +90 ile +180 derece arası aksı ifade eder. Sol aks sapması ise -30 derece ile -90 derece arasını sol aks sapması olarak kabul edilir [10].

1.9. EKG Dalgaları

EKG dalgaları, kalbin elektriksel sistemi sonucu oluşur. Depolarizasyon (kasılma) ve repolarizasyon (gevşeme) durumları gözlenir. Aynı zamanda atriyumlardan ventriküllere yayılan elektriksel uyarılarının göstergesi olarak da adlandırılabilir. Bir EKG dalgası P, Q, R, S, T adı verilen 5 dalga şeklinden oluşmaktadır. Q, R, S dalgalarının oluşturduğu şekle

ise QRS kompleksi denilmektedir. Şekil 1.11.'de EKG dalgası ve EKG segmentleri gösterilmiştir. EKG dalgalarının şekillerinden ritm bozukluklarını, iletimde meydana gelen anormallikleri ve elektrolit bozukluklarını tespit etmek mümkündür [10].

1.9.1. P Dalgası

SA düğümünden doğan elektriksel uyarının atriyumlarda yayılması sonucu EKG'deki ilk dalga olan P dalgası oluşur. P dalgası atriyumların depolarizasyonunu yani atriyumlar boyunca iletilen elektriksel uyarıyı gösterir. P dalgasının uzunluğu maksimum 0.1 saniye olup genliği de maksimum 2.5 mm'dir [11]. EKG şeklindeki yeri QRS kompleksinden öncedir. Şekil olarak genellikle küresel ve yukarı doğrudur [10].

1.9.2. PR Aralığı

PR aralığı SA düğümünden çıkan elektriksel uyarının ventriküllere ulaşması için geçen süredir. PR aralığı 0.12 ile 0.20 saniye arasında değişiklik göstermektedir [11]. EKG şeklindeki yeri P dalgasının başladığı yerden QRS kompleksinin başladığı yere kadardır [10].

1.9.3. QRS Kompleksi

Ventriküller boyunca iletilen elektriksel uyarının depolarizasyonu olarak adlandırılır. EKG şeklindeki yeri PR aralığını izler. QRS kompleksi farklı derivasyonlarda farklı görünümlere sahip olabilir [10]. QRS kompleksinin süresi 0.10 ile 0.12 saniye arasında değişiklik göstermektedir [11].

1.9.4. ST Aralığı

QRS kompleksinin bittiği yer ile T dalgasının başladığı yeri birleştiren aralıktır. Ventriküllerin repolarizasyonu olarak adlandırılır [11]. ST aralığı 0.06 ile 0.12 saniye arasında değişmektedir [3]. EKG şeklindeki yeri S dalgasından T dalgasının başlangıcına kadar olan kısımdır. ST aralığında düşme veya yükselmeler gözlenebilmektedir [10].

1.9.5. T Dalgası

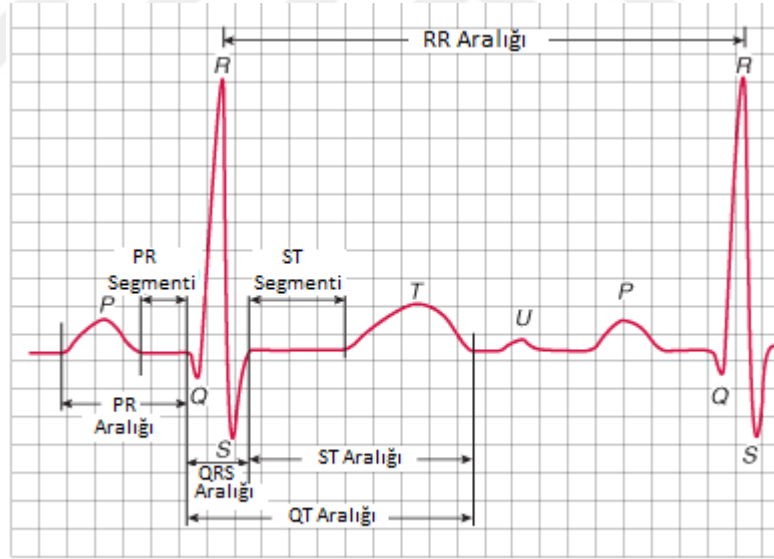
Ventriküllerin repolarizasyonunu yansıtır. T dalgasının süresi 0.10 ile 0.25 saniye arasında değişmektedir [11]. EKG şeklindeki yeri ST segmentinden sonradır [10].

1.9.6. QT Aralığı

Ventriküllerin depolarizasyonu ve repolarizasyonu için geçen toplam süredir. QT aralığı 0.35 saniye ile 0.44 saniye arasında değişmektedir [11].

1.9.7. U Dalgası

T dalgasının devamında oluşan ve her insanda görülmeyen bir dalgadır [11].



mm/milivolt 1 kare 0.04 saniye/0.1 milivolt

Şekil 1.11. EKG dalgası ve EKG segmentleri [17]

1.10. Sağlıklı ve Aritmili EKG Kayıtları

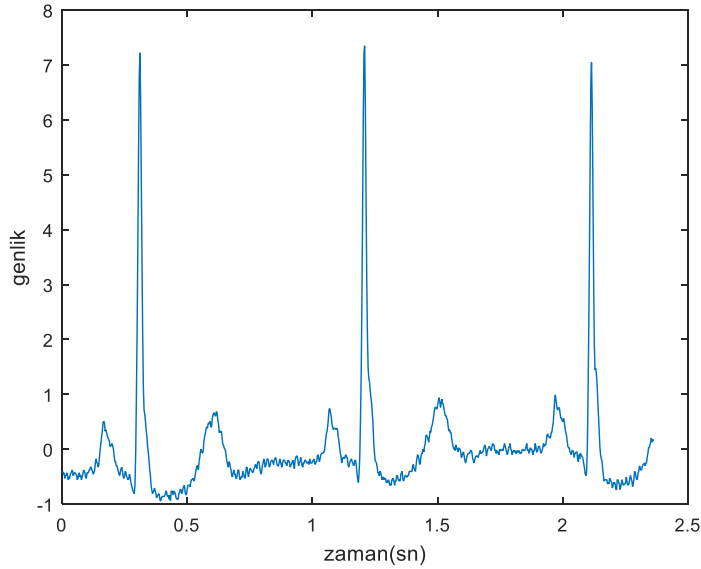
SA düğümünden doğan elektriksel işaretten kaynaklanan, hızı dakikada 60-100 vuruş/d (dakika) aralığında düzenli bir ritme sahip olan ve belirli özellikler içeren ritme normal sinüs ritmi adı verilir. Normal sinüs ritminin dışında kalan düzenli bir ritme sahip olup olmadığı farketmeyen tüm uyarı oluşumu ve iletim bozukluklarına aritmi adı verilir. Aritmi ayrıca kalp ritminin hızıyla, iletimiyle, düzenliliğiyle alakalı normal olmayan özellikleri anlatır [11].

Aritmiler temelde 3 ana başlık altında toplanır [11]. Bunlar;

- ✓ Uyarı oluşumu bozuklukları,
- ✓ Uyarı iletim bozuklukları,
- ✓ Uyarı oluşum bozukluğu ve uyarı iletim bozukluğunun birlikte olduğu bozukluklardır.

1.10.1. Normal Atım

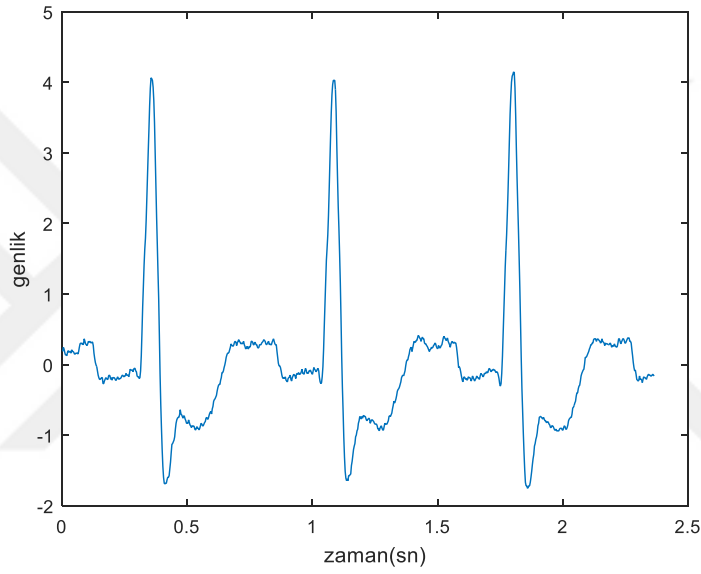
Şekil 1.12.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 101m.mat dosyasındaki sağlıklı bir kişiye ait EKG kaydı gösterilmiştir.



Şekil 1.12. EKG kaydında normal atım

1.10.2. Sol Dal Bloku

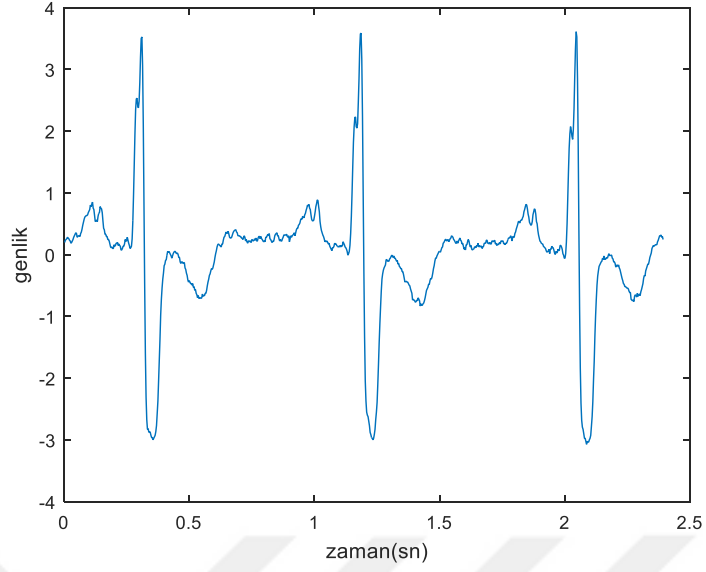
Uyarı iletimin bu sefer sol dalda gecikmeye uğramasından ya da kesintiye uğramasından kaynaklanır. QRS kompleksinin süresi 0.12 saniye veya daha fazla olabilir. Uyarı sağ ventrikülden sola doğru yayılırken uzun çentikli veya geniş bir R dalgası oluşabilir [10-11]. Şekil 1.13.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 109m.mat dosyasındaki sol dal bloğu atımı gösterilmiştir.



Şekil 1.13. EKG kaydında sol dal bloğu atımı

1.10.3. Sağ Dal Bloku

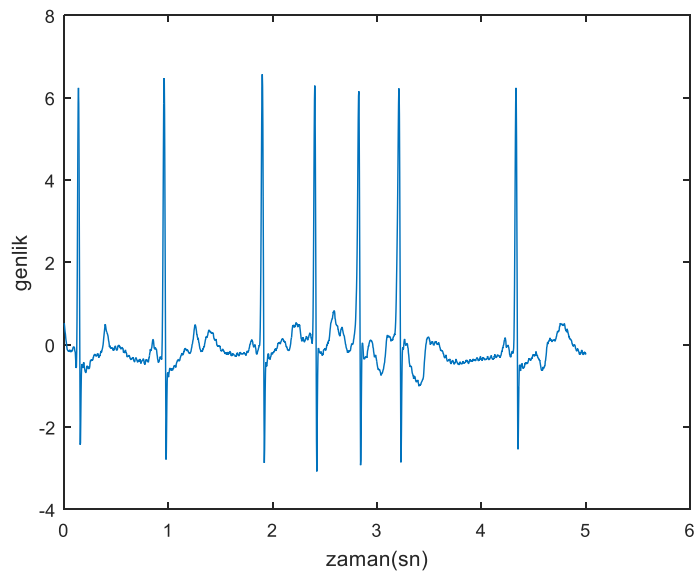
Uyarı iletiminin sağ dalda gecikmeye uğramasından ya da kesintiye uğramasından kaynaklanır. QRS kompleksinin süresi 0.12 saniye veya daha fazla olabilir. V1 ve V2 derivasyonlarında çentikli R dalgası görülebilir. Derivasyon I, V5 ve V6 da S dalgası daha geniş ve derin bir şekilde oluşabilir. Buna sağ ventrikül depolarizasyonu sebep olur. Derivasyon V1 ve V2 de sekonder ST-T değişiklikleri oluşabilmektedir [10-11]. Şekil 1.14.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 118m.mat dosyasındaki sağ dal bloğu atımı gösterilmiştir.



Şekil 1.14. EKG kaydında sağ dal bloğu atımı

1.10.4. Erken Kulakçık Atımları

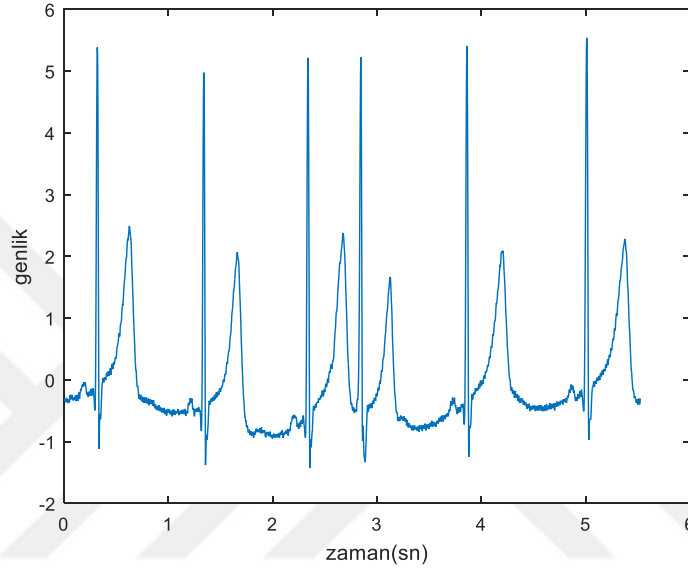
Atriyumların SA düğümün dışında kalan kısımlarında normal kalp ritmine göre erken oluşan atımlardır [11]. Şekil 1.15.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 220m.mat dosyasındaki erken kulakçık atımı gösterilmiştir.



Şekil 1.15. EKG kaydında erken kulakçık atımı

1.10.5. Anormal Erken Kulakçık Atımları

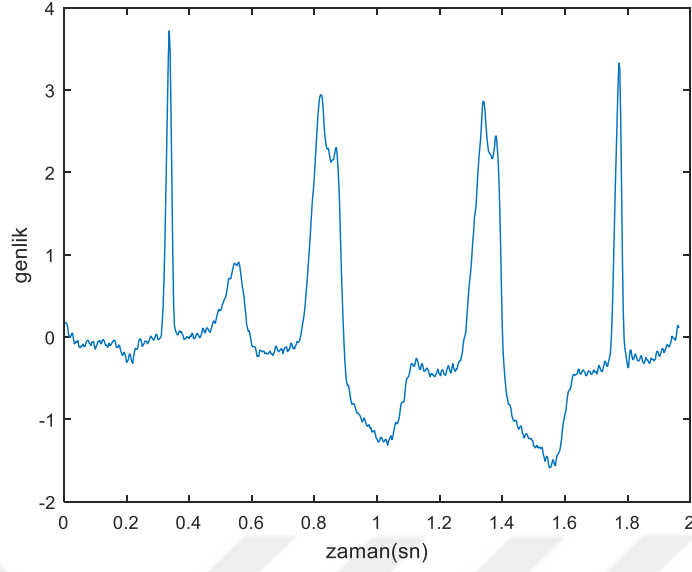
Sağ veya sol kulakçıkların herhangi birinde ikincil uyarmalar sonucu meydana gelen kasılmadır. Şekil 1.16.'da MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 113m.mat dosyasındaki sapmış erken kulakçık atımı gösterilmiştir.



Şekil 1.16. EKG kaydında sapmış erken kulakçık atımı

1.10.6. Supraventriküler Erken Atım veya Ektopik Atım

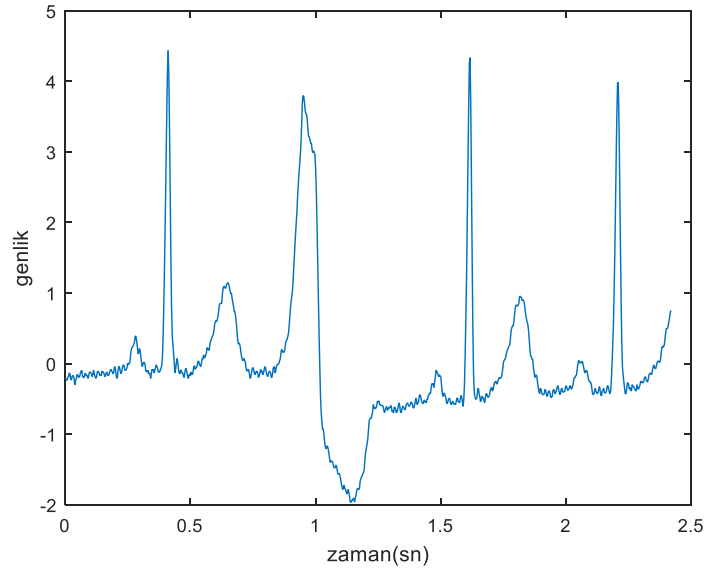
Ektopik atım erkenden meydana gelen atımlardır. His demetlerinden, karıncıklardan ve kulakçıklardan ortaya çıkabilmektedirler. Ventriküler ektopik atımlarda oluşan uyarı miyokard dokusunda yayıldığı için QRS segmenti geniştir ve şekli bozuktur [18]. Süpraventriküler erken vurularda ise P dalgası olması gereken zamanda görülmez, sonraki p dalgası ise gecikir [6]. Şekil 1.17.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 208m.mat dosyasındaki süpraventriküler erken atım veya ektopik atım gösterilmiştir.



Şekil 1.17. EKG kaydında süpraventriküler erken atım veya ektopik atım

1.10.7. Erken Karıncık Atım

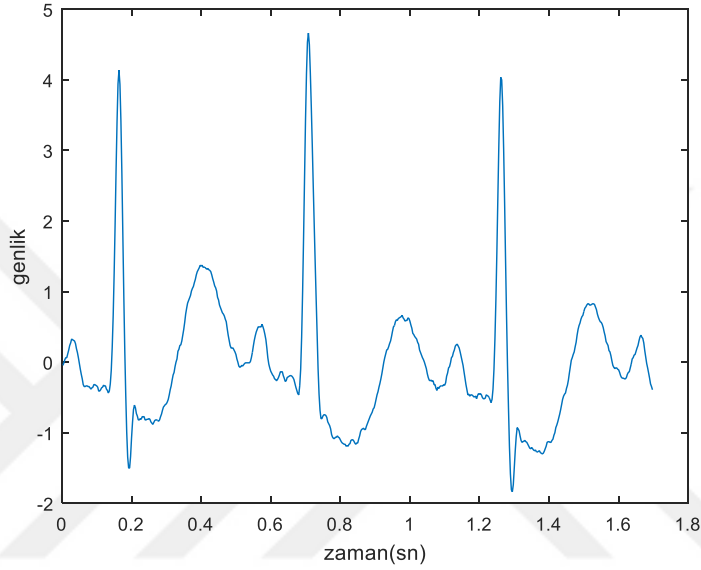
Ventriküllerdeki normal olmayan odaklardan kaynaklanan normal kalp ritmine göre erken oluşan atımlardır [11]. Şekil 1.18.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 200m.mat dosyasındaki erken karıncık atımı gösterilmiştir.



Şekil 1.18. EKG kaydında erken karıncık atımı

1.10.8. Normal ve Karıncık Atım Füzyonu

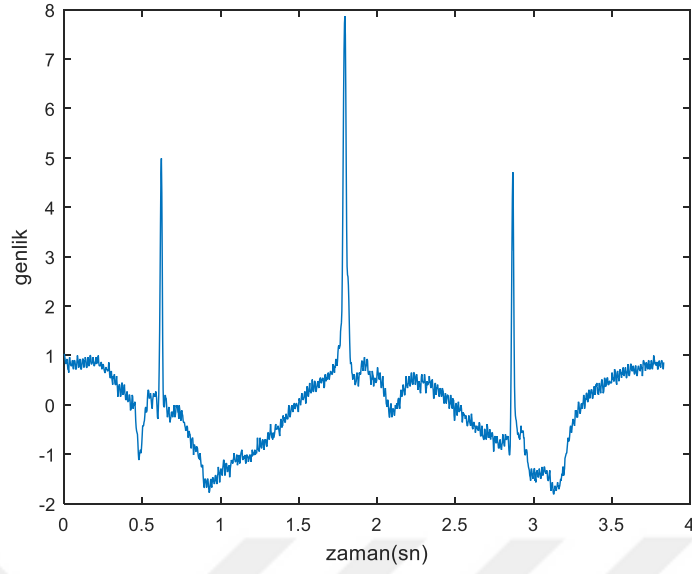
Hem normal EKG işaretinin hem de ventriküler atımların bir arada görüldüğü EKG kayıtlarıdır. Şekil 1.19.'da MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 213m.mat dosyasındaki normal ve karıncık atım füzyonu gösterilmiştir.



Şekil 1.19. EKG kaydında normal ve karıncık atım füzyonu

1.10.9. Nodal Kaçak Atım

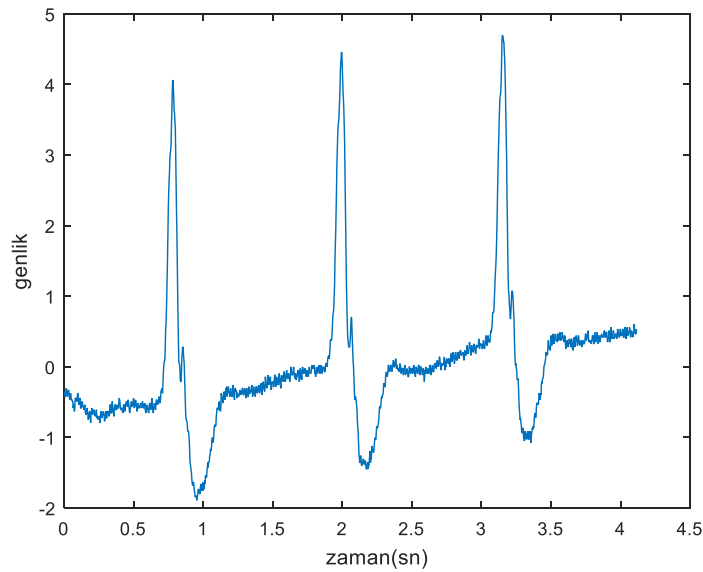
Atriyoventriküler düğümün çevresi depolarizasyon olma işlevini üstlenirse bu ritme nodal veya kavşak kaçış ritmi denilir [6]. Şekil 1.20.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 222m.mat dosyasındaki nodal kaçak atım gösterilmiştir.



Şekil 1.20. EKG kaydında nodal kaçak atım

1.10.10. Ventriküler Kaçak Atım

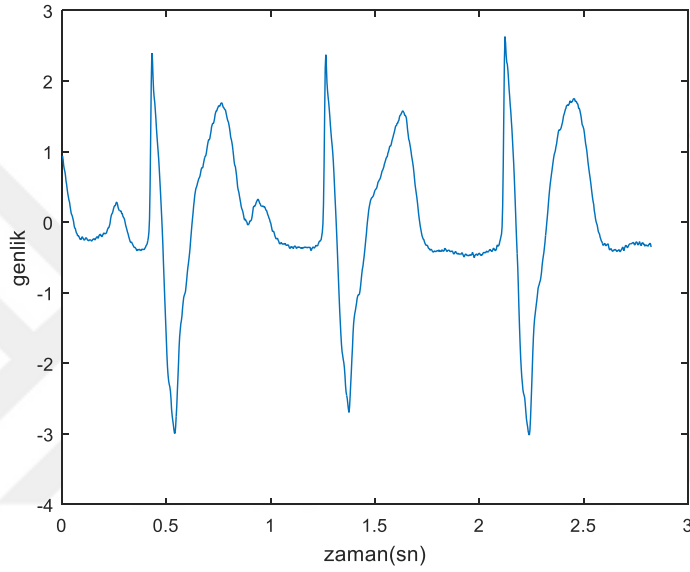
Ventriküllerden kaynaklanan ve normal kalp ritmine göre gecikerek ortaya çıkan atımlardır [11]. Ventriküler kaçak atım atriyum ve ventrikül arasındaki elektriksel iletinin tam kalp bloğu ile kesilmesiyle gözlenir [6]. Şekil 1.21.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 207m.mat dosyasındaki ventriküler kaçak atım gösterilmiştir.



Şekil 1.21. EKG kaydında ventriküler kaçak atım

1.10.11. Yapay Vuru

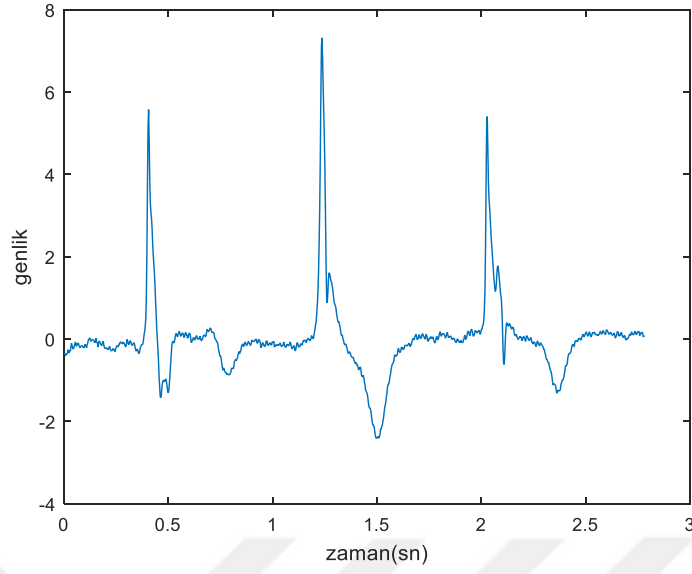
Kalbin elektriksel iletim sistemi tam olarak çalışmadığı zaman, kalpteki kasın kasılmasını sağlayan ekstra sistemler kullanılır. Bu sistemlerin ürettiği kalp atımları yapay vuru olarak adlandırılmaktadır. Şekil 1.22.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 107m.mat dosyasındaki yapay atım gösterilmiştir.



Şekil 1.22. EKG kaydında yapay atım

1.10.12. Yapay ve Normal Atım Füzyonu

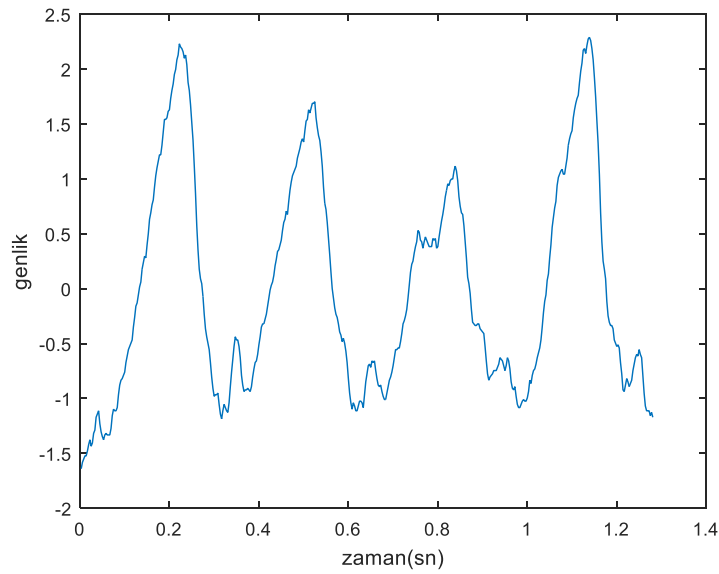
Kalbin elektriksel sisteminin ürettiği işaretle beraber, yapay vurununda gözlemlendiği kalp atımlarıdır. Şekil 1.23.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 217m.mat dosyasındaki yapay ve normal atım füzyonu gösterilmiştir.



Şekil 1.23. EKG kaydında yapay ve normal atım füzyonu

1.10.13. Ventriküler Flutter Dalga

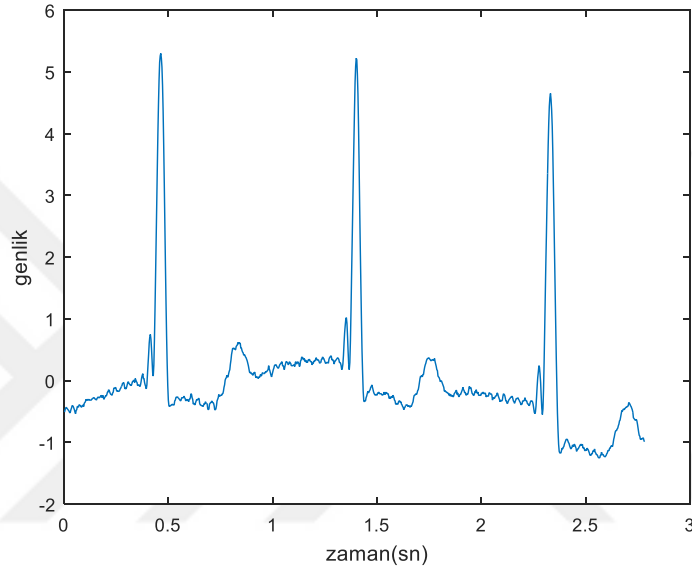
Ventriküllere aynı anda giren iki farklı elektriksel uyarının meydana getirdiği depolarizasyondur [11]. Bu atım şeklinde QRS ve T dalgalarını birbirinden ayırt etmek oldukça zordur. Şekil 1.24.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 207m.mat dosyasındaki ventriküler flutter dalga gösterilmiştir.



Şekil 1.24. EKG kaydında ventriküler flutter dalga

1.10.14. Nodal Erken Atım

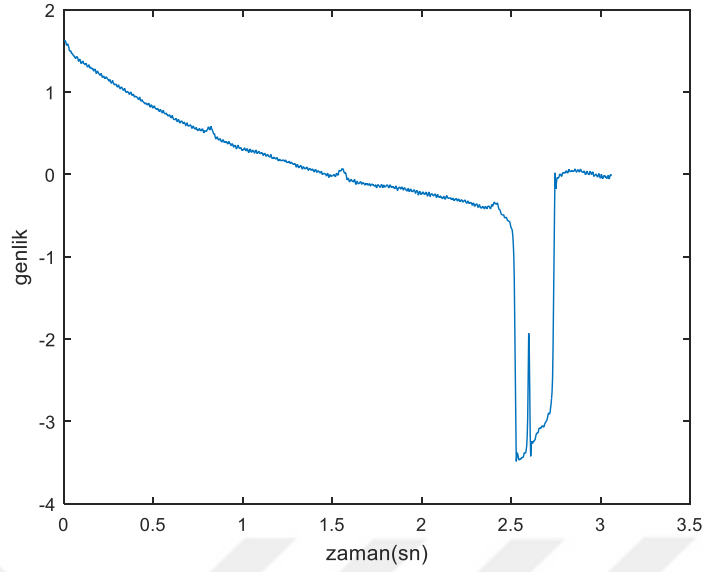
Antriyovenriküler doku kaynaklı beklenen bir sonraki P dalgasından önce erkenden ortaya çıkan anormal bir atımdır. Şekil 1.25.'de MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 124m.mat dosyasındaki nodal erken atım gösterilmiştir.



Şekil 1.25. EKG kaydında nodal erken atım

1.10.15. Sınıflandırılmayan Atım

MIT-BIH Aritmi veritabanında bulunan herhangi bir hastalık sınıfına dahil edilemeyen anormal atımlardır. Şekil 1.26.'da MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 203m.mat dosyasındaki sınıflandırılmayan atım gösterilmiştir.



Şekil 1.26. EKG kaydında sınıflandırılmayan atım

1.11. Literatür Araştırması

Aritmi tespiti yapabilmek için birçok araştırmacı farklı öznelik çıkarma yöntemleri kullanarak, farklı sınıflandırma teknikleri kullanarak yüksek performans değerine sahip sonuçlar elde etmeye çalışmışlardır. Bu çalışmada literatür araştırması iki farklı açıdan verilmiştir. İlk önce anormal atım belirleme daha sonra ise anormal atım sınıflandırma olarak verilmiştir.

Markos G. ve diğerleri RR aralıklarından yola çıkarak öznelik çıkarma yöntemleri olarak zaman frekans yöntemlerini ve yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Ön işleme aşamasında ise EKG kayıtlarından takogramlar çıkartıp bu takogramları 32 küçük aralığa bölmüşlerdir. Her bir aralığı normal ya da aritmi olarak tanımlamışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından 112568 RR aralığı kullanılmıştır. Toplamda her biri yarım saatlik uzunluğa sahip olan 48 kayıt kullanmışlardır. Duyarlılık ve özgüllük değerlerini sırasıyla %87.5 ve %89.5 olarak bulmuşlardır [19].

A. Dliou ve diğerleri normal olmayan EKG sinyallerini tespit edebilmek için 4 tane zaman frekans dönüşümü uygulamışlardır. Bunlar Wigner–Ville, Choi–Williams, Bessel ve Born–Jordan dönüşüm yöntemleridir. Normal olmayan EKG kayıtlarını süpraventriküler aritmi ve kötü ventriküler aritmi hastalığına sahip olan kişilerden almışlardır. Diğer yöntemlerle karşılaştırıldığı zaman en iyi sonucu Choi-Williams dönüşümü yöntemi ile bulmuşlardır [20].

M.Vijayavanan ve diğeri öznitelik çıkarmak için EKG işaretinin morfolojik yapısını kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise olasılıksal Yapay Sinir Ağlarını (PNN) kullanarak performans analizlerini yapmışlardır. Ön işleme aşamasında ise Ayrık Dalgacık Dönüşümünü (DWT) kullanmışlardır. EKG kayıtlarını MIT-BIH Aritmi veritabanından almışlardır. Eğitim sürelerini 5, 10, 15, 20'şer dakikalık olarak almışlardır. Her kategoriden yaklaşık olarak 150 kayıt eğitim için 50 kayıt ise test için kullanılmıştır. Sistemin doğruluğunu ise %96.5 olarak bulmuşlardır [21].

Kemal Polat ve diğeri EKG aritmi tespiti için Temel Bileşen Analizini (PCA) ve En Küçük Kareli Destek Vektör Makinesi (LS-SVM) yöntemlerini kullanmışlardır. Bu işlemleri iki aşamada gerçekleştirmişlerdir. PCA ile 279 özellik vektörüne sahip olan veritabanını 15 özelliğe indirgemişlerdir. İkinci aşamada ise LS-SVM kullanarak EKG aritmelerini belirlemişlerdir. Çalışmalarında kullanılan EKG veriseti Kalifornia üniversitesinin Bilgi ve Bilgisayar Bilimleri bölümünün makine öğrenmesi veritabanından alınmıştır. Toplamda 452 tane EKG örneği kullanılmıştır. Veritabanları %50'si eğitim %50'si test, %70'i eğitim %30'u test ve %80'i eğitim %20'si test olmak üzere 3 aşamada sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıflandırma sonuçlarının doğrulukları ise sırasıyla %96.86, %100, %100 olarak verilmiştir [22].

Hari Mohan Rai ve diğeri çalışmasında öznitelik çıkarmak için EKG sinyallerinin morfolojik özelliklerini ve dalgacık katsayılarına dayalı yöntemleri kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Yapay Sinir Ağlarını (ANN) kullanmışlardır. EKG kayıtlarını MIT-BIH Aritmi veritabanından almışlardır. Toplam 45 EKG dosyasının birer dakikalık kısımlarını kullanmışlardır. 100 eğitim 100 test için olmak üzere 200 kalp atımı kullanmışlardır. Sistemin doğruluğunu ise %100 olarak bulmuşlardır [23].

Stefan Gradl ve diğeri çalışmasında aritmi tespiti yapabilmek için Mutlak Alan Farkı (ArDiff) ve Maksimum Çapraz Korelasyon Katsayısı (MaxCorr) yöntemlerini kullanmışlardır. Atımların sınıflandırmasında ise dalga formlarının karakteristiklerini ve ritim karakteristiklerini kullanmışlardır. Alt sınıflara ayırım için ise karar ağacı yöntemini kullanmışlardır. EKG kayıtlarını MIT-BIH Aritmi veritabanından ve MIT-BIH Süpraventriküler veritabanından alınmıştır. MIT-BIH Aritmi veritabanından toplamda 39 dosyadan 90116, MIT-BIH Süpraventriküler veritabanından 72 dosyadan 165898 EKG atımı almış olup toplamda 256014 kalp atımı kullanmışlardır. Çalışmanın duyarlılık değeri %89.5 ve özgüllük değeri ise %80.6 olarak bulunmuştur [24].

Malay Mitra ve diğerkleri çalışmasında öznitelik çıkarmak için korelasyon tabanlı öznitelik seçimi (CFS) yöntemini denemişlerdir. Öznitelikleri çıkarılan verileri sınıflandırma aşamasında ise geri yayımlı sinir ağı (IBPLN) ve Levenberg-Marquardt (LM) sınıflandırıcılarını kullanmışlardır. Veritabanı olarak UCI aritmi veritabanı kullanılıp bu veritabanından toplam 420 örnek alınmıştır. Sistemin en iyi test doğruluğunu ise %87.71 olarak bulmuşlardır [25].

Abhinav Vishwa ve diğerkleri çalışmalarında geri yayımlı algoritma ile sinir ağı modeli kullanarak aritmileri normal ve anormal olarak ayırmıştır. Ağ modellerini MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan kayıtlar üzerinde denemişlerdir. Toplamda 300 örnek kullanmışlardır. Sistemin doğruluğu MIT-BIH Aritmi veritabanı üzerinde test edildiğinde doğruluğu %96.77 olarak verilmiştir. Aynı işlemler MIT-BIH Aritmi veritabanına NSR veritabanı eklenerek toplamda 21200 atım üzerinde uygulanmıştır. Bu işlem sonrası ise sistemin doğruluk %96.21 olarak verilmiştir [26].

Shivajirao M. Jadhav ve diğerkleri çalışmasında anormal atım tespiti yapabilmek için Yapay Sinir Ağı (ANN) tabanlı kardiyak aritmi hastalık tanı sistemini önermişlerdir. Özellik çıkarmak için dalgacık dönüşümü (DWT) yöntemini kullanmışlardır. Normal ve anormal atımları sınıflandırmak için üç farklı yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Bunlar Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Genelleştirilmiş geri Beslemeli Sinir Ağı (GFFNN) ve Modüler Sinir Ağı (MNN) modeli yöntemleri kullanılmıştır. Üç farklı YSA modelini eğitmek ve test etmek için UCI veritabanından alınan 452 örnek içeren EKG kayıtları kullanılmıştır. Sistemin doğrulukları MNN model için %82.22, GFFNN model için %82.35, MLP model için %86.67 olarak verilmiştir [27].

Diptangshu Pnadi ve diğerkleri çalışmasında aritmi tespiti yapabilmek için 11 tane özelleştirilmiş öznitelik çıkarma yöntemi uygulamışlardır. Daha sonra anormal EKG atımlarını tespit etmek amacıyla yapay sinir ağları ve topluluk sınıflandırıcıyı kullanmışlardır. Sistemin performans analizini yapabilmek için ise Physionet veri tabanından MIT-BIH Aritmi, QT ve European ST-T veritabanını kullanmışlardır. MIT-BIH Aritmi veritabanından 18783 normal, 7396 tane anormal atım, QT veritabanından 40271 tane normal atım 6051 tane anormal atım, European ST-T veritabanından ise 133846 normal atım 10009 anormal atım alınmıştır. Sistemin doğrulukları MIT-BIH Aritmi veritabanı için yapay sinir ağları sınıflandırıcısı ile %97.5 topluluk sınıflandırıcısı olan AdaBoost ile %99.6, QT veritabanı için yapay sinir ağları sınıflandırıcısı ile %99.0 topluluk sınıflandırıcısı olan AdaBoost ile %98.9 olarak bulmuşlardır. European ST-T

veritabanı için ise yapay sinir ağları sınıflandırıcısı ile %99.7 topluluk sınıflandırıcısı olan AdaBoost ile %99.7 olarak bulmuşlardır [28].

Juyoung Park ve arkadaşları özellik çıkarmak için Q, R, S, P noktalarının konumlarını ve genliklerini kullanmışlardır. Ayrıca kalp atış aralıklarını kullanarak da öznitelik çıkarmışlardır. Sınıflandırma tekniği olarak ise K-En Yakın Komşu (K-EYK) ve Yerel Ağırlıklı Regresyon Sınıflandırıcılarını kullanmışlardır. Sistemin performans analizini yapmak için MIT-BIH Aritmi veritabanını kullanmışlardır. Bu veritabanından yaklaşık 109000 kalp atımı kullanmışlardır. Sistemin duyarlılık ve özgüllük değerleri sırasıyla %97.22, %97.4 olarak verilmiştir [29].

Heike Leutheuser ve diğerleri her kalp atımı için 16 özellik kullanmışlardır. Bu özellikleri istatistiksel özellikler, kalp atışı özellikleri ve şablona dayalı özellikler olmak üzere üç gruba ayırmışlardır. Daha sonra 8 farklı sınıflandırıcı kullanarak sistemin performans analizini yapmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi ve MIT-BIH Süpraventriküler Aritmi veritabanını kullanmışlardır. Bu veritabanlarından toplamda 196487 kalp atımı kullanmışlardır. En iyi sonucu C4.5 sınıflandırıcısında elde edilmiştir. Bu sınıflandırıcının doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerlerini sırasıyla %91.6, %90.9, %92.3 olarak vermişlerdir [30].

Vinod Pathangay ve diğerleri çalışmasında EKG kayıtlarındaki aritmeleri belirleyebilmek için Hızlı Fourier Dönüşümünü (FFT) kullanmışlardır. Öznitelik çıkarmak için RR aralıklarını kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise Destek Vektör Makine (DVM) sınıflandırıcısını kullanmışlardır. Veritabanı olarak ise MIT-BIH Aritmi veritabanını kullanmışlardır. Sistemin doğruluğunu ise %97 olarak vermişlerdir [31].

Tzu-Hao Yen ve diğerleri çalışmasında akıllı telefonlara uygulanabilen gerçek zamanlı anormal atımı tespit edebilen bir çalışma yapmışlardır. Öznitelik çıkarma yöntemi olarak Kümülatif Standard Sapma (CSD), Normalleştirilmiş Toplama (NS), Sıfır Geçiş Sayısı (NZC), Simetri (SYM) ve RR Aralığı ile İlgili Özellikler kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise Geri yayımlı sinir ağı (BPNN) sınıflandırma tekniğini kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından seçilen toplamda 15 kayıt üzerinde çalışmışlardır. Sistemin ortalama doğruluğunu ise %98.34 olarak bulmuşlardır [32].

Rajesh Ghongade ve arkadaşları normal, füzyon, erken karıncık atımı olmak üzere 3 farklı atımı sınıflandırmışlardır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise Ayrık Fourier Dönüşümü, Temel Bileşen Analizi, Ayrık Dalgacık Dönüşümünü ve EKG işaretinin morfolojik özelliklerini kullanmışlardır. Bu özellikleri sınıflandırmak için ise Yapay Sinir Ağlarını (ANN) kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanını kullanmışlardır. Bu veritabanından her bir aritmi çeşidi ve sağlıklı EKG kayıtlarının herbirinden 609 atım kullanılmış olup toplamda 1827 atım kullanılmıştır. Ortalama sınıflandırma doğruluğunun en yüksek değerini ise ayrık fourier dönüşümü yönteminde %96.22 olarak bulmuşlardır. Bu yöntem için normal, füzyon ve erken karıncık atımı doğrulukları ise sırasıyla %100, %95.07%, 93.59 olarak verilmiştir [33].

Yun-Chi Yeh çalışmasında normal atım, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atımı, erken kulakçık atımı ve yapay vuru aritimi çeşitlerini kullanmıştır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanına ait 35848 atım kullanmışlardır. Çalışmada özellik çıkarmak için Temel Bileşen Analizi (PCA) yöntemini ve aritmi tipini belirlemek için ise Bulanık Mantık yöntemini kullanmıştır. Çalışmanın toplam doğruluğunu %94.03 olarak vermiştir. normal atım, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atımı, erken kulakçık atımı ve yapay vuru aritmi tipleri için ise en iyi duyarlılık değerlerini sırasıyla %97.74, %91.54 %93.53, %90.29, %89.78 ve %84.25 olarak vermiştir [34].

Hassan H. Haseena ve arkadaşları çalışmalarında normal atım, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atımı, erken kulakçık atımı, yapay vuru, ventriküler flutter atım ve ventriküler kaçak atım olmak üzere toplamda 8 farklı atım türü kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından toplamda 20 kayıttan elde edilen 1920 tane atım kullanmışlardır. Özellik çıkarma yöntemi olarak Otomatik Regresif (AR) katsayıları ve Spektral Entropi yöntemlerini kullanılmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise Olasılıksal Sinir Ağı (PNN) ve Çok Katmanlı İleri beslemeli ağlar kullanılmıştır (MLFFN). Sistemin en yüksek toplam doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerleri ise sırasıyla %99.05, %99.78, %98.71 olarak verilmiştir [35].

Karpagachelvi S. çalışmasında normal sinüs ritmi, erken kulakçık atımı, erken karıncık atımı, sağ dal bloğu, sol dal bloğu ve yapay vuru atımlarını sınıflandırmışlardır. MIT-BIH Aritmi veritabanından 20 kayıttan toplamda 40916 atım kullanmışlardır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise Dalgacık Dönüşümü kullanılmıştır. Aritimleri sınıflandırmak için ise Aşırı Öğrenme Makinesi (ELM), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Melez

PSO-ELM kullanılmıştır. Bu sınıflarda toplam doğruluğu ise sırasıyla %90.54, %95.53, %97.68 olarak vermişlerdir [36].

S. Karpagachelvi ve arkadaşları farklı bir çalışmalarında ise yine normal sinüs ritmi, erken kulakçık atımı, erken karıncık atımı, sağ dal bloğu, sol dal bloğu ve yapay vuru atımlarını sınıflandırmışlardır. MIT-BIH Aritmi veritabanından 20 kayıttan toplamda 40916 atım kullanmışlardır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise Dalgacık Dönüşümü kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise Destek Vektör Makinelerini ve (DVM) ve Aşırı Öğrenme Makinesini (ELM) kullanmışlardır. En yüksek başarımını ise PSO-SVM sınıflandırıcıda %90.52 olarak bulmuşlardır [37].

Ivaylo Christov ve arkadaşları çalışmalarında MIT-BIH Aritmi veritabanı ve Genel Öğrenme (GLS) veritabanından aldıkları 5 farklı atım türü olan normal, sağ - sol dal bloğu, erken karıncık ve yapay vuru atımlarını kullanmışlardır. MIT-BIH Aritmi veritabanından yaklaşık 104480 atım GLS veritabanından ise 424 atım kullanılmıştır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise QRS kompleksinin morfolojik yapısı ve kalp atışlarının zaman-frekans korelasyonunu temsil eden genişleme katsayılarının hesaplanması için Eşleme İzleri algoritması. Sınıflandırma yöntemi olarak ise K-EYK algoritmasını kullanmışlardır. [38].

A. Ebrahimzadeh ve arkadaşları çalışmalarında normal atım, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken kulakçık atımı ve erken karıncık atım tiplerini sınıflandırmışlardır. Özellik çıkarmak için zamansal ve istatistiksel özelliklerin bileşimi kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise Radyal taban fonksiyonlu Melez Arılar algoritması (RBF-BA) kullanılmıştır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 8 kayıttan elde edilen 18299 atım kullanılmıştır. Toplam doğruluğu ise % 95.18 olarak vermişlerdir [39].

Dusit Thanapatay ve arkadaşları normal atım, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken kulakçık atımı ve erken karıncık atımlarını sınıflandırmışlardır. EKG sinyalinden özellik çıkarmak için Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve Temel bileşen analizi (PCA) yöntemini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Destek Vektör Makinelerini kullanmışlardır. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 45686 atımı kullanmışlardır. Sistemin doğruluk sonucunu ise % 99.6367 olarak bulmuşlardır [40].

Ahmet Mert çalışmasında normal atım, erken karıncık atımlarını, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, yapay vuru ve erken kulakçık atımlarını kullanmıştır. Özellik çıkarma yöntemi olarak Varyasyonel Mod Ayırıştırma (VMD) yöntemi kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise K-En Yakın Komşuluk (K-EYK), Karar Ağaçlarını (DT), Yapay Sinir

Ağlarını (ANN), Bagged Karar Ağacını (BDT), AdaBoost Karar Ağacını (ABDT) ve Random Alt Uzay K-EYK (RSNN) yöntemlerini kullanmıştır. En iyi sonucu Bagged Karar Ağacı (BDT) sınıflandırıcısında elde etmiştir. Toplam doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerlerini sırasıyla %99.06, %99.45, %%83.07 olarak vermiştir. Veritabanı olarak ise MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 107110 kalp atımını kullanmıştır [41].

Ataollah Ebrahimzadeh ve arkadaşları çalışmalarında normal ve anormal kalp atımlarını kullanmışlardır. Anormal atımlar sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken kulakçık atımı ve erken karıncık atımlarıdır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise yüksek mertebeden istatistikleri kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise desktek vektör makinelerini kullanmışlardır. Veritabanı olarak ise MIT-BIH Aritmi veritabanından 18290 EKG atımı kullanmışlardır. En yüksek doğruluğu ise %95.70 olarak bulmuşlardır [42].

Sandeep Raj ve arkadaşları çalışmalarında normal, erken karıncık atım, ventriküler fibrilasyon, ventriküler flutter, 2. Dereceden kalp atım bloklarını sınıflandırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından toplamda 10800 kalp atımı seçmişlerdir. Sistemin doğruluk, özgüllük, pozitif prediktif ve doğruluk değerleri sırasıyla %97.72, %99.09, %96.46 ve %97.96 olarak verilmiştir [43].

Yakup Kutlu ve arkadaşları çalışmasında 16 farklı aritmi tipini kendi aralarında gruplara ayırarak 5 sınıfa ayırmışlardır. Bunlar ektopik olmayan atımlar, süpraventrikül ektopik atım, ventrikül ektopik atım, füzyon atım, sınıflandırılmayan atımdır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından toplamda 5887 adet kalp atımı kullanılmıştır. Özellik çıkarma aşamasında ise Dalgacık Paket Ayırıştırması, sinyalin morfolojik özellikleri ve veri normalizasyonu olmak üzere 3 farklı yöntem kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise K-En Yakın Komşuluk Yöntemi (K-EYK) kullanılmıştır. Sistemin en iyi ortalama duyarlılık, seçicilik, özgüllük değerleri ise %85.59, %95.46, ve %99.56 olarak verilmiştir [44].

Jinkwon Kim ve arkadaşları MIT-BIH Aritmi veritabanından süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar, sınıflandırılmayan atım tiplerini sınıflandırmışlardır. Sınıflandırma doğruluklarını her dosya kaydınınkini ayrı vermişlerdir. Ön işleme aşamasında sinyalin morfolojik özelliklerini kullanmışlardır. Özellik çıkarımı için ise sürekli Dalgacık Dönüşümünü (CWT) kullanmışlardır. Boyut azaltma aşamasında ise Temel Bileşen Analizi(PCA) ve Doğrusal Ayırma Analizi (LDA) kullanmışlardır. Sınıflandırmada ise aşırı öğrenme makinesini kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 100731 kalp atımını kullanmışlardır. En yüksek duyarlılık,

özgüllük , doğruluk ve pozitif prediktif değerlerini ise sırasıyla %97.51, %85.07, %97.94, %97.26 olarak vermişlerdir [45].

Yun-Chi Yeh ve arkadaşları çalışmalarına normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atım ve erken kulakçık atımlarını sınıflandırmışlardır. Sinyalden özellik çıkarırken P wave, QRS kompleks and T wave dalgalarını kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 31487 EKG kaydını kullanmışlardır. Özellik çıkarma aşamasında ise nitelikli özellik vektörleri seçilmiştir. Sınıflandırma aşamasında ise Küme Analizi yöntemi kullanılmıştır (CA). Toplam doğruluk ise %94.30 olarak verilmiştir [46].

Hongqiang Li ve arkadaşları çalışmalarında normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atım ve erken kulakçık atımlarını sınıflandırmışlardır. Öznitelik çıkarma aşamasında ise EKG sinyallerinden çoklu zaman özellik çıkarma yöntemini kullanmışlardır. Ön işleme olarak dalgacık dönüşümünü kullanmışlardır. Farklı türdeki kalp atışlarını tanımak için ise bir genetik algoritma ile optimize edilmiş destek vektör makinesi sınıflandırıcısını kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 1800 örnek kullanılmıştır. Sistemin en yüksek doğruluğu ise %98.8 olarak verilmiştir [47].

Radhwane Benali ve arkadaşları çalışmalarında normal atım, erken karıncık atım, tip 1 ve tip 2 sol dal bloğu, sağ dal bloğu ve erken kulakçık atımlarını sınıflandırmışlardır. Ön işleme olarak bant geçiren filtreyi kullanmışlardır. EKG sinyalinden özellik çıkarırken sinyalin QRS komplekslerini kullanmışlardır. QRS kompleksini tespit ettikten sonra EKG sinyalinden farklı parametreler ölçülerek (R dalgasının genliği, QRS kompleksinin süresi gibi) özellik çıkarımı yapmışlardır. Daha sonra Dalgacık Sinir Ağı yaklaşımı (WNN) ile sınıflandırma sonuçlarını elde etmişlerdir. Veritabanı olarak MIT-BIH veritabanından alınan 14 farklı EKG dosyasından toplamda 27280 kalp atımını kullanmışlardır. Sistemin toplam doğruluğunu ise %98.78 olarak bulmuşlardır [48].

Rashid Ghorbani Afkhami ve arkadaşları çalışmalarında MIT-BIH veritabanından aldıkları 16 farklı atım tipini kendi aralarında AAMI standartlarına göre gruplara bölerek sınıflandırma işlemlerini alan normal atımlar, süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar, sınıflandırılmayan atım olarak yapmışlardır. Toplamda 109655 kalp atımı kullanmışlardır. İlk önce sinyali ön işleme olarak bant geçiren süzgeçten geçirmişlerdir. Özellik çıkarmak için RR aralıkları girdi olarak verilmiştir. Özellik çıkarma aşamasında Gauss Karışım Modelini, yüksek dereceli istatistiksel özellikler, RR aralığı özelliklerini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Karar Ağacı yöntemi

kullanılmıştır. Sistemin toplam doğruluğunu 16 farklı aritmi tipinde ise %99.70 olarak, 5 farklı aritmi tipinde ise %96.15 olarak vermişlerdir [49].

Juyoung Park ve arkadaşları çalışmalarında öznelik çıkarmak için yalnızca normalize edilmiş atım morfolojisinin özelliklerini dikkate alan uyarlamalı bir yöntem önermişlerdir. Öznelik çıkarmak için RR aralıklarını kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise Kaskat Rastgele Ağaç yöntemi, K-En Yakın Komşuluk yöntemi, Dönüşümlü Sinir Ağları yöntemlerini kullanmışlardır ve sistemlerin sınıflandırma sonuçları ise %96.59 ve %98.51 olarak değişmektedir. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından 109453 tane veri kullanmışlardır [50].

Jose Antonio Gutiérrez-Gnecchi ve arkadaşları çalışmalarında normal sinüs ritmi, atriyal fibrilasyon, erken kulakçık atımı, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atımı, sinoatrial kalp bloğu ve süpraventriküler taşikardi olmak üzere 8 farklı EKG kaydını sınıflandırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından 900 atım kullanmışlardır. Öncelikle sinyale bant geçiren filtre uygulamışlardır. Özellik çıkarma aşamasında Kuadratik (2. dereceden) Dalgacık Dönüşümünü kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Olasılıksal Sinir Ağları kullanılmıştır. Genel sınıflandırma oranı % 92.746 ve% 100 arasında değişmektedir [51].

Eduardo Jose da S. Luz ve arkadaşları çalışmalarında EKG atımlarını kendi aralarında AAMI standartlarına göre gruplandırmışlardır. Daha sonra gruplandırılan EKG kayıtlarında normal atım, süpraventrikül ektopik atım, ventrikül ektopik atım, füzyon atım, sınıflandırılmayan atım olmak üzere 5 farklı şekilde sınıflandırmışlardır. Özellik çıkarmak için RR aralıklarını Dalgacık Dönüşümünü, İstatiksel Teknikler, Bağımsız Bileşen Analizi (ICA) gibi birçok yöntem denemişlerdir. Sınıflandırma aşamasında ise Optimum Path Forest sınıflandırıcısı (OPF), Bayes sınıflandırıcı, Destek Vektör Makineleri ve Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağlarını (ANN-MLP) kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından aldıkları 100,688 EKG kaydını kullanmışlardır [52].

Mehmet Engin çalışmasında normal sinus ritmi, ileilmeyen P dalgasını, erken karıncık atımını ve sağ dal blok atımlarını sınıflandırmıştır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından aldığı 1200 örneği kullanmıştır. Özellik çıkarma yöntemi olarak Dalgacık Dönüşümü ve yüksek mertebeden istatistikler ve AR modelini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Bulanık C-Ortalama algoritması ve MLP Sub-Network

kullanmıştır. Sistemin başarı sonucu olarak ise verimliliği hesaplayıp %98 olarak bulmuştur [53].

Danni Ai arkadaşları çalışmalarında normal atımlar, süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar olmak üzere 4 farklı aritmi grubunu sınıflandırmışlardır.. Özellik çıkarma aşamasında ise Dalgacık Paket Ayırıştırmasını, Doğrusal Altuzay öğrenme yöntemlerini (PCA) ve genelleştirilmiş N boyutlu öğrenme yöntemlerini (GND-ICA) kullanmışlardır. Sınıflandırma tekniği olarak ise Destek vektör Makinesi (SVM) kullanılmıştır. Veritabanı olarak ise MIT-BIH Aritmi veritabanından toplamda 41102 kalp atımı kullanılmıştır. Toplam doğruluklarını ise WPD %96.21, PCA %95.93, GND-ICA %97.53 olarak bulmuşlardır. WPD ve GND-ICA yöntemlerini beraber kullanıp DVM sınıflandırıcısında ortalama doğruluğu ise %97.54 olarak bulmuşlardır [54].

Yakup Kutlu ve arkadaşları aritmi tiplerini AAMI standartlarına göre gruplara ayırmışlardır. Daha sonra ise bu grupları normal atımlar, süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar, sınıflandırılmayan atım olarak 5 sınıflı olarak işlemlerini gerçekleştirmişlerdir. Veritabanı olarak MIT-BIH veritabanından alınan 5887 kalp atımını kullanmışlardır. Sinyali medyan filtre ve çentik filtresinden geçirmişlerdir. Öznitelik çıkarma aşamasında ise Dalgacık Paket Ayırıştırma (WPD) katsayılarının yüksek dereceli istatistiklerini (HOS) kullanan özellik çıkarma yöntemini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) algoritmasını kullanmışlardır. Sistemin başarısını ise ortalama duyarlılık %90, ortalama seçicilik % 92 ve ortalama özgüllük %98 olarak bulmuşlardır [55].

Mehmet Engin ve arkadaşları çalışmasında normal, yapay vuru, sağ dal bloğu ve sol dal bloğu olmak üzere 4 aritmi tipini sınıflandırmışlardır. Özellik çıkarma yöntmi olarak Üçüncü dereceden yüksek mertebe istatistiklerini, dalgacık entropisini ve AR (Otomatik Regresif) katsayılarını kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise minimum fark sınıflandırıcı (MIND), Mahalanobis fark sınıflandırıcı (MAHD) kullanılmıştır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 8402 EKG kaydı kullanmışlardır. Fakat her EKG dosyası için ayrı ayrı sınıflandırma başarısı hesaplamışlardır. Sistemin en yüksek ortalama doğruluğu ise MAHD sınıflandırıcıda %92.45 olarak bulmuşlardır [56].

Rodolfo de Figueiredo Dalvi ve arkadaşları çalışmalarında sağ dal bloğu ve sol dal bloğu, erken karıncık atım, erken kulakçık atım ve yapay vuru atımlarını sınıflandırmışlardır. Medyan filtreleme kullanarak sinyali bir ön işlemeden geçirmişlerdir. Daha sonra özellik çıkarmak için ise RR aralıklarını kullanmışlardır. Öznitelik çıkarmak

için EKG dalgalarının morfolojik özelliklerinden yararlanılmıştır. Özellik vektörlerinin sayısını azaltmak için ise Temel Bileşen Analizi (PCA) kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise yapay sinir ağları kullanılmıştır. Veritabanı olarak ise MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 38106 EKG atımı kullanılmıştır. Çalışmanın başarımı ise doğruluk %96.97, duyarlılık %95.05, özgüllük %90.88, pozitif prediktif değer %95.11 ve negatif prediktif değer %92.7 olarak verilmiştir [57].

Zhancheng Zhan ve arkadaşları çalışmalarında aritmi tiplerini AAMI standartlarına göre gruplandırıp daha sonra sınıflandırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. Gruplara bölünen aritmi tiplerini ise 4 başlıkta normal atımlar, süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar olarak ayırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 49664 kalp atımını kullanmışlardır. Sinyale medyan filtre ve alçak geçiren filtre uygulanmıştır. Öznitelik çıkarmak için ise sinyalin morfolojik özellikleri kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise DVM sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Sistemin ortalama başarısı ise %87.88 olarak verilmiştir [58].

Zhancheng Zhan ve arkadaşları çalışmalarında aritmi tiplerini AAMI standartlarına göre gruplandırıp daha sonra sınıflandırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. Gruplara bölünen aritmi tiplerini ise 4 başlıkta normal atım, süpraventrikül ektopik atım, ventrikül ektopik atım, füzyon atım olarak ayırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan 49664 kalp atımını kullanmışlardır. Sinyale medyan filtre uygulamışlardır. Öznitelik çıkarmak için ise sinyalin morfolojik özellikleri kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise DVM sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Sistemin ortalama başarı ise %86.66 olarak verilmiştir [59].

Chun-Cheng Lin ve arkadaşları çalışmalarında EKG sinyallerini AAMI standartlarına göre gruplandırdıktan sonra sınıflara ayırmışlardır. Sınıflandırmayı ise normal atım, süpraventrikül ektopik atım, ventrikül ektopik atım olmak üzere 3 kısma ayırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından 99827 EKG atımı kullanmışlardır. Ön işleme olarak ikinci dereceden bir alçak geçiren filtre ve 2 medyan filtre kullanılmıştır. Özellik çıkarma aşamasında ise RR aralıklarını morfolojik özelliklerinden, dalgacık dönüşümünden ve doğrusal öngörü modellemesinden yararlanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise Doğrusal Ayırma Analizi (LDA) kullanılmıştır. En yüksek test doğruluğunu ise tüm özellik çıkarma yöntemlerini bir arada kullandıkları zaman %90.8 olarak bulmuşlardır [60].

Emina Alickovic ve arkadaşları çalışmasında normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu erken kulakçık atımları, erken karıncık atımları olmak üzere 5 farklı EKG atımını sınıflandırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi ve St.-Petersburg Institute of Cardiological Technics Aritmi (INCARTDB) veritabanlarını kullanmışlardır. EKG örneklerinin 500 tanesi MIT-BIH aritmi veritabanından 4000 tanesi ise INCARTDB veritabanından seçilmiştir. Sinyalin gürültüsünü azaltmak için Temel Bileşen Analizi (PCA) uygulanmıştır. Öznitelik çıkarmak için ise Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise karar ağaçları metoları olan sınıflandırma ve Regresyon Ağacı (CART), C4.5 algoritması ve Rastgele Orman sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. MIT-BIH aritmi veritabanı için sınıflandırma genel doğruluklarını RF, CART ve C4.5 için sırasıyla %99.33, %98.44 ve %98.67 olarak bulmuşlardır. INCARTDB veritabanı için ise sınıflandırma genel doğruluklarını RF, CART ve C4.5 için sırasıyla %99.95, %99.80, %99.80 olarak bulmuşlardır [61].

Hui Fang Huang ve arkadaşları çalışmalarında normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu erken kulakçık atımları, erken karıncık atımları, yapay vuru, ventriküler flutter dalga ve ventriküler kaçak atım olmak üzere 8 farklı EKG tipini sınıflandırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH aritmi veritabanından alınan 9800 kalp atımını kullanmışlardır. Özellik çıkarma aşamasında Bağımsız Bileşen Analizi (ICA) kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise Seyrek Temsili Yaklaşımı Tabanlı sınıflandırmayı (SRC) kullanmışlardır. Sistemin en yüksek doğruluğunu ise %98.35 olarak bulmuşlardır [62].

K. Muthuvel and L. Ve arkadaşları normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken karıncık atımları, erken karıncık atımları, erken nodal atım olmak üzere 6 farklı aritmi türünü sınıflandırmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanını kullanmışlardır. Özellik çıkarmak için ise hibrit yöntemlerinden; morfolojik özellik çıkarımı, dalgacık tabanlı öznitelik çıkarımı ve spektrum tabanlı öznitelik çıkarım yöntemlerini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise İleri Beslemeli Ağlar yöntemini kullanıp sistemin doğruluk, duyarlılık, özgüllük değerlerini sırasıyla, %93, %90 ve %89 olarak bulmuşlardır [63].

K. Muthuvel ve arkadaşları çalışmalarında özellik çıkarmak için 3 aşamalı hibrid özellik çıkarım yöntemini kullanmışlardır. Bunlar sinyalin morfolojik özellikleri, dalgacık yöntemi ve spektrum tabanlı öznitelik çıkarma yöntemlerini kullanmışlardır. Sınıflandırma aşamasında ise ABC algoritmasını ve melez sınıflandırılardan genetik algoritmasını

kullanmışlardır. En iyi doğruluk sonucunu ise 3 yöntemin bir arada kullanılmasıyla elde etmişlerdir. Sınıflandırma doğruluğunu ise %91 olarak bulmuşlardır [64].

Mohamad M. Al Rahhal ve arkadaşları çalışmalarını normal, süpraventriküler, normal ve karıncık atım füzyonu ve sınıflandırılmayan atımlar olmak üzere aritmi tespitini 4 sınıflı olarak gerçekleştirmişlerdir. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi, MITBIH Long-Term, St Petersburg INCART Aritmi, MITBIH Süpraventriküler Aritmi, European ST-T veritabanlarını kullanmışlardır. Özellik çıkarmak için EKG sinyalinin morfolojik özelliklerini kullanmışlardır. Sınıflandırmada ise Aşırı Öğrenme Makinesini (ELM) kullanmışlardır [65].

Christophe L Herry ve arkadaşları çalışmalarını normal, ektopik süpraventrikül, ektopik ventrikül ve füzyon olmak üzere 4 sınıflı gerçekleştirmişlerdir. Toplamda MIT-BIH Aritmi veritabanından 100689 kalp atımı kullanmışlardır. Öznitelik çıkarma yöntemi olarak Senkromeç Dönüşümü kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise DVM kullanılmıştır. En yüksek doğruluğu ise %88.34 olarak bulmuşlardır [66].

Pengfei Li ve arkadaşları normal atımlar, süpraventrikül ektopik atımlar, ventrikül ektopik atımlar, füzyon atımlar ve sınıflandırılmayan atım olmak üzere aritmileri 5 sınıfa ayırmışlardır. Toplamda MIT-BIH Aritmi veritabanından 25139 kalp atımı kullanmışlardır. EKG sinyalinin özelliklerini çıkarmak için öncelikle sinyaldeki PQRST dalgası pozisyonlarını daha sonra ise Fark İşlem yöntemini (DOM) kullanmışlardır. Sistemin doğruluğunu ise %95 olarak bulmuşlardır[67].

Juyoung Park ve arkadaşları özellik çıkarmak için Pan Tompkins algoritmasını kullanmışlardır. Sınıflandırma yöntemi olarak ise karar ağaçlarını kullanmışlardır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanını kullanmışlardır. EKG kayıtlarını ise dosya şeklinde inceleyip her bir dosyanın performans ölçütlerini ayrı ayrı vermişlerdir. Bütün yöntemler için ortalama doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerlerini ise sırasıyla %85.26, %97.99, %72.52 olarak vermişlerdir [68].

Abed Al Raof Bsoul ve arkadaşları çalışmalarında normal, sol dal bloğu, sağ dal bloğu, erken kulakçık atımları, erken karıncık atımları, yapay vuru, yapay ve normal vuru füzyonu/normal ve karıncık atım füzyonu ve sınıflandırılmayan atımlar olmak üzere 8 farklı atımı sınıflandırmışlardır. Özellik çıkarma yöntemi olarak ise P, QRS ve T dalgalarının karakteristik özelliklerini kullanmışlardır. Sınıflandırıcı olarak ise destek vektör makineleri kullanılmıştır. Veritabanı olarak MIT-BIH Aritmi veritabanından yaklaşık 110.000 atım kullanmışlardır. Her sınıf için farklı doğruluklar vermişlerdir. En

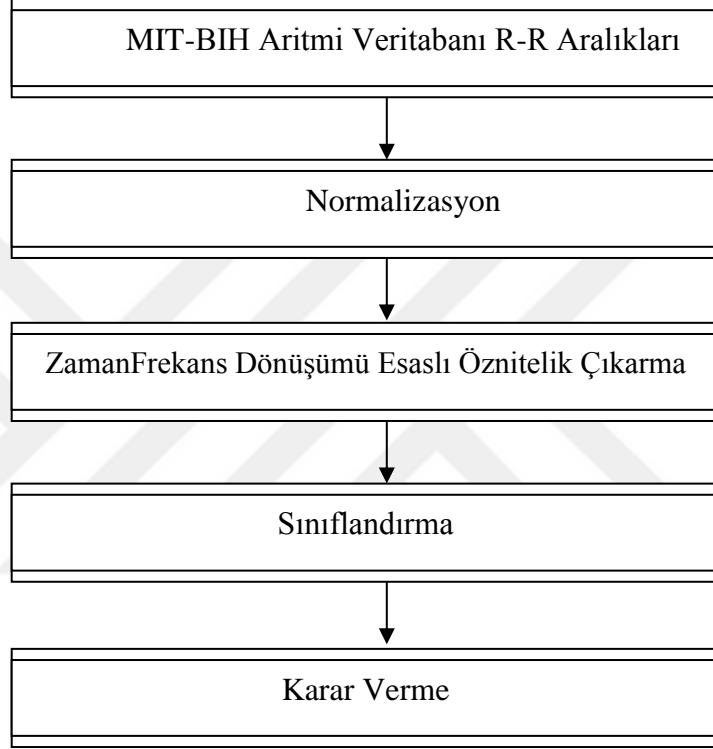
yüksek doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerlerini ise sırasıyla %99.73, %98.53, %99.90 olarak vermişlerdir [69].



2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

2.1. Çalışmanın Akış Diyagramı

Şekil 2.1.'de yapılan çalışmanın akış diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 2.1. Çalışmanın akış diyagramı

Çalışmada ilk önce MIT-BIH Aritmi veritabanından EKG kayıtları alınmıştır, alınan EKG kayıtlarının R-R aralıkları normalizasyon işlemine tabi tutulmuştur. Daha sonra bu RR aralıklarının zaman frekans esaslı öznitelikleri çıkartılmıştır. EKG işaretindeki her bir R-R aralığı için yatay eksen zaman, dikey eksen frekans olan 2 boyutlu katsayı matrisi elde edilmiştir. Sinyalimizde ki R-R aralıklarının baş ve son kısımları şekilsel olarak çok fazla değişiklik göstermediği için frekans ekseninde baştan %3'lük ve sondan %3'lük kısımları ihmal edilir. Yatay eksen ise zaman, dikey eksen frekans olan 2 boyutlu katsayı matrisi bulunmuş olur. Bu bulunan matris daha sonradan 5 bölgeye bölünür. Bu bölgeler içerisindeki maksimum ve minimum katsayıları bulunur. Daha sonra işaretin türevi alınır. Türevi alınan değerler yine 5 bölgeye bölünür. Bu bölgeler içerisindeki maksimum ve

minimum katsayıları bulunur. Bu parçalardaki maksimum ve minimum katsayılar bulunur. 5 tane sinyalin kendisinden 5 tanede sinyalin 1. türevinden olmak üzere toplamda 10 maksimum 10 minimum değer elde edilir ve bir R-R aralığı için boyutu 1×20 olan öznitelik vektörü çıkartılır. Daha sonra ise çeşitli sınıflandırıcılar kullanılarak sistemin performans ölçütleri gözlemlenmiştir.

2.2. Veritabanı

Bu çalışmada kullanılan EKG kayıtları Physionet sitesindeki MIT-BIH Aritmi veritabanından alınmıştır [70]. Bu kayıtlar Boston'un Beth İsrail Hastanesi'ndeki laboratuvardan kaydedilmiştir. Yaşları 23 ile 89 arasında değişen 47 farklı hastadan alınmıştır. Bu hastaların 25 tanesi erkek 22 tanesi bayandır. MIT-BIH Aritmi veritabanı yaklaşık 30 dakikalık 2 kanallı 48 EKG kaydından oluşur. EKG kayıtları saniyede 360 örnekle 10 mV aralıklarla 11bit çözünürlükte sayısallaştırılmıştır. MIT-BIH Aritmi veritabanında birçok derivasyon çeşidi kullanılmıştır. Bunlar MLII, V1, V2, V4 ve V5'dir. MLII derivasyonu II numaralı derivasyonun modifiye edilmiş şekli olarak kullanılmaktadır. Çalışmada kullanılan aritmi isimleri ve kısaltmaları Medikal Enstrümantasyon Gelişmeler Derneği (AAMI, Association for the Advancement of Medical Instrumentation) tarafından kullanılan isimlerdir. Çalışmada 15 farklı atım tipi kullanılmıştır.

Çalışmanın ilk aşamasında 15 farklı atım tipi kullanılmıştır. Bunlar Normal atım, sol dal bloğu (LBBB), sağ dal bloğu (RBBB), erken kulakçık atımları (AP), anormal erken kulakçık atımları (aAP), süpraventriküler ektopik atım veya erken ektopik atım, ventriküler erken karıncık atımı (PVC), normal ve karıncık atım füzyonu (fVN), nodal (junctional) kaçak atım (NE), ventriküler kaçak atım (VE), yapay vuru, yapay ve normal vuru füzyonu (fPN), ventriküler flutter dalga, nodal (junctional) erken atım (NP) ve sınıflandırılmayan atımlardır (Q). Çalışmada Tablo 2.1.'de gösterildiği gibi MLII derivasyonundan 103026 atım, Tablo 2.2.'de gösterildiği gibi V1, V2, V4, V5 derivasyonundan ise 111688 atım kullanılmıştır. Toplamda MIT-BIH Aritmi veritabanından 5 farklı derivasyona ait 214714 kalp atımı kullanılmıştır. Bu aşamada MIT-BIH Aritmi veritabanından veriler elde edilirken sağlıklı EKG verileri bir sınıf, hastalıklı EKG verileri ise farklı bir sınıf olacak şekilde seçilmiştir.

Tablo 2.1. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan ml2 derivasyonları

Derivasyon	Veri Adı	Toplam
ML2	100,101,103,105,106,107,108,109,111, 112,113,114,115,116,118,119,121,122, 123,124,200,201,202,203,205,207,208, 209,210,212,213,214,215,217,219,220, 221,222,223,228,230,231,232,233,234	103026
	Toplam:	103026

Tablo 2.2. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan V1,V2,V4,V5 derivasyonları

Derivasyon	Veri Adı	Toplam
V1	101,105,106,107,108,109,111,112,113, 115,116,118,119,121,122,200,201,202, 203,205,207,208,209,210,212,213,214, 215,217,219,220,221,222,223,228,230, 231,232,233,234	92157
V2	102,103,104,117	7939
V4	124	1604
V5	100,102,104,114,123	9988
	Toplam:	111688

Çalışmanın ikinci aşamasında ise normal (N) 146768, sol dal bloğu (L) 16036, sağ dal bloğu (R) 14182 , erken kulakçık atımları (A) 4904 , erken karıncık atımı (V) 13398, normal ve karıncık atım füzyonu (F) 1560, yapay vuru (/) 13954 , yapay ve normal vuru füzyonu (f) 1818 ve diğer aritmiler (DA) 1162 olmak üzere toplamda 213782 tane RR aralığı seçilmiştir. Bu aşamada MIT-BIH Aritmi veritabanından veriler elde edilirken sağlıklı EKG verilerinden başlayarak hastalıklı EKG verileri ise farklı sınıflar olacak şekilde 1 den 9'a kadar etiket değerleri verilmiştir. Tablo 2.4.'de kullanılan ekg kayıtlarının EKG atım tiplerine göre sayıları verilmiştir.

Tablo 2.4. MIT-BIH Aritmi veritabanından alınan hastalıklar ve sayıları

Hastalık Adı	Veri Adı	Toplam
Normal	100,101,102,103,104,105,106,107,108,112,113,114,115, 116,117,119,121,122,123,200,201,202,203,205,208,209, 210,212,213,215,217,219,220,221,222,223,228,230,231, 233,234	146768
LBBB	109,111,207,214	16036
RBBB	118,124,207,212,231,232	14182
AP	100,101,103,108,112,114,116,118,121,124,200,201,202, 205,207,209,213,215,219,220,222,223,228,231,232,233	4904
PVC	100,102,104,105,106,107,108,109,111,114,116,118,119, 121,123,124,200,201,202,203,205,207,208,209,210,213, 214,215,217,219,221,223,228,231,233,234	13398
fVN	108,109,114,124,200,201,202,203,205,208,210,213,214, 215,219,223,233	1560
Yapay Vuru	102,104,107,217	13954
fPN	102,104	1818
DA	101,104,105,108,113,114,124,201,202,203,207,208,210, 213,214,222,223,232,234	1162
	Toplam	213782

2.3. Ön İşleme (Normalizasyon)

Örüntü tanıma işlemi gerçekleştirilirken biyolojik işaretlerde normalizasyona gerek duyulmasının birçok sebebi vardır. EKG işaretlerinin oluşması, kalbin sinoatrial düğümünde meydana gelen elektriksel işaretlere dayanmaktadır. Kalp kasılıp gevşeme hareketleri yaparken sinoatrial düğümde bir elektriksel işaret meydana gelir. Bu elektriksel işaretten kaynaklı insan vücudunda bir potansiyel fark oluşur. Bu potansiyel fark milivoltlar seviyesinde olduğu için EKG işaretleri gürültülerden oldukça kolay bir şekilde etkilenebilmektedir. Bu tarz gürültü kaynaklı meydana gelebilecek yanlış analizleri önlemek amacıyla sinyaller normalizasyon işlemine tabi tutulmaktadır. Ayrıca insanlarda kalp ritmi kişinin cinsiyetine, yaşına, o anki hareket durumuna bağlıdır. Bu durumlarda

kalp atım sayısı farklılıklar göstermektedir. Bu durum öznitelik vektörleri arasında yanıltıcı bir durum olarak gözükebilir. Bu gibi durumlarda yanlış değerlendirmelerin önüne geçebilmek için çalışmada EKG sinyalleri normalizasyon işlemine tabi tutulmuştur [71].

EKG sinyali normalize işlemine tabi tutulurken, işaretin kendisinden ortalama değeri çıkartıldıktan sonra standart sapmaya bölünmesiyle elde edilmektedir. Çalışmada kullanılan normalizasyon işleminin matematiksel ifadesi 2.1 eşitliğinde verilmiştir.

$$X_{\text{nor}} = \frac{X - X_{\text{ort}}}{\sigma} \quad (2.1)$$

Burada; X_{nor} sinyalin normalize değerini, X işaretin kendisini, X_{ort} işaretin ortalama değerini, σ ise standart sapmayı göstermektedir.

2.4. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarma yöntemi sınıflandırma için önemli adımlardan biridir. Çünkü öznitelik çıkarma yöntemi iyi seçilmediği takdirde en iyi sınıflandırıcı yöntemleri bile kötü sonuçlar verebilmektedir.

EKG sinyallerinin yapısını analiz edebilmek amacıyla sadece zamansal değişimini incelemek ya da sadece frekans eksenindeki değişimi incelemek yeterli olmamaktadır. EKG işaretinin analizi hem zaman hem de frekans eksenini kullanarak yapılırsa sinyal daha iyi bir şekilde incelenebilmektedir. Bunun için ise zaman-frekans dönüşümü yöntemleri kullanılmaktadır. Zaman-frekans dönüşümünün temel amacı bir sinyalin zamanla değişmekte olan frekans bileşenlerini tespit etmektir. Aynı zamanda Zaman-frekans dönüşümü yöntemiyle sinyalin güç dağılımında incelenebilmektedir.

Çalışmada zaman-frekans dönüşümü yöntemi olarak Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD), Choi-Williams Dönüşümü (CWD), Born-Jordan Dönüşümü ve Bessel dönüşümü, Zhao-Atlas-Mark dönüşümü yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemlerin farklı sınıflandırıcılardaki sonuçları ilerleyen bölümlerde karşılaştırılmalı olarak verilmiştir.

2.4.1. Zaman Frekans Analizi Yöntemleri

Zaman frekans analizi bir sinyalin zamana bağlı olarak frekans değişimlerini inceler. Bu yüzden durağan olmayan sinyalleri yorumlamak için önemli bir dönüşüm yöntemidir.

Zaman Frekans dönüşümü Cohen sınıfında genel olarak eşitlik 2.2'deki gibi ifade edilir. Eşitlik 2.2.'de farklı kerneller seçerek farklı zaman-frekans dağılımları oluşturulabilir [72].

$$C_{f=(t,f,\varphi)} = \iiint \varphi(\mu, \tau) s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-i\omega t} d\mu dt d\tau \quad (2.2)$$

Eşitlik 2.2.'de $\varphi(\mu, \tau)$ kernel fonksiyonunu, $s(t)$ zaman eksenindeki sinyalinizi $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini ifade etmektedir.

Bir sinyalde zaman-frekans dönüşümü kullanılmaktaki en önemli amaç sinyali oluşturan her bir bileşeni zaman frekans düzleminde yüksek çözünürlükte göstermektir.

2.4.1.1. Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD)

Tek boyutlu sinyalleri zaman frekans eksenine sahip iki boyutlu bir sinyale dönüştürebilmek için birçok yöntem vardır. Bu yöntemlerin başında ise yüksek zaman frekans çözünürlüğüne sahip olan Wigner-Ville dönüşümü gelmektedir. Wigner-Ville dönüşümü zaman frekans dönüşümünün birçok özelliğini karşılayan kuadratik bir dağılımdır.

Wigner-Ville dönüşümü durağan olmayan işaretlerde etkili sonuçlar veren güçlü bir zaman-frekans dönüşümü yöntemidir [73].

$$WV(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-i\omega t} d\tau \quad (2.3)$$

Eşitlik 2.3.'de $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ ise zaman gecikmesini ifade etmektedir.

Herhangi bir zamanda birden fazla frekansa sahip sinyaller çapraz terimler ya da girişim sebebiyle hatalı zaman-frekans dönüşümü hesaplamasına neden olabilir. Bunlar zaman-frekans dönüşümünde görülen fakat gerçek sinyalden kaynaklanmayan sahte

frekanslardır. Bu frekansları azaltmak için ise yumuşatma pencereleri kullanılarak YSWVD yöntemi önerilmiştir [73].

$$YSWV(t,\omega)=\iint_{-\infty}^{+\infty} s\left(t+\frac{\tau}{2}\right)s^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right)g(v)h(\tau)e^{-i\omega t}d\tau \quad (2.4)$$

Eşitlik 2.4.'de $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini, v dengeleme frekansını, $g(v)$ frekans ekseninde zaman yumuşatma penceresini, $h(\tau)$ ise zaman eksenindeki frekans yumuşatma penceresini ifade etmektedir [73].

2.4.1.2. Choi-Williams Dönüşümü (CWD)

Choi-Williams dönüşümü Cohen sınıfı yöntemlerinden biridir. İlk olarak 1989 yılında HyungILL Choi ve William J. Williams tarafından önerilmiştir. Choi-Williams dönüşüm yönteminde Wigner-Ville dönüşümünde meydana gelen çapraz terimleri bastırmak amacıyla üstel bir kernel fonksiyonu kullanılmıştır [74]. CWD eşitlik 2.5.' de verildiği gibidir.

$$CWD_s(t,f)=2\iint_{-\infty}^{+\infty} \frac{\sqrt{\sigma}}{4\sqrt{\pi}|\tau|} e^{\frac{x^2}{16\sigma^2}} \times s\left(t+x+\frac{\tau}{2}\right)s^*\left(t+x-\frac{\tau}{2}\right)e^{-i\omega t}d\tau dx \quad (2.5)$$

Eşitlik 2.5.'de $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini ifade etmektedir.

Üstel kernel fonksiyonu çapraz terimlerin etkilerini kontrol ederken keskin çözünürlüğüde korumaktadır. σ gerçek bir parametre değeridir. Bu parametreyle çapraz terimlerin azaltılmasını sağlanabilir ve çözünürlüğü kontrol edebiliriz. σ parametresi uygun bir değerle beraber yüksek çözünürlüğü muhafaza ederken aynı zamanda çapraz terimlerde azaltılmasında çok iyi bir performans gösterebilmektedir. Ayrıca σ değeri ∞ değerine yaklaştıkça kernel fonksiyonun taban değeri 1'e yaklaşacağından Choi-Williams dönüşümü Wigner-Ville dönüşümüne benzeyecektir.

CWD çapraz terimleri azaltırken sinyalin öz bileşenlerini bulanıklaştırdığı için Wigner-Ville dönüşümüne kıyasla daha bulanık bir zaman frekans dağılımı elde edilir.

2.4.1.3. Bessel Dönüşümü

Bessel dönüşümü Choi-Williams dönüşümü gibi Wigner-Ville dönüşümünde meydana gelen çapraz terimleri azaltmak amacıyla önerilmiş bir yöntemdir.

Bessel dağılımı gerçek değerli bir dağılımdır. Bessel dağılımında çok az da olsa anlık sinyal enerjisi ve spektral enerji yoğunluğuyla ilişkilendiği gözlemlenmiştir. Ayrıca birinci dereceden momentleri, sinyalin anlık frekansı ve grup gecikmesine karşılık gelir ve zaman ve frekans destek özelliklerini $a \leq 0.5$ önerilen ölçekleme faktörü ile korur. Bessel dönüşümünün formülü eşitlik 2.6.'da verildiği gibidir [75].

$$BD_s(t, \omega) = \int_{\tau} e^{-i\omega\tau} \int_{\mu} \frac{2}{\pi} \alpha |\tau| \sqrt{1 - \left(\frac{\mu-t}{\alpha\tau}\right)^2} \times \Pi\left(\frac{\mu-t}{2\alpha\tau}\right) s\left(\mu + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(\mu - \frac{\tau}{2}\right) d\mu dx \quad (2.6)$$

Eşitlik 2.6.'da $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini, α pozitif ölçekleme faktörünü ifade etmektedir.

2.4.1.4. Born-Jordan Dönüşümü

Born-Jordan dağılımı zamana bağlı olarak değişmeyen, YSWVD'nin farklı kerneller kullanılarak elde edilmiş şeklidir [76]. Born-Jordan dağılımı genel olarak sabit frekanslı sinyaller için iyi sonuçlar gösterirken frekans modülasyonlu sinyaller için iyi sonuç vermez. BJD formülü eşitlik 2.7. de verildiği gibidir [20].

$$BD_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\tau} \int_{t-\frac{\tau}{2}}^{t+\frac{\tau}{2}} s\left(t - \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t + \frac{\tau}{2}\right) e^{-i\omega\tau} dx d\tau \quad (2.7)$$

Eşitlik 2.7.'de $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini ifade etmektedir.

2.4.1.5. Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü

Zhao-Atlas-Mark dönüşümü frekans eksenini boyunca Born-Jordan dönüşümünün yumuşatılması sonucu elde edilmiştir [76]. Ayrıca bu dönüşüm koni biçimli kernel dönüşümü olarak da bilinmektedir [77].

$$\text{ZAM}_x(t, v) \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) \left[\int_{t-\frac{\tau}{2}}^{t+\frac{\tau}{2}} s\left(t - \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \right] e^{-i\omega\tau} dt d\tau \quad (2.8)$$

Eşitlik 2.8.'de $s(t)$ zaman eksenindeki sinyali, $s^*(t)$ sinyalin karmaşık eşleniği, t zamanı, ω açısal frekansı, τ zaman gecikmesini, $h(\tau)$ ise zaman eksenindeki frekans yumuşatma penceresini ifade etmektedir.

2.5. Sınıflandırma

Yapılan çalışmada Destek Vektör Makineleri, K-En Yakın Komşuluk sınıflandırıcıları, Topluluk Sınıflandırıcıları, Karar Ağaçları yapısı ve Ayırma Analizi gibi bir çok sınıflandırma teknikleri kullanılmıştır. Bu sınıflandırma yöntemleri için MATLAB 2015a ve MATLAB 2015b Classification Learner Arayüzü kullanılmıştır.

2.5.1. Destek Vektör Makineleri (DVM)

Destek vektör makineleri 1995 yılında Cortes ve Vapnik tarafından istatistiksel öğrenme teorisi kullanılarak ortaya atılmıştı [78]. İlk başlarda doğrusal uygulamalarda iki sınıflı problemlerin çözümü için geliştirilmiş olup daha sonra hem doğrusal olmayan durumlar için hemde çok sınıflı problemlerin çözümü için geliştirilmiştir.

Amaç ikili sınıflandırma tekniğinde genelleme hatasını azaltarak öngörülebilir bir doğruluk elde etmektir. İkili sınıflandırma yöntemleri için DVM yöntemi, iki sınıf arasında maksimum mesafeyle ayrılmış bir hiperdüzlem oluşturmak üzerine kurulmuştur.

2.5.1.1. Doğrusal Destek Vektör Makineleri

Doğrusal DVM de veri kümesinin doğrusal olarak ayrılabilir olduğu ve verileri ayırabilen en iyi hiper düzlemi elde etmek için kullanılır. Eşitlik 2.9. ve Eşitlik 2.10.' da Doğrusal DVM'nin matematiksel yapısı verilmiştir. Formüldeki bir çift w , b değeri bulabildiğimizde sistem doğrusal olarak ayrılabilir anlamına gelmektedir [79].

$$\omega x_i + \beta \geq +1, y_i = \pm 1 \quad (2.9)$$

$$\omega x_i + \beta \leq -1, y_i = \pm 1 \quad (2.10)$$

x_i N tane elemandan oluşan veri kümemizi, y_i etiket değerlerini, β eğilim değerini, ω ise ağırlık vektörünü ifade etmektedir.

Bir x noktasından (destek vektörlerden) hiperdüzleme olan uzaklık eşitlik 2.11.'de görüldüğü gibi hesaplanabilir.

$$d(x; \omega, \beta) = \frac{|x \cdot \omega + \beta|}{\|\omega\|} \quad (2.11)$$

Hiperdüzleme en yakın nokta ise $\frac{1}{\|\omega\|}$ 'dir. $\|\omega\|$ normal düzlemin (ω) normudur. Yukarıdaki eşitliklere göre eğitim örneklerini en iyi şekilde ayıran hiperdüzlemin formülü ise eşitlik 2.12.'deki gibi verilir.

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{\|\omega\|^2} \quad (2.12)$$

2.5.1.2. Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineleri

Eğitim verileri her zaman doğrusal bir düzlemle birbirinden ayrılamaz. Bu tür durumlarda doğrusal olmayan sınıflandırıcılar kullanılmaktadır. Bunun içinde birçok çekirdek (kernel) fonksiyonu üretilmiştir. Bu dönüşüm işlemiyle de karar verme algoritması eşitlik 2.13.' de verildiği gibidir [80].

$$k(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \Phi(x_j) \quad (2.13)$$

DVM'nin avantajlarından biri uygun çekirdek fonksiyonu seçimi yaparak genel performansın artmasını sağlamak ve aşırı uyumun azaltılmasını sağlamaktır. Çalışmalarda en çok kullanılan kerneller eşitlik 2.14, Eşitlik 2.15, Eşitlik 2.16, Eşitlik 2.17.'de verildiği gibidir [80].

$$\text{Doğrusal kernel } k(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (2.14)$$

$$\text{Polinomal Kernel } k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + r)^d, \quad r \geq 0 \quad (2.15)$$

$$\text{Radyal Tabanlı Kernel (Gauss)} \quad k(x_i, x_j) = e^{-\left(\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right)} \quad (2.16)$$

$$\text{Sigmoid Tabanlı Kernel} \quad k(x_i, x_j) = \tanh(\alpha(x_i \cdot x_j) + r) \quad (2.17)$$

2.5.1.3. Kuadratik Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Kernel fonksiyonu kuadrattır. Kutu kısıtlama düzeyi 1, çekirdek ölçek modu otomatik olarak seçilmiştir. Çoklu sınıflandırma metodu ise birebir seçilmiştir.

2.5.1.4. Kübik Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Kernel fonksiyonu kübiktir. Kutu kısıtlama düzeyi 1, çekirdek ölçek modu otomatik olarak seçilmiştir. Çoklu sınıflandırma metodu ise birebir seçilmiştir.

2.5.1.5. Fine Gaussian Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Kernel fonksiyonu gaussidir. Kutu kısıtlama düzeyi 1, çekirdek ölçek modu manuel olarak seçilmiştir. Manuel çekirdek ölçeği 1.1 olarak seçilmiş olup çoklu sınıflandırma metodu ise birebir seçilmiştir.

2.5.1.6. Medium Gaussian Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Kernel fonksiyonu gaussiandır. Kutu kısıtlama düzeyi 1, çekirdek ölçek modu manuel olarak seçilmiştir. Manuel çekirdek ölçeği 4.5 olarak seçilmiş olup çoklu sınıflandırma metodu ise birebir seçilmiştir.

2.5.1.7. Coarse Gaussian Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Kernel fonksiyonu gaussiandır. Kutu kısıtlama düzeyi 1, çekirdek ölçek modu manuel olarak seçilmiştir. Manuel çekirdek ölçeği 18 olarak seçilmiş olup çoklu sınıflandırma metodu ise birebir seçilmiştir.

2.5.2. K En Yakın Komşuluk Sınıflandırıcısı (K-EYK)

En yakın komşu sınıflandırma algoritması ilk kez Cover ve Hart tarafından önerilmiştir [81]. K-EYK sınıflandırıcı genellikle Öklid uzaklığına bağlı olarak sınıflandırma yapan ve parametrik olmayan bir yöntemdir. Uzaklık hesaplanırken kullanılan algoritma Eşitlik 2.18.'de verilmiştir [82]. Bir test verisinin en yakın k tane komşusuna bakar. Bu komşular en çok hangi sınıfa aitse test örneğinde o sınıfa atanır

$$D(a,b)=\left(\sum_{k=1}^d(a_k - b_k)^2\right)^{1/2} \quad (2.18)$$

d özellik sayısı, a ve b ise seçilen noktaları ifade etmektedir.

K-EYK yöntemi diğer makine öğrenmelerine oranla daha yüksek sonuçlar verebilmektedir. K sayısının seçimi bu sınıflandırıcı türü için oldukça önemlidir. Genelde 1'den büyük ve tek sayılar seçilmektedir. K-EYK sınıflandırıcısı uygulanabilirliğinin kolay olması, paralel kullanımlara uyumlu olması, gürültülü eğitim verilerine karşı dayanıklı olması, kolay öğrenilebilir olması eğitiminin hızlı olması, eğitim verilerinin boyutunu azaltması gibi birçok avantaja sahiptir. Bu nedenle ki; büyük verisetleri, Örüntü Tanıma, Robotik, Veri Madenciliği ve Yapay Zeka gibi birçok alanda kullanılmaktadır [83].

2.5.2.1. Fine K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 1'dir. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında Öklid kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması eşit olarak (ağırlık yok) seçilmiştir.

2.5.2.2. Medium K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 10'dur. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında Öklid kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması eşit olarak (ağırlık yok) seçilmiştir.

2.5.2.3. Coarse K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 100'dür. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında Öklid kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması eşit olarak (ağırlık yok) seçilmiştir.

2.5.2.4. Kosinüs K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 10'dur. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında kosinüs kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması eşit olarak (ağırlık yok) seçilmiştir.

2.5.2.5. Kübik K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 10'dur. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında kübik kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması eşit olarak (ağırlık yok) seçilmiştir.

2.5.2.6. Weighted K-EYK

K-EYK sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Komşu sayısı 10'dur. Uzaklık metrik mesafesinin hesaplanmasında kübik kullanılmıştır. Komşuluk mesafe ağırlıklandırılması ters kare kanunu olarak seçilmiştir.

2.5.3. Karar Ağaçları

Karar Ağaçları algoritması 1973 yılında Bierman ve Friedman tarafından önerilmiştir. Karar Ağacı yöntemi verilerdeki ilişkiyi tespit edebilmek amacıyla verileri alt kategorilere ayırır. Karar Ağacı kök düğümü denilen karar düğümleri, dallar ve yapraklardan meydana gelir. Kök düğümünden başlamak üzere her düğüme verilen cevaba göre bir alt aşamaya geçer. Bu işlem yapraklara kadar devam eder. Herhangi bir dalın sonucunda alt aşamaya geçilemiyorsa orda bir karar düğümü oluşur. Ama dalın sorusuna cevap verebiliyorsa yapraklar oluşur. Örnekler, testin çıktısına göre kökten başlayarak ağaçtan yapraklara kadar sınıflandırılır [84]. Karar Ağaçları kompleks hesaplamalar yapmadığı için tercih edilen sınıflandırma algoritmalarındandır.

2.5.3.1. Kompleks Tree Sınıflandırıcı

Karar Ağaçları sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Maksimum bölünme sayısı 100, bölünme ölçütü gini indeksi seçilmiştir.

2.5.3.2. Medium Tree

Karar Ağaçları sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Maksimum bölünme sayısı 20, bölünme ölçütü gini indeksi seçilmiştir.

2.5.3.3. Simple Tree

Karar Ağaçları sınıflandırıcıları arasında yer almaktadır. Maksimum bölünme sayısı 4, bölünme ölçütü gini indeksi seçilmiştir.

2.5.4. Topluluk (Ensemble) Sınıflandırıcılar

Sınıflandırma doğruluklarını arttırmak için çeşitli öğrenme algoritmalarının bir arada kullanılmasıyla oluşturulan bir yöntemdir. Topluluk yöntemleri temel olarak tek bir makine öğrenme tekniğinin genelleme kabiliyetini arttırmak için kullanılır [85].

2.5.4.1. Boosted Trees

Topluluk sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Topluluk metodu olarak AdaBoost, öğrenme çeşidi karar ağacı, öğrenme sayısı 200, öğrenme oranı 0.1 olarak seçilmiştir.

2.5.4.2. Bagged Trees

Topluluk sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Topluluk metodu olarak Bag, öğrenme çeşidi karar ağacı, öğrenme sayısı 200 olarak seçilmiştir.

2.5.4.3. Alt Uzay Ayırma

Topluluk sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Topluluk metodu olarak Alt uzay, öğrenme çeşidi ayırma, öğrenme sayısı 200, öğrenme oranı 0.1, alt uzay boyutu 10 olarak seçilmiştir.

2.5.4.4. Alt Uzay K-EYK

Topluluk sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır. Topluluk metodu olarak Alt uzay, öğrenme çeşidi En Yakın Komşuluk, öğrenme sayısı 200, öğrenme oranı 0.1, alt uzay boyutu 10 olarak seçilmiştir.

2.5.5. Ayırma Analizi Sınıflandırıcıları

Ayırma Analizinin temelinde eğitim veri kümesinden c tane ayırıcı fonksiyon hesaplanır. Daha sonra bu fonksiyonlardan en yüksek sonucun meydana geldiği sınıfa etiketlenmesi istenen öznitelik vektörü atanması ilkesine dayanır. Burdaki temel nokta özniteliklerin c tane karar bölgesine ayrılmasıdır [86].

2.5.5.1. Doğrusal Ayırma Analizi (LDA)

İlk olarak 1936 yılında R.A. Fisher tarafından önerilmiştir. Fisher'in verileri farklı sınıflar arasında mümkün olduğunca ayrımcılık yaparak, verileri doğru bir şekilde sınıflandırmamıza yardımcı olur. LDA kullanarak verilerin boyutsallığını azaltmak için kullanılan sınıf içi kovaryans matrisi eşitlik 2.19.' da verildiği gibidir [87].

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \quad (2.19)$$

Eşitlik 2.19.'da ki S_B sınıflar arası dağılım matrisi, S_W sınıflar içi dağılım matrisi, w sınıf ayrılabilirlik fonksiyonu $J(w)$ 'yi maksimize eden vektörü ifade etmektedir.

2.5.5.2. Kuadratik Ayırma Analizi (QDA)

Ayırma analizinde karar durumunun kovaryans matrislerinin birbirinden farklı olduğu yönteme kuadratik ayırma denilmektedir.

$$g(x) = w_0 + w^t x + x^t W x \quad (2.20)$$

Eşitlik 2.20.'de x özellik vektörünü ifade etmektedir.

3. BULGULAR VE SONUÇLAR

Bu çalışma iki aşamadan oluşmaktadır. İlk yapılan çalışmada sağlıklı verilerden aritmili verilerin ayırt edilmesi amaçlanmıştır. Çalışma derivasyonlardan bağımsız olması amaçlandığı için tek bir derivasyon kullanmak yerine birçok derivasyon kullanılmıştır.

İlk yapılan anormal atım belirleme için MIT-BIH Aritmi veritabanının ml2 derivasyonundan 103026, V1,V2, V4 ve V5 derivasyonlarından 111688 olmak üzere toplamda 5 farklı derivasyondan 214714 atım kullanılmıştır. Daha sonra ise zaman-frekans tekniklerden olarak Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD), Choi-Williams Dönüşümü (CWD), Born-Jordan Dönüşümü, Bessel dönüşümü ve Zhao-Atlas-Mark dönüşümü uygulanmıştır. Özellikleri çıkarılan EKG atımları yazılan bir algoritmayla harmanlanmıştır. Daha sonra harmanlanan verilerden elimizdeki hastalık sayısı kadar normal EKG atımı alınarak eğitim işlemi gerçekleştirilmiştir. Daha sonra ise birçok sınıflandırma algoritmasıyla beraber sınıflandırılıp performans sonuçları ilerleyen aşamalarda verilmiştir.

İkinci yapılan çalışmada ise kalp atım türleri sınıflara ayrılarak her bir hastalığın tespit edilmesi amaçlanmıştır. MIT-BIH veritabanının ml2, V1, V2, V4 ve V5 olmak üzere toplamda 5 farklı derivasyondan 213782 atım kullanılmıştır. Daha sonra bu EKG atımları 9 farklı sınıfa ayrılmıştır. Öznitelik çıkarma aşamasında zaman-frekans tekniklerinden Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD), Choi-Williams Dönüşümü (CWD), Born-Jordan Dönüşümü, Bessel dönüşümü ve Zhao-Atlas-Mark dönüşümü kullanılmıştır. Öznitelikleri çıkarılan EKG atımları yazılan bir algoritmayla harmanlanmıştır. Daha sonra harmanlanan verilerden her aritmi çeşidinin yarısı eğitim verisi yarısı da test verisi olmak üzere ayrılmıştır. Daha sonra ise birçok sınıflandırma algoritmasıyla beraber sınıflandırılıp performans sonuçları ilerleyen aşamalarda verilmiştir.

Çalışmanın performans değerlendirmesi yapılırken doğruluk, duyarlılık, özgüllük, F skor, pozitif prediktif değer, negatif prediktif değer gibi birçok performans ölçütünden yararlanılmıştır. Bu başarı ölçütlerini hesaplayabilmek açısından ilk önce sistemin konfüzyon matrisi oluşturulmuştur [47-52-57].

TP: Gerçekte pozitif sınıfa ait olup, pozitif sınıf olarak tahmin edilenler.

TN: Gerçekte negatif sınıfa ait olup, negatif sınıf olarak tahmin edilenler.

FP: Gerçekte negatif sınıfa ait olup, pozitif sınıf olarak tahmin edilenler.

FN: Gerçekte pozitif sınıfa ait olup, negatif sınıf olarak tahmin edilenler.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.1)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.2)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.3)$$

$$\text{Pozitif prediktif değer} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.4)$$

$$\text{Negatif prediktif değer} = \frac{TN}{TN+FN} \quad (3.5)$$

$$\text{F skor} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (3.6)$$

3.1. Anormal Atım Belirleme

Bu çalışmada Teletıp sistemleri için acil uyarı oluşturabilecek bir algoritma yazılarak kişide herhangi bir kalp aritmisinin olup olmadığının tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bundan dolayı veritabanından alınan ekg sinyalleri sağlıklı EKG kayıtları ve aritmili EKG kayıtları olmak üzere 2 sınıflı olacak şekilde etiketlenmiştir. Daha sonra her bir R-R aralığı normalizasyon işlemine tabi tutulan EKG sinyallerinin zaman-frekans dönüşümüne dayalı öznitelikleri çıkarılmıştır. Öznitelikleri çıkarılan EKG sinyallerinin birçok sınıflandırma yöntemi kullanılarak performans analizleri yapılmıştır. Bu çalışmada 5 farklı zaman-frekans dönüşümü yöntemi ve birçok sınıflandırıcı kullanılarak EKG sinyallerindeki anormal atımların tespit edilmesi ve hangi yöntemde hangi sınıflandırıcı kullanılarak sistemin en iyi performansı gösterdiğinin tespit edilmesi amaçlanmıştır.

3.1.1. Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD) Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları

Bu çalışmada anormal atım tespiti yapabilmek için YSWV dönüşümü kullanılmıştır. Önerilen YSWVD yöntemini test etmek amacıyla birçok sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgülük ve pozitif prediktif değerler Bölüm 3’de verilen formüllerden hesaplanmıştır.

Tablo 3.1. YSWVD yöntemi kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test			
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	PPD (%)
Destek Vektör Makineleri (DVM)					
Kuadratik	85.9	85.87	84.05	87.70	87.23
Kübik	90.7	90.76	89.26	92.26	92.02
Fine Gaussian	89.3	89.73	81.58	97.89	97.48
Medium Gaussian	91.5	91.64	89.44	93.84	93.56
Doğrusal DVM	76.5	76.45	72.08	80.83	78.99
Coarse Gaussian	82.7	82.99	79.41	86.56	85.53
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri					
Fine K-EYK	91.2	91.35	91.24	91.47	91.45
Medium K-EYK	91.7	91.99	89.71	94.27	94.00
Coarse K-EYK	88.8	89.22	87.26	91.18	90.82
Kosinüs K-EYK	91.5	91.90	89.01	94.80	94.48
Kübik K-EYK	90.9	91.34	88.87	93.81	93.49
Weighted K-EYK	92.0	92.22	91.11	93.34	93.19
Topluluk Sınıflandırıcıları					
Bagged Trees	93.0	93.24	90.66	95.81	95.58
Alt uzay K-EYK	91.5	91.78	88.88	94.67	94.34
Boosted Trees	75.1	75.55	73.15	77.94	76.83
Karar Ağaçları Yöntemleri					
Simple Trees	71.8	72.27	57.71	86.84	81.43
Medium Tree	78.3	78.42	73.96	82.87	81.19
Kompleks Tree	82.4	82.45	83.09	81.81	82.04
Ayrırma Analizi Yöntemleri					
LDA	70.1	70.40	67.55	73.25	71.63
QDA	71.9	71.97	66.92	77.01	74.43

Tablo 3.1.’de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgülük ve pozitif prediktif değerler sırasıyla %93.24, %91.24, %97.89 ve %97.48 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının Destek vektör makinelerinde Medium Gaussian yönteminde; K-EYK yöntemlerinden Weighted K-EYK sınıflandırıcısında; Topluluk sınıflandırıcılar arasından Bagged Tree sınıflandırıcısında; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA

sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Sistemin yüksek doğruluklar vermesi kadar gerçek hayata uygulanabilmesi açısından geçen zamanda oldukça önemlidir. Aritmili kısımların algılanabilmesi için süre hesaplaması yapılırken 3 temel süre ele alınmıştır. Birincisi R-R tepeleri hesaplanırken geçen süre, ikincisi öznitelik çıkarılırken geçen zaman ve test aşamasında geçen süre. Bu çalışmada R tepeleri veritabanından direk alınmıştır. Bir R-R aralığından öznitelik çıkarmak için geçen süre 3.63 saniye, test süreleri ise oldukça düşük olduğundan ihmal edilmiştir. Toplam süre ise yaklaşık 4 atıma denk gelmektedir.

3.1.2. Choi-Williams Dönüşümü (CWD) Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları

Önerilen CWD yöntemini test etmek amacıyla birçok sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler Tablo 3.2.'de verilmiştir.

Tablo 3.2. CWD yöntemi kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test			
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	PPD (%)
Destek Vektör Makineleri (DVM)					
Kuadratik	87.6	87.73	87.76	87.69	87.70
Kübik	92.0	92.05	91.15	92.95	92.82
Fine Gaussian	93.1	93.14	89.49	96.80	96.55
Medium Gaussian	91.9	91.91	90.54	93.28	93.09
Doğrusal DVM	74.7	74.55	69.46	79.63	77.32
Coarse Gaussian	82.7	83.36	84.11	82.62	82.88
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri					
Fine K-EYK	92.7	93.08	93.06	93.10	93.10
Medium K-EYK	93.3	93.29	91.31	95.28	95.08
Coarse K-EYK	90.1	90.44	89.23	91.65	91.44
Kosinüs K-EYK	92.7	92.83	90.17	95.49	95.24
Kübik K-EYK	92.7	92.71	90.83	94.59	94.38
Weighted K-EYK	93.3	93.55	92.73	94.37	94.28
Topluluk Sınıflandırıcıları					
Bagged Trees	93.4	93.50	91.73	95.28	95.11
Alt uzay K-EYK	93.4	93.45	92.38	94.51	94.39
Boosted Trees	85.0	84.79	84.98	84.60	84.66
Karar Ağaçları Yöntemleri					
Simple Trees	73.3	73.40	77.02	69.77	71.81
Medium Tree	77.7	77.79	73.13	82.45	80.65
Kompleks Tree	82.5	82.37	83.03	81.71	81.95
Ayrırma Analizi Yöntemleri					
LDA	67.8	67.78	66.47	69.08	68.25
QDA	67.7	67.59	73.32	61.86	65.78

Tablo 3.2.' de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler sırasıyla 93.55, 93.06, 96.80, 96.55 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Fine Gaussian DVM yönteminde; K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde, Topluluk sınıflandırıcılar arasından Bagged Trees yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasından ise LDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Süre hesaplamasında ise Bir R-R aralığından öznitelik çıkarmak için geçen süre 2.73, test süreleri ise oldukça düşük olduğundan ihmal edilmiştir. Toplam süre ise yaklaşık 3 atıma denk gelmektedir.

3.1.3. Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları

Önerilen yöntemi test etmek amacıyla birçok sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler Tablo 3.3.'de verilmiştir.

Tablo 3.3. Zhao-Atlas Mark dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test			
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	PPD (%)
Destek Vektör Makineleri (DVM)					
Kuadratik	88.4	88.34	87.58	89.10	88.93
Kübik	92.7	92.71	91.88	93.54	93.43
Fine Gaussian	90.2	90.29	82.03	98.55	98.26
Medium Gaussian	93.3	93.36	91.61	95.12	94.94
Doğrusal DVM	76.2	76.07	75.48	76.66	76.38
Coarse Gaussian	85.6	85.65	85.44	85.85	85.79
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri					
Fine K-EYK	93.5	93.46	93.53	93.38	93.39
Medium K-EYK	94.0	93.88	92.14	95.62	95.46
Coarse K-EYK	91.2	91.29	90.55	92.04	91.92
Kosinüs K-EYK	93.7	93.67	91.13	96.21	96.01
Kübik K-EYK	93.5	93.52	91.82	95.23	95.06
Weighted K-EYK	94.1	94.10	93.19	95.02	94.93
Topluluk Sınıflandırıcıları					
Bagged Trees	93.7	93.78	91.14	96.41	96.21
Alt uzay K-EYK	93.6	93.59	91.23	95.96	95.76
Boosted Trees	77.1	77.10	80.02	74.19	75.61
Karar Ağaçları Yöntemleri					
Simple Trees	73.8	74.11	62.59	85.63	81.33

Tablo 3.3.'ün devamı

Medium Tree	79.2	79.11	75.97	82.26	81.07
Kompleks Tree	84.6	83.99	83.13	84.84	84.58
Ayırma Analizi Yöntemleri					
LDA	68.0	67.85	72.92	62.77	66.20
QDA	71.2	71.03	79.90	62.16	67.86

Tablo 3.3.' de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler sırasıyla 94.10, 93.53, 98.55, 98.26, arasında değişmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Medium Gaussian DVM yönteminde; K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde, Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Bagged Trees yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Süre hesaplamasında ise Bir R-R aralığından öznitelik çıkarmak için geçen süre 0.52, test süreleri ise oldukça düşük olduğundan ihmal edilmiştir. Toplam süre ise yaklaşık 1 atıma denk gelmektedir.

3.1.4. Born-Jordan Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları

Önerilen yöntemi test etmek amacıyla birçok sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler Tablo 3.4.'de verilmiştir.

Tablo 3.4. Born-Jordan dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test			
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	PPD (%)
Destek Vektör Makineleri (DVM)					
Kuadratik	82.1	82.06	83.26	80.86	81.31
Kübik	87.9	87.86	87.41	88.31	88.20
Fine Gaussian	85.5	85.70	74.53	96.87	95.97
Medium Gaussian	88.8	88.89	87.70	90.09	89.85
Doğrusal DVM	72.4	72.06	73.83	70.30	71.31
Coarse Gaussian	79.5	79.61	82.08	77.13	78.21
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri					
Fine K-EYK	89.2	89.07	89.76	88.38	88.54
Medium K-EYK	90.5	90.30	89.20	91.40	91.21
Coarse K-EYK	87.2	87.41	88.12	86.70	86.89

Tablo 3.4.'ün devamı

Kosinüs K-EYK	89.3	89.69	86.67	92.72	92.25
Kübik K-EYK	89.9	89.62	88.56	90.67	90.47
Weighted K-EYK	90.6	90.45	90.36	9054	90.52
Topluluk Sınıflandırıcıları					
Bagged Trees	91.0	90.91	87.66	94.17	93.76
Alt uzay K-EYK	91.0	90.83	89.22	92.44	92.19
Boosted Trees	79.2	78.75	79.07	78.43	78.57
Karar Ağaçları Yöntemleri					
Simple Trees	65.7	65.14	62.72	67.56	65.91
Medium Tree	72.6	72.10	66.82	77.39	74.72
Kompleks Tree	76.7	75.96	72.74	7918	7775
Ayırma Analizi Yöntemleri					
LDA	63.5	63.06	62.96	63.16	63.09
QDA	65.6	65.17	68.91	61.43	64.11

Tablo 3.4.' de görüldüğü en iyi gibi doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler sırasıyla 90.91, 90.36, 96.87, 95.97 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasında Medium Gaussian DVM yönteminde; K-EYK sınıflandırıcılar arasında Weighted K-EYK yönteminde, Topluluk sınıflandırıcılar arasında ise Bagged Trees yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasında Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasında ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Süre hesaplamasında ise Bir R-R aralığından öznitelik çıkarmak için geçen süre 1.48, test süreleri ise oldukça düşük olduğundan ihmal edilmiştir. Toplam süre ise yaklaşık 2 atıma denk gelmektedir.

3.1.5. Bessel Dönüşümü Yöntemiyle Anormal Atım Tespiti Sonuçları

Önerilen yöntemi test etmek amacıyla birçok sınıflandırma algoritması kullanılmıştır. Bu sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler Tablo 3.5.'de verilmiştir.

Tablo 3.5. Bessel dönüşümü kullanılarak 2 sınıflı verilerde performans analizi

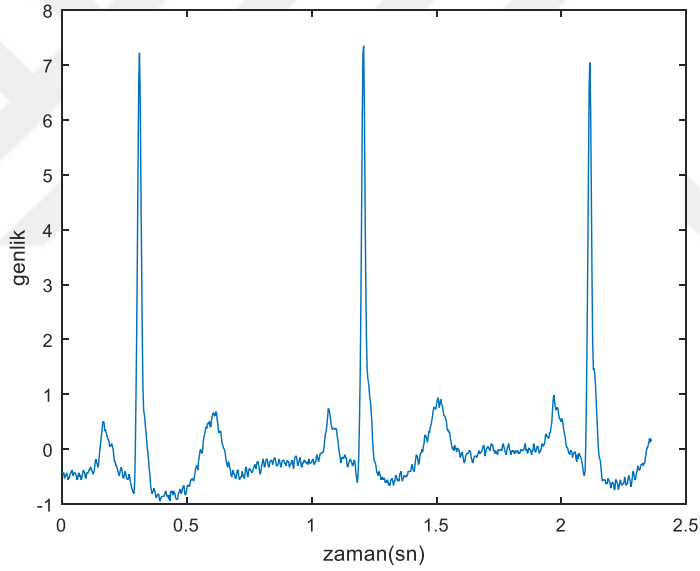
Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test			
	Doğruluk	Doğruluk	Duyarlılık	Özgüllük	PPD
Destek Vektör Makineleri (DVM)					
Kuadratik	81.0	80.68	80.47	80.89	80.81
Kübik	86.9	86.74	86.23	87.24	87.11
Fine Gaussian	84.6	84.82	73.14	96.49	95.42
Medium Gaussian	88.4	88.15	86.63	89.67	89.35
Doğrusal DVM	72.0	72.06	72.60	71.51	71.82
Coarse Gaussian	78.3	78.53	78.04	79.02	78.81
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri					
Fine K-EYK	88.0	87.87	88.98	86.76	87.05
Medium K-EYK	89.4	89.47	88.50	90.44	90.25
Coarse K-EYK	86.4	86.55	87.57	85.52	85.81
Kosinüs K-EYK	88.6	88.46	84.85	92.07	91.45
Kübik K-EYK	88.7	88.61	87.50	89.72	89.49
Weighted K-EYK	89.5	89.74	90.22	89.25	89.35
Topluluk Sınıflandırıcıları					
Bagged Trees	90	89.99	86.73	93.24	92.77
Alt uzay K-EYK	90.4	90.36	88.42	92.31	92.00
Boosted Trees	71.6	71.66	71.84	71.48	71.58
Karar Ağaçları Yöntemleri					
Simple Trees	67.4	67.31	70.74	63.89	66.20
Medium Tree	71.6	71.63	77.49	65.77	69.36
Kompleks Tree	76.0	75.95	78.68	73.22	74.61
Ayırma Analizi Yöntemleri					
LDA	65.9	65.79	66.09	65.48	65.69
QDA	68.1	68.26	72.63	63.88	66.79

Tablo 3.5.'de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve pozitif prediktif değerler sırasıyla %90.36, %90.22, %96.49 ve %95.42 arasında değişmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Medium Gaussian DVM yönteminde; K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde, Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Alt uzay K-EYK yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Süre hesaplamasında ise Bir R-R aralığından öznitelik çıkarmak için geçen süre 0.99, test süreleri ise oldukça düşük olduğundan ihmal edilmiştir. Toplam süre ise yaklaşık 1 atıma denk gelmektedir.

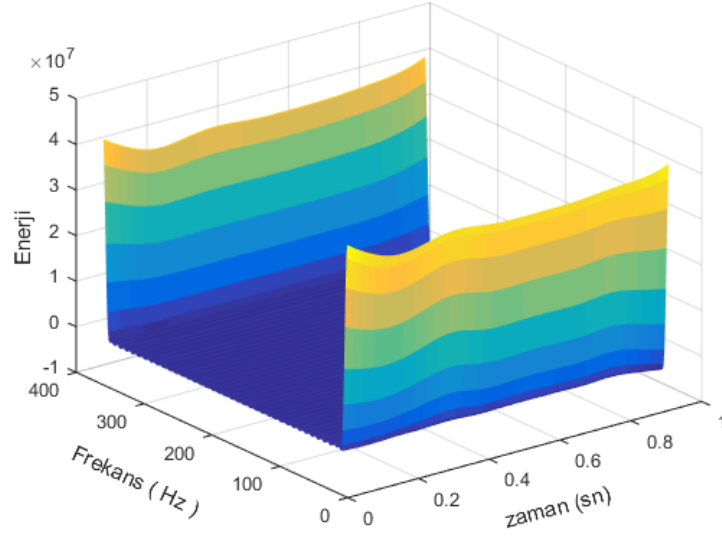
3.2. Sağlıklı ve Hastalıklı RR Aralıklarının Zaman Frekans Spektrumları

3.2.1. Normal RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

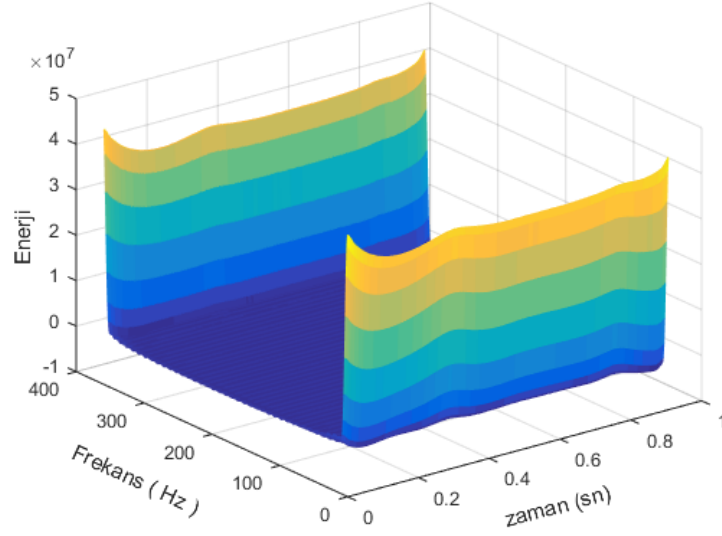
Aşağıdaki grafiklerde sağlıklı bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 101m.mat dosyasına ait sağlıklı EKG kaydı Şekil 3.1.' de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.2.' de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.3' de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.4.' de, Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.5.' de, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.6.' da verilmiştir.



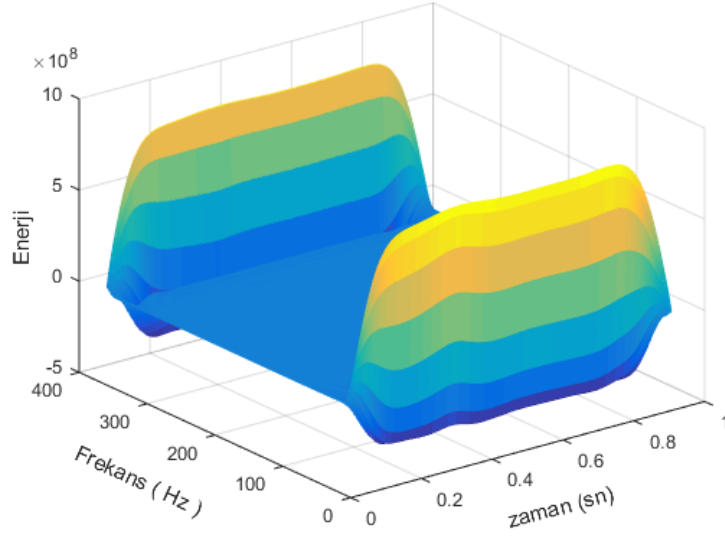
Şekil 3.1. Normal EKG kaydı



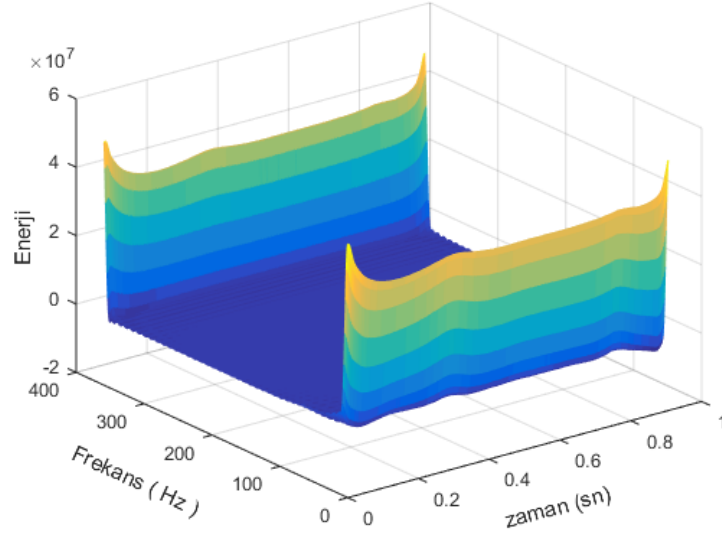
Şekil 3.2. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu



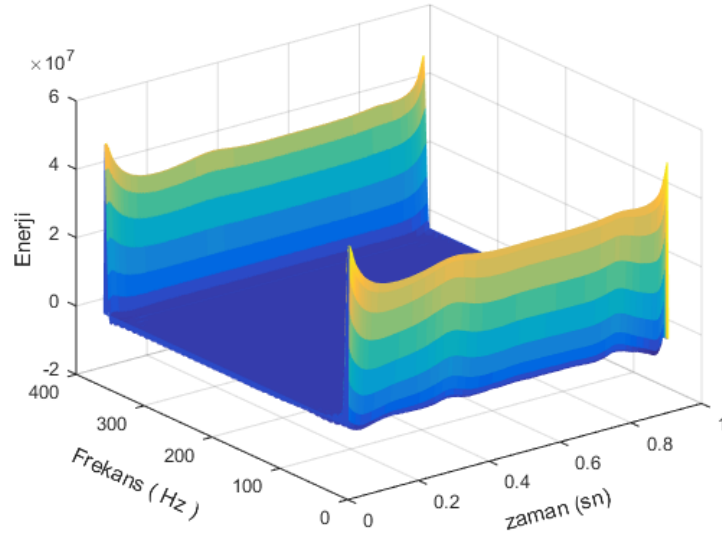
Şekil 3.3. R-R aralığında CWD dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu



Şekil 3.4. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu



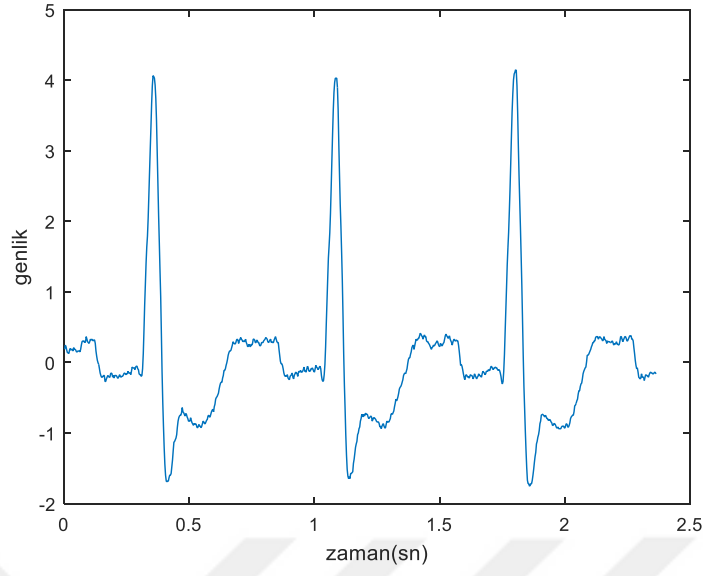
Şekil 3.5. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrum



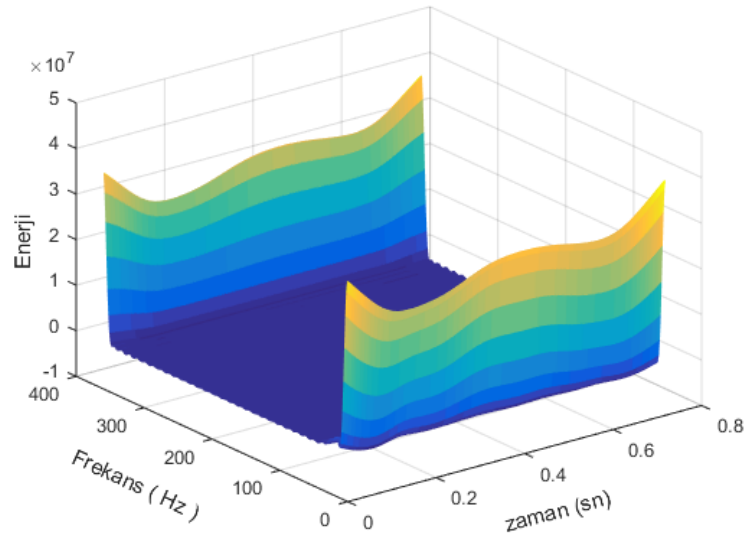
Şekil 3.6. R-R aralığında BD ait zaman frekans spektrumu

3.2.2. Sol Dal Bloklü RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

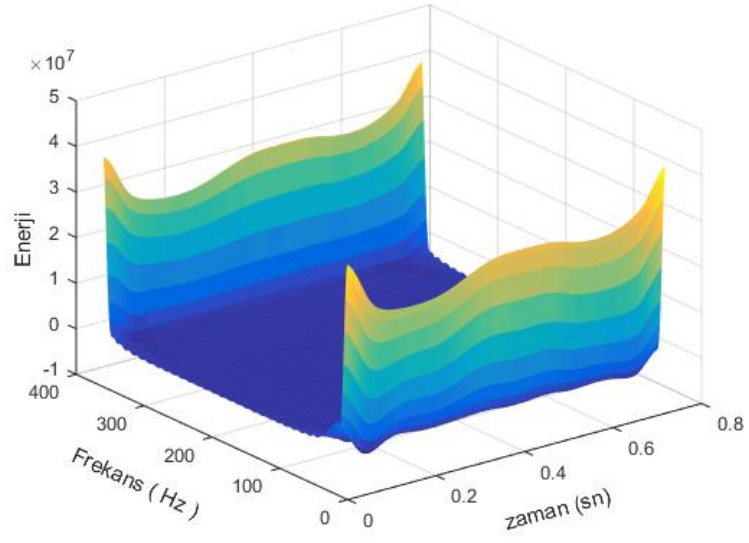
Aşağıdaki grafiklerde sol dal bloğu atımına sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 109m.mat dosyasına ait sol dal bloğu atımı içeren EKG kaydı Şekil 3.7.'de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.8.' de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.9' da Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.10.' da Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.11.' de, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.12.' de verilmiştir.



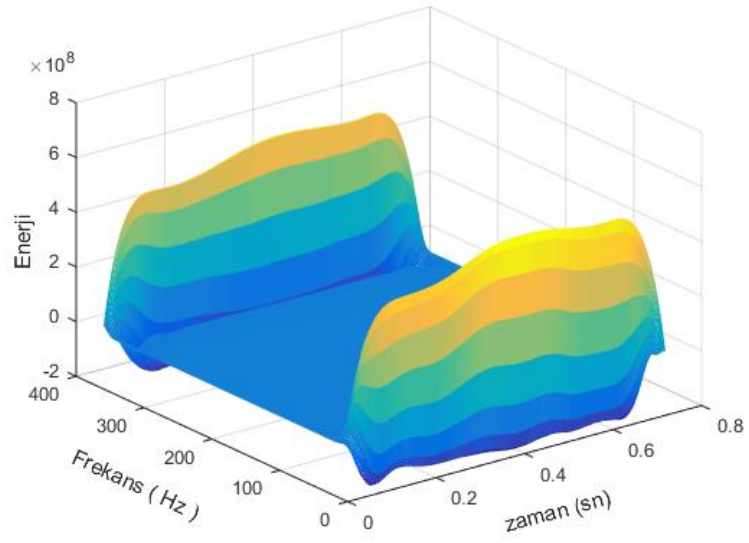
Şekil 3.7. Sol Dal bloklü EKG kaydı



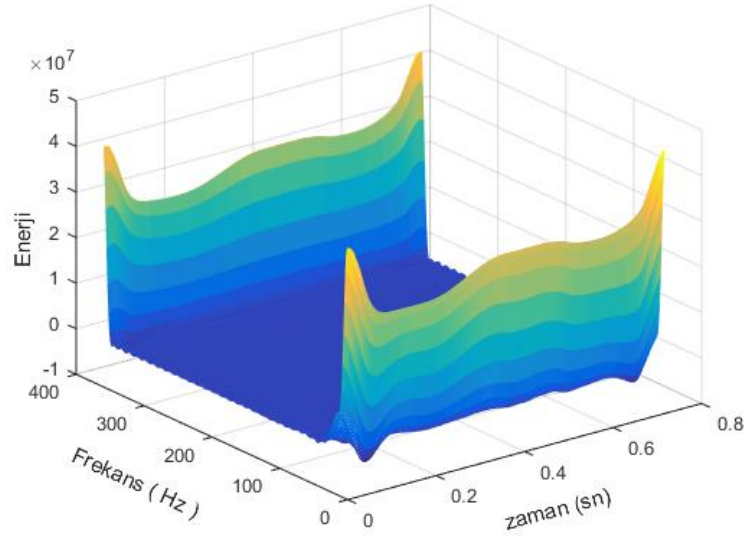
Şekil 3.8. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu



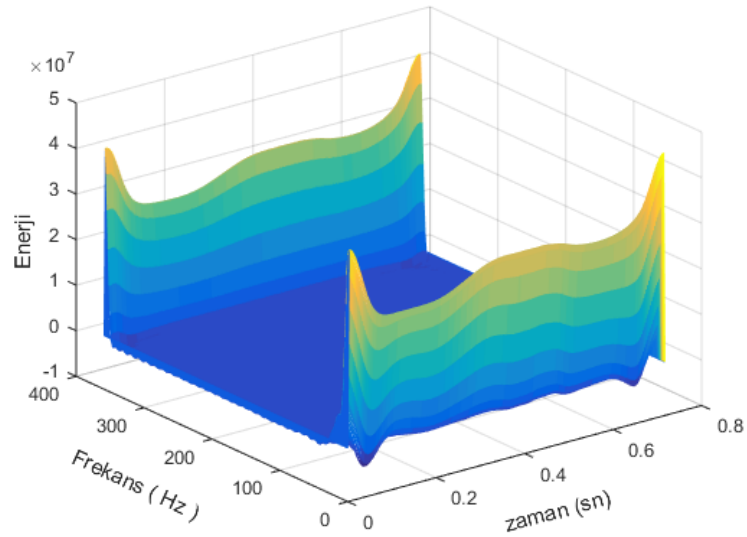
Şekil 3.9. R-R aralığında CWD ait zaman frekans spektrumu



Şekil 3.10. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu



Şekil 3.11. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu

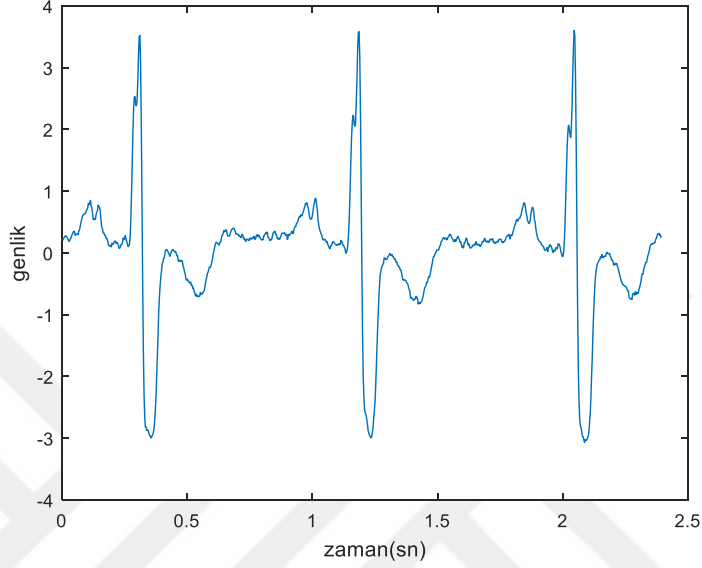


Şekil 3.12. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

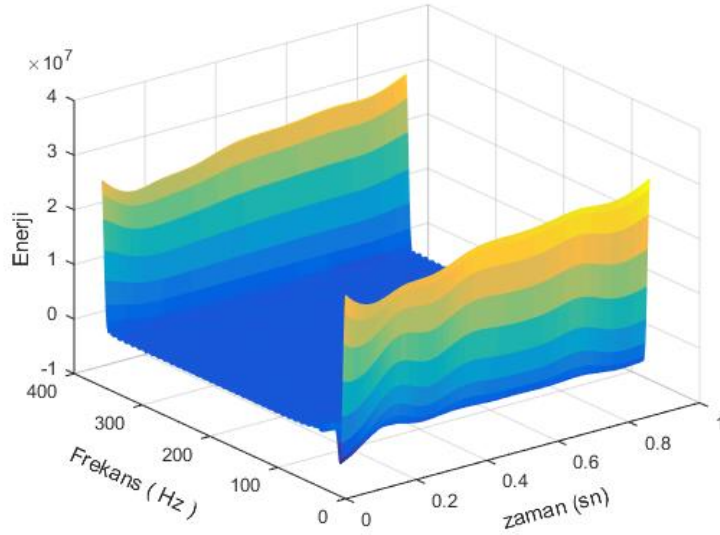
3.2.3. Sağ Dal Bloklü RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde sağ dal bloğu atımına sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 118m.mat dosyasına ait sağ dal bloğu atımı içeren EKG kaydı Şekil 3.13.'de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD), ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.14.'de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans

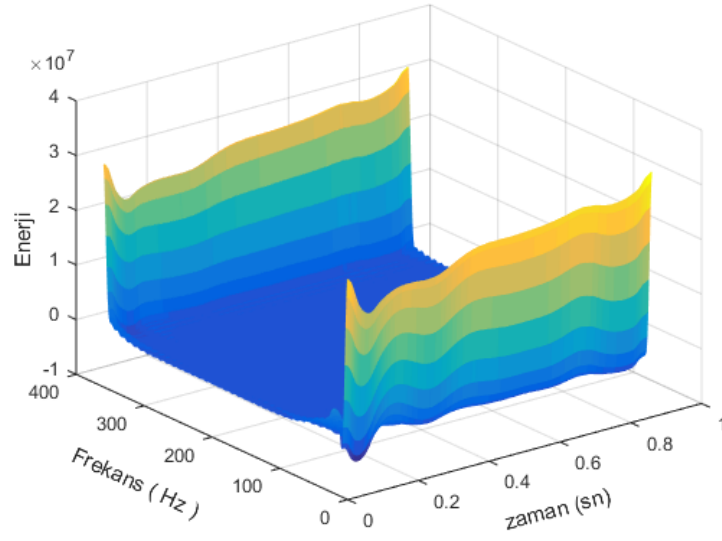
spektrumu, Şekil 3.15’de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.16.’da Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.17.’de Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.18.’de verilmiştir.



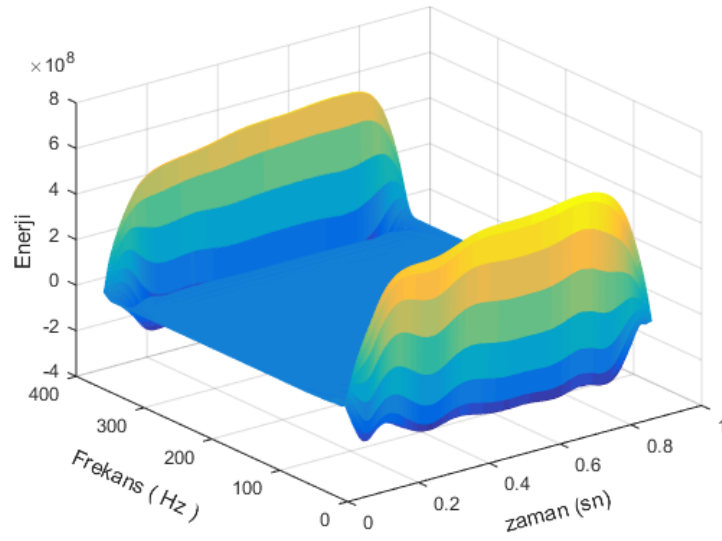
Şekil 3.13. Sağ dal bloklı EKG kaydı



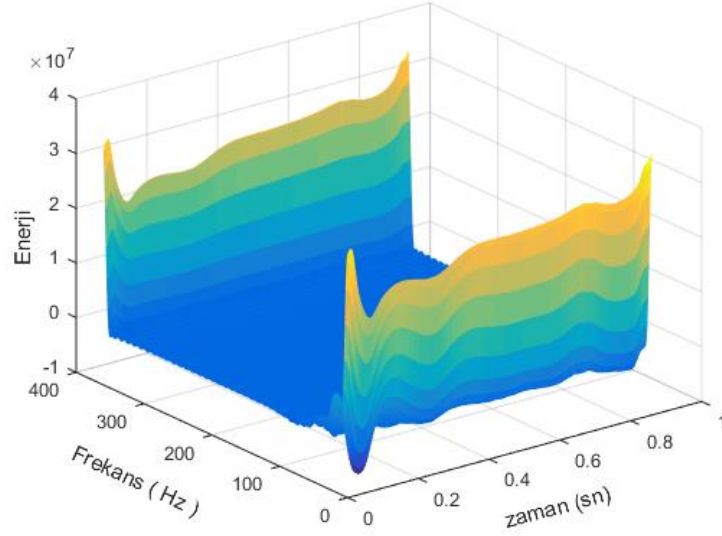
Şekil 3.14. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu



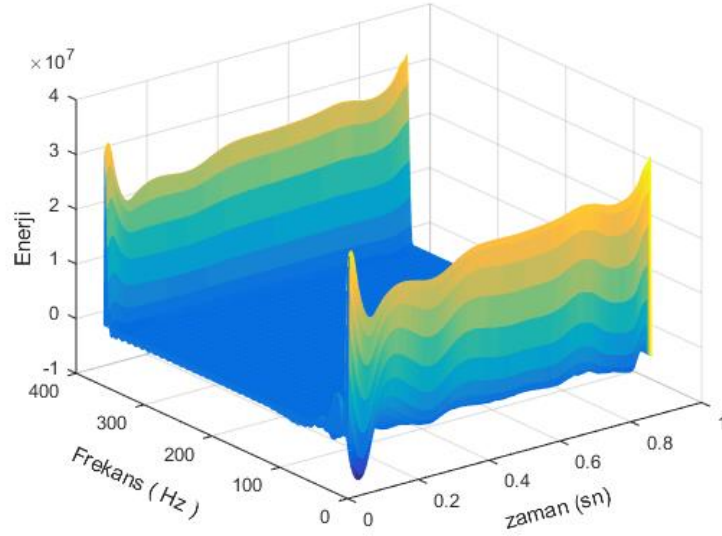
Şekil 3.15. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.16. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.17. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu

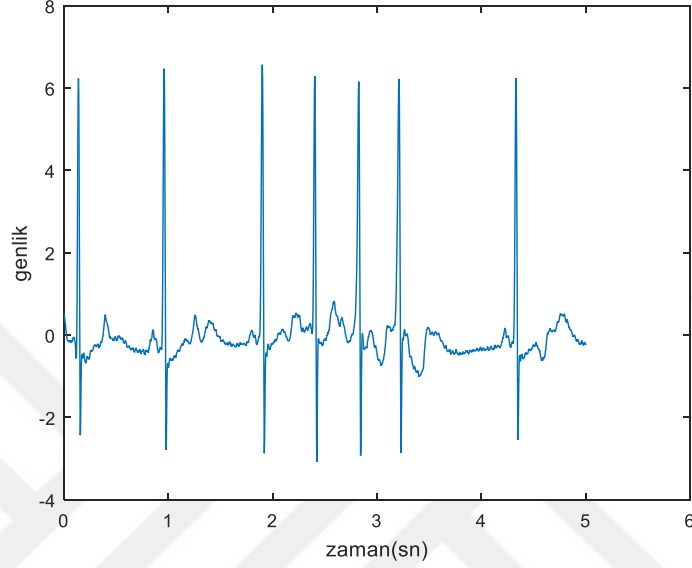


Şekil 3.18. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

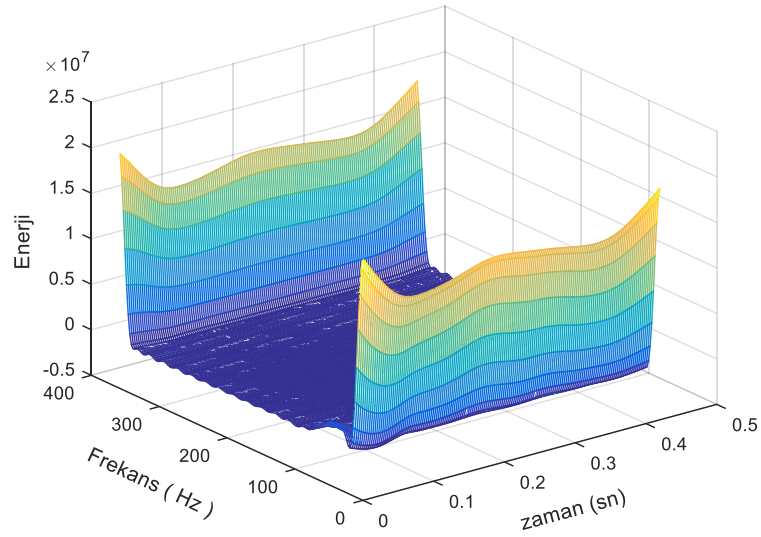
3.2.4. Erken Kulakçık Atım RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde erken kulakçık atımına sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 220m.mat dosyasına ait erken kulakçık atımı içeren EKG kaydı Şekil 3.19.'da Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.20.'de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans

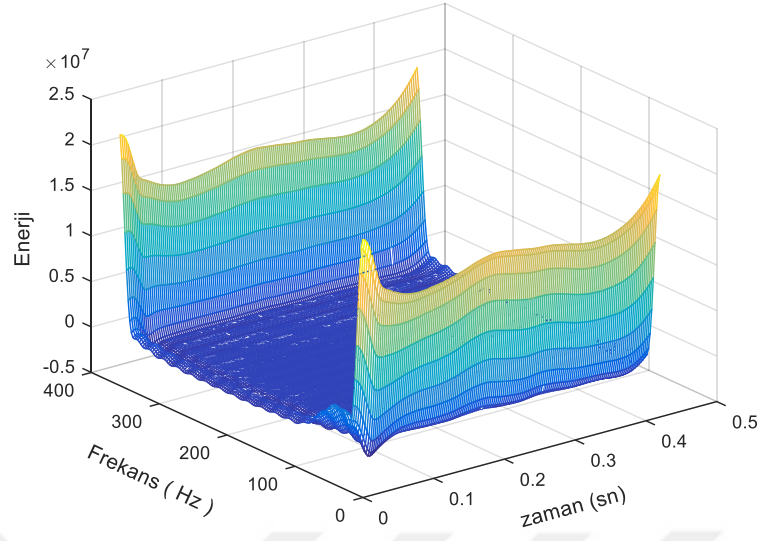
spektrumu, Şekil 3.21’de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.22.’de Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.23.’de, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.24.’de verilmiştir.



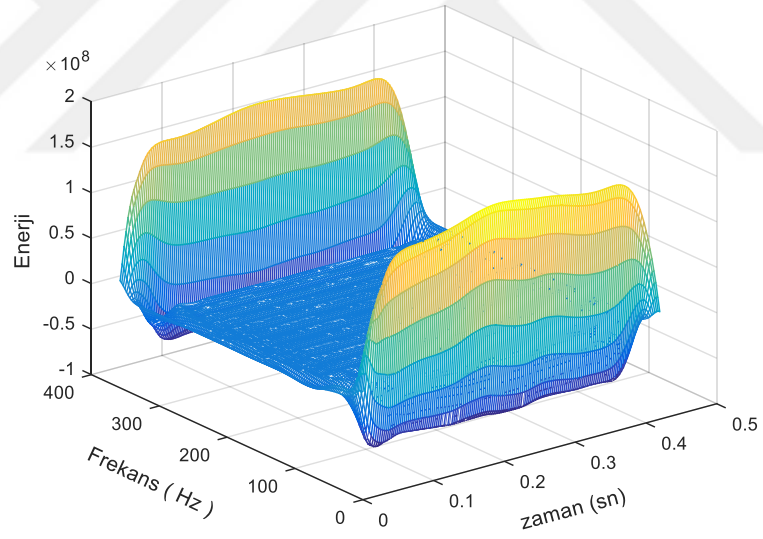
Şekil 3.19. Erken kulakçık atımlı EKG kaydı



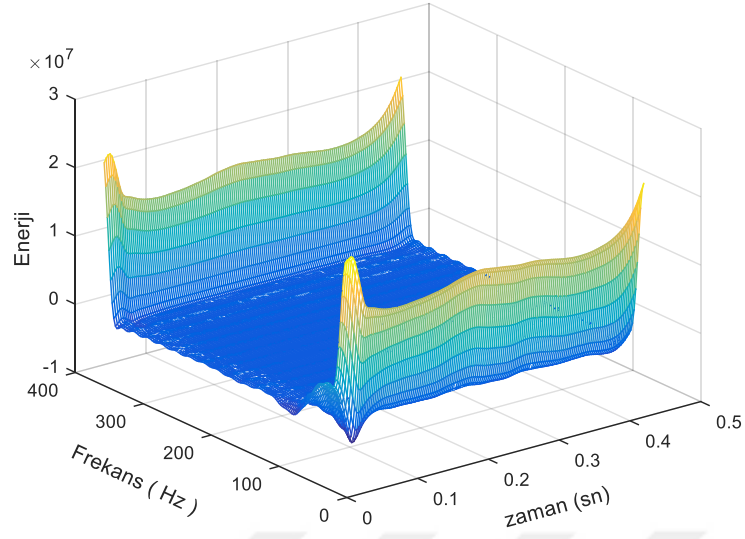
Şekil 3.20. R-R aralığında YSWVD zaman frekans spektrumu



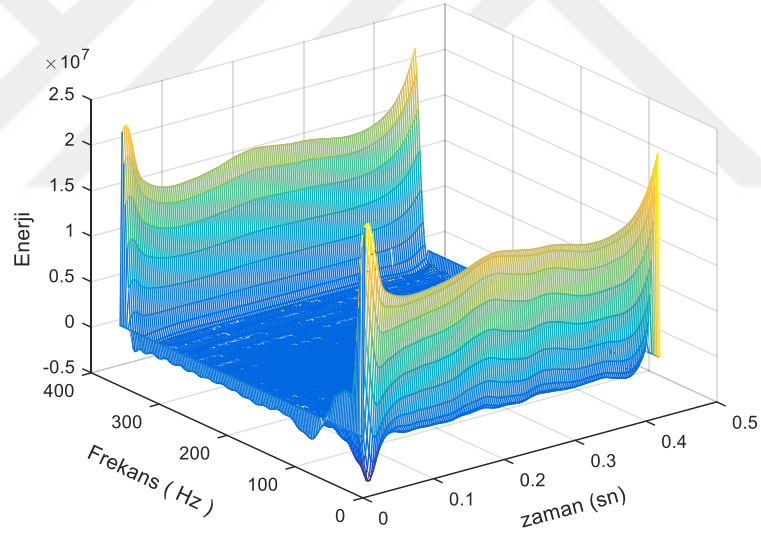
Şekil 3.21. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.22. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.23. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu

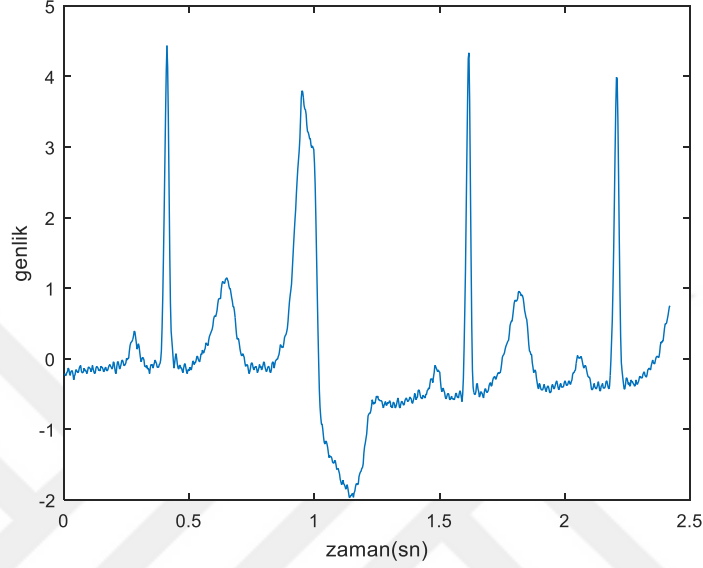


Şekil 3.24. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

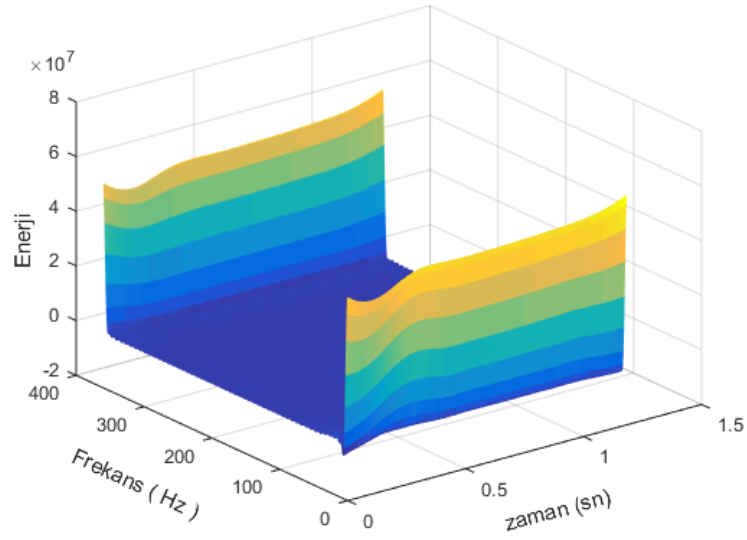
3.2.5. Erken Karıncık Atım RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde erken karıncık atımına sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 200m.mat dosyasına ait erken karıncık atımı içeren EKG kaydı Şekil 3.25.'de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD), ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.26.'da Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans

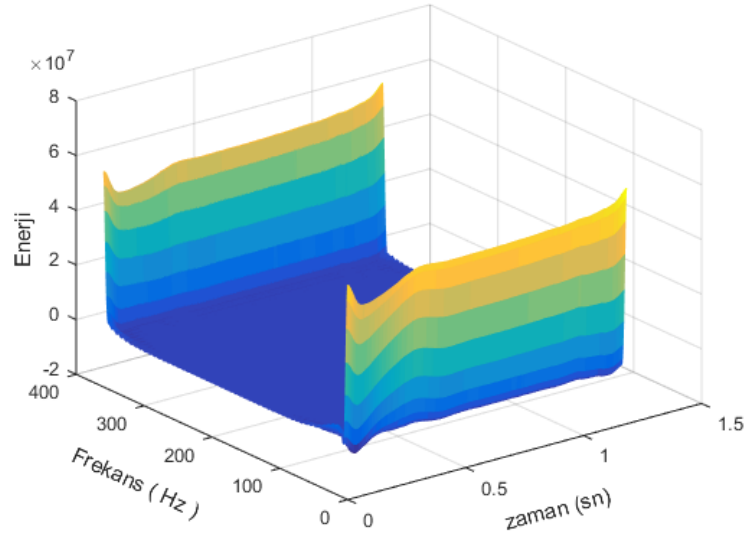
spektrumu, Şekil 3.27’de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.28.’de Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.29.’da, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.30.’da verilmiştir.



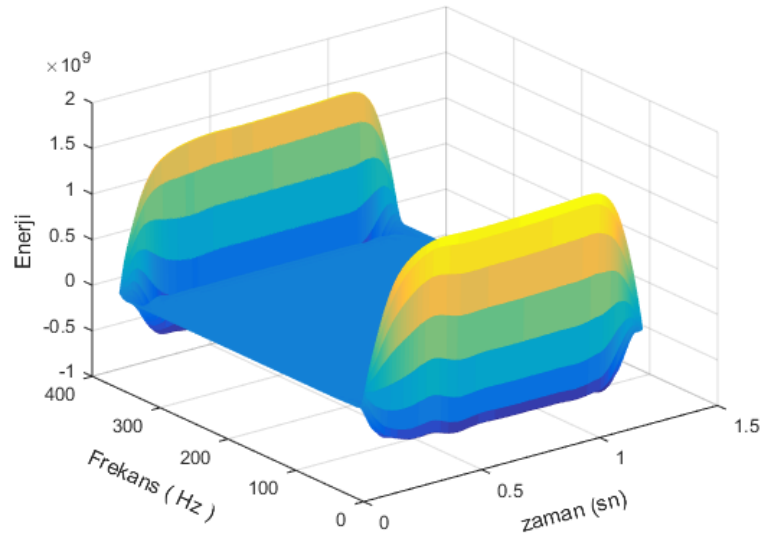
Şekil 3.25. Erken karıncık atımlı EKG kaydı



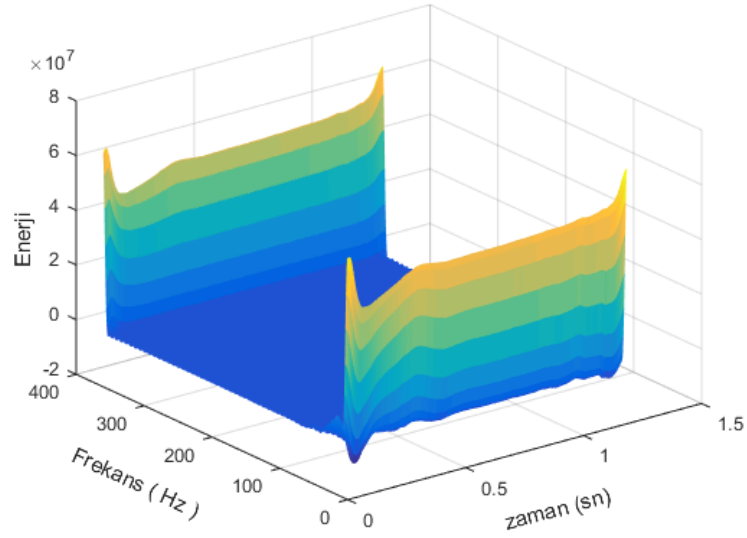
Şekil 3.26. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu



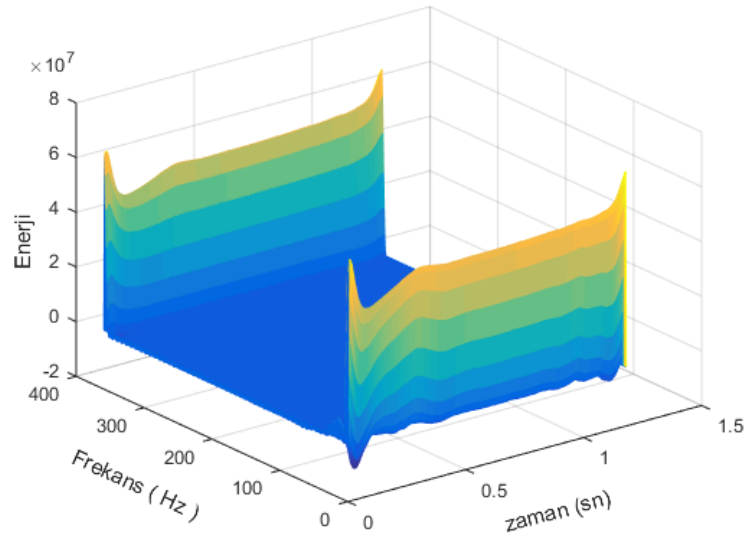
Şekil 3.27. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.28. R-R aralığında ZAMD ait zaman frekans spektrumu



Şekil 3.29. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrumu

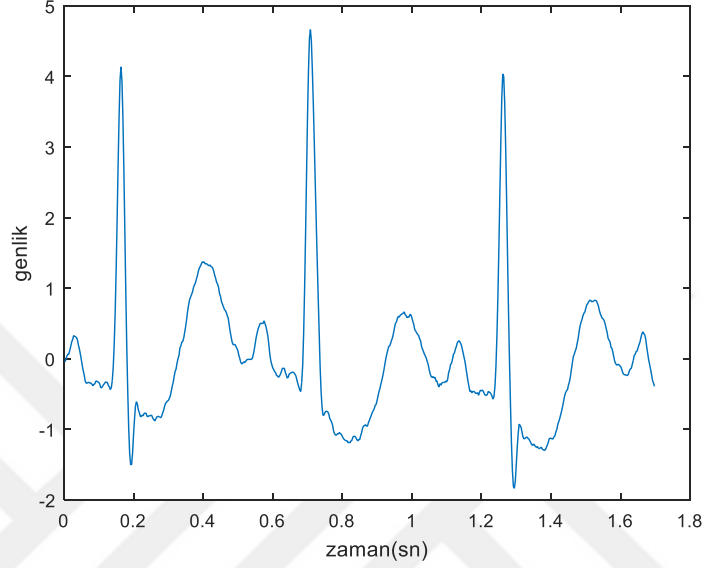


Şekil 3.30. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

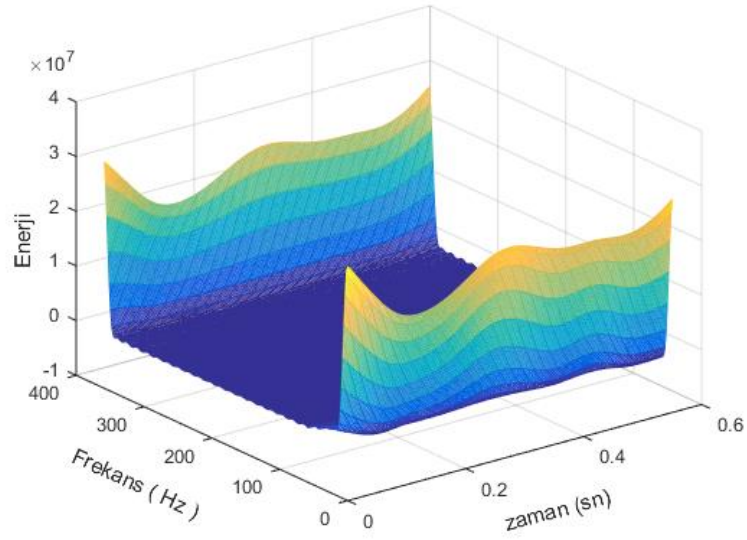
3.2.6. Normal ve Karıncık Atım Füzyonu RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde normal ve karıncık atım füzyonuna sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 213m.mat dosyasına ait normal ve karıncık atım füzyonu içeren EKG kaydı Şekil 3.31.' de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.32.'de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman

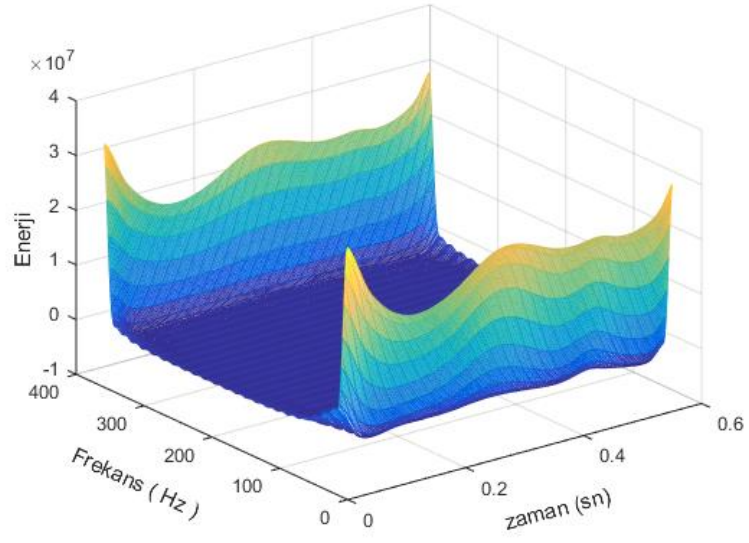
frekans spektrumu, Şekil 3.33'de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.34.'de Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.35.'de Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.36.'da verilmiştir.



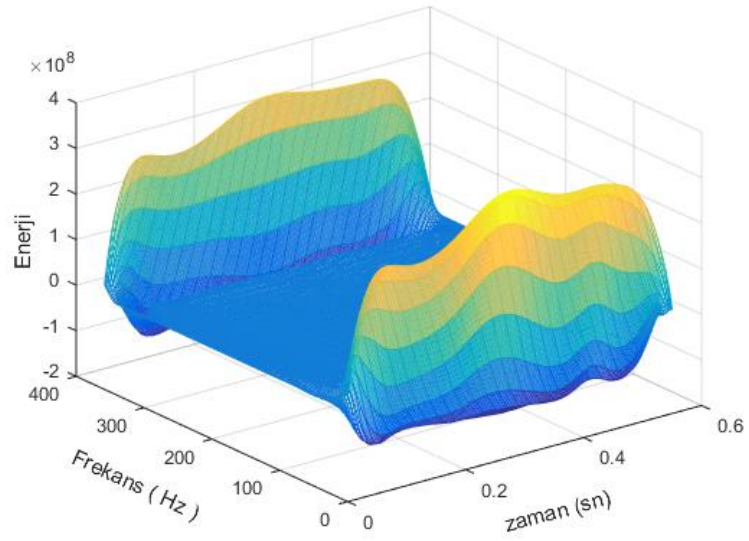
Şekil 3.31. Normal ve karıncık atım füzyonlu EKG kaydı



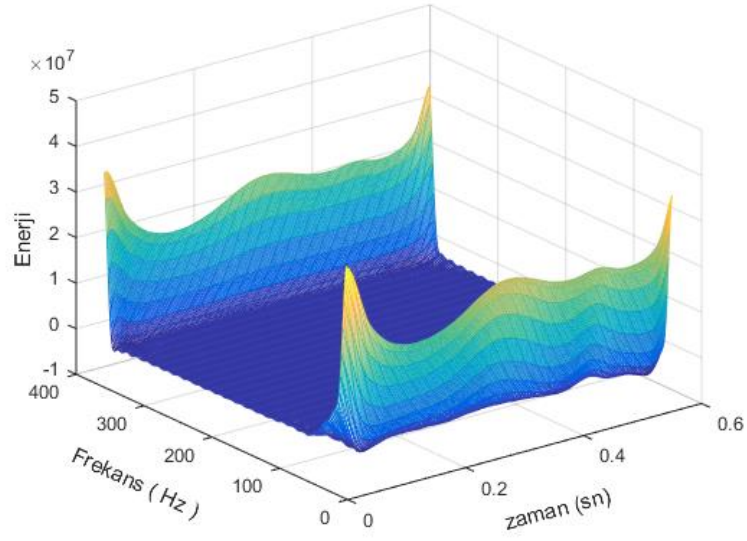
Şekil 3.32. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spektrumu



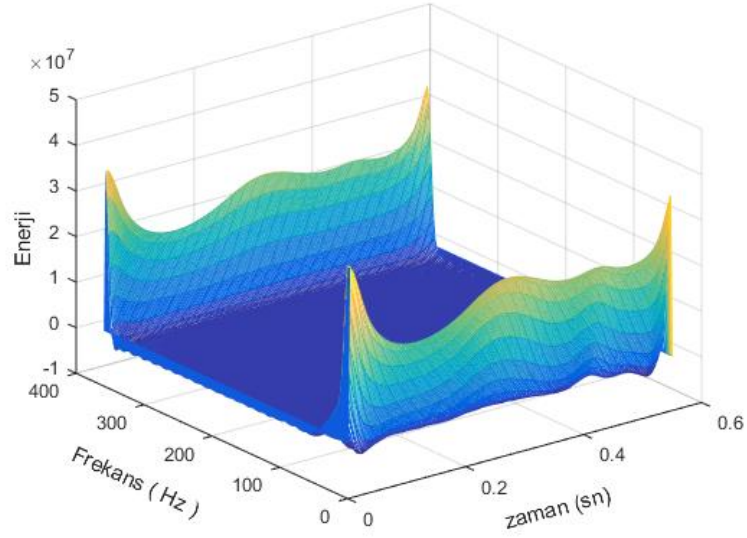
Şekil 3.33. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.34. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.35. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu

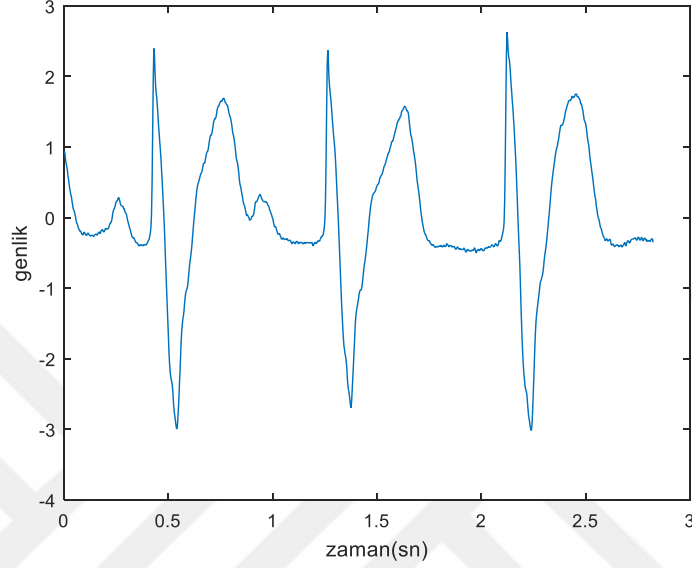


Şekil 3.36. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

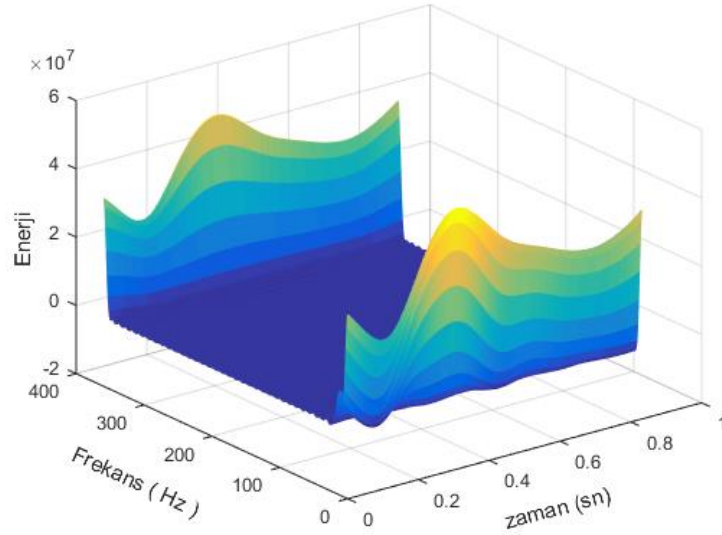
3.2.7. Yapay Vuru RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde yapay vuru atımına sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 107m.mat dosyasına ait yapay vuru atımı içeren EKG kaydı Şekil 3.37.'de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.38.'de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil

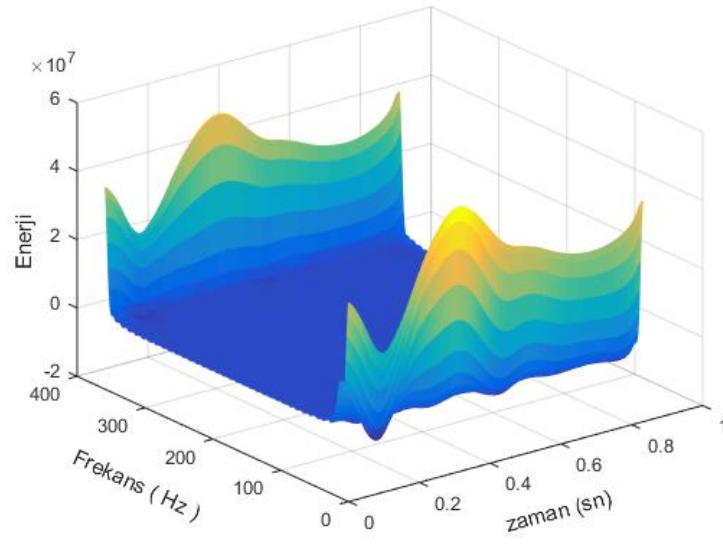
3.39.'da Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.40.'da Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu, Şekil 3.41.'de, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spekturumu ise Şekil 3.42.' de verilmiştir.



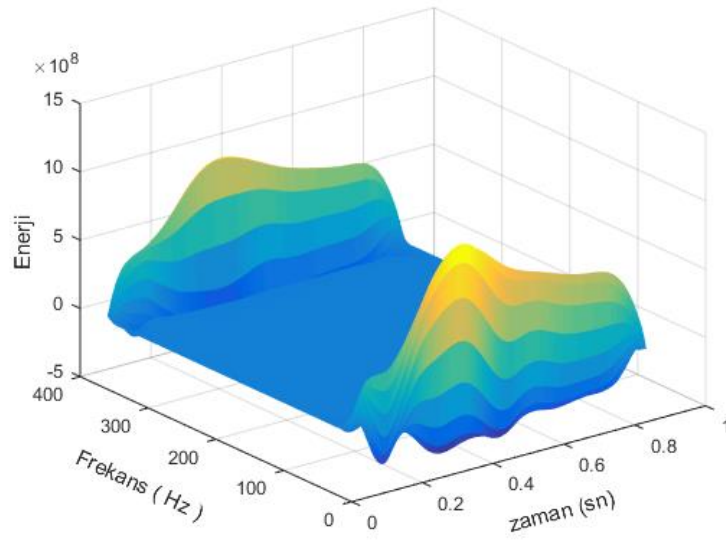
Şekil 3.37. Yapay vuru EKG kaydı



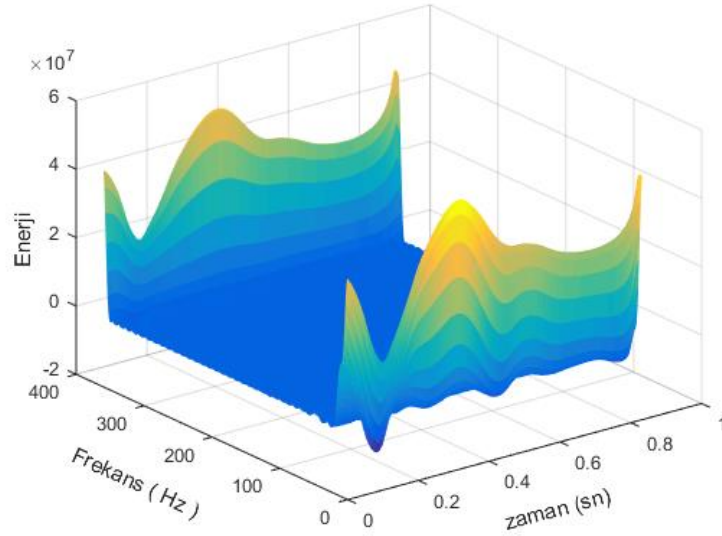
Şekil 3.38. R-R aralığında YSWVD ait zaman frekans spekturumu



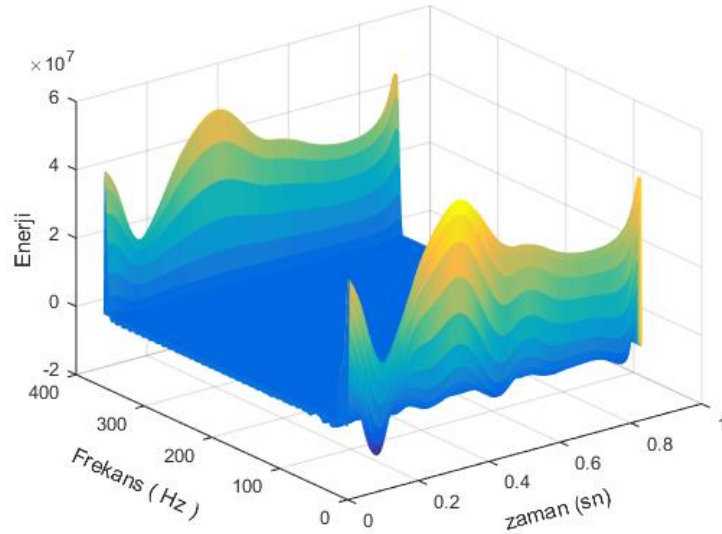
Şekil 3.39. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.40. R-R aralığında ZAMF zaman frekans spektrumu



Şekil 3.41. R-R aralığında BJD zaman frekans spektrumu

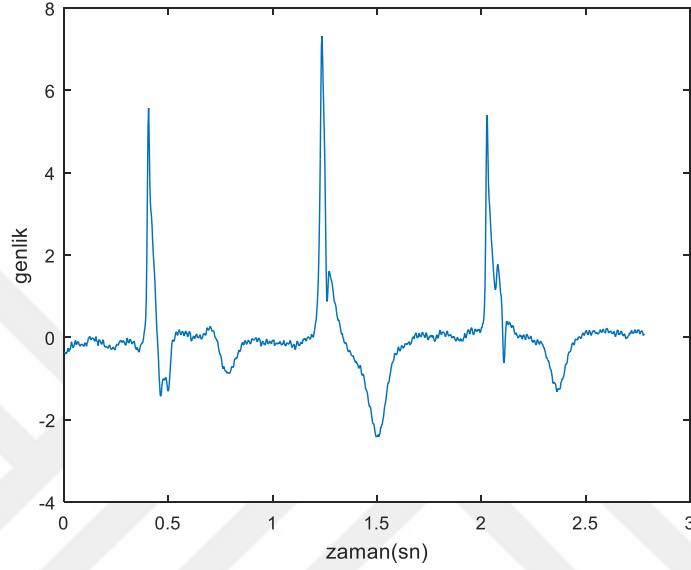


Şekil 3.42. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

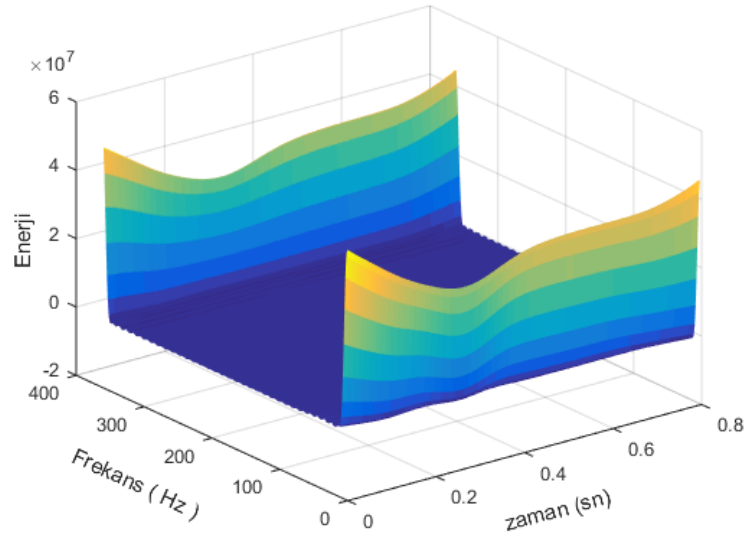
3.2.8. Yapay ve Normal Atım Füzyonu RR Aralığı Zaman-Frekans Spektrumu

Aşağıdaki grafiklerde yapay ve normal atım füzyonuna sahip olan bir kişiye ait EKG kaydı ve önerilen yöntemlerin zaman frekans spektrumları verilmiştir. MIT-BIH Aritmi veritabanından 217m.mat dosyasına ait yapay ve normal atım füzyonu içeren EKG kaydı Şekil 3.43.'de Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümüne (YSWVD) ait zaman

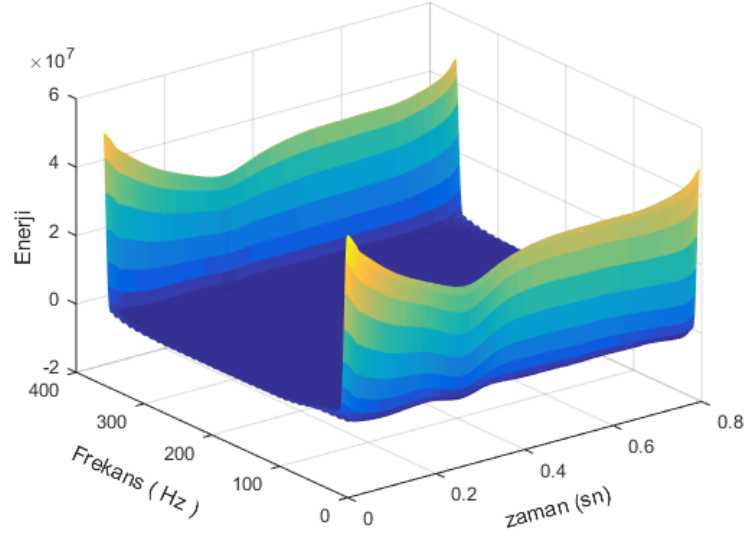
frekans spektrumu Şekil 3.44.'de Choi-Williams Dönüşümüne (CWD) ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.45.'de Zhao-Atlas-Mark dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu, Şekil 3.46.'da Born-Jordan Dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu Şekil 3.47.'de, Bessel dönüşümüne ait zaman frekans spektrumu ise Şekil 3.48.'de verilmiştir.



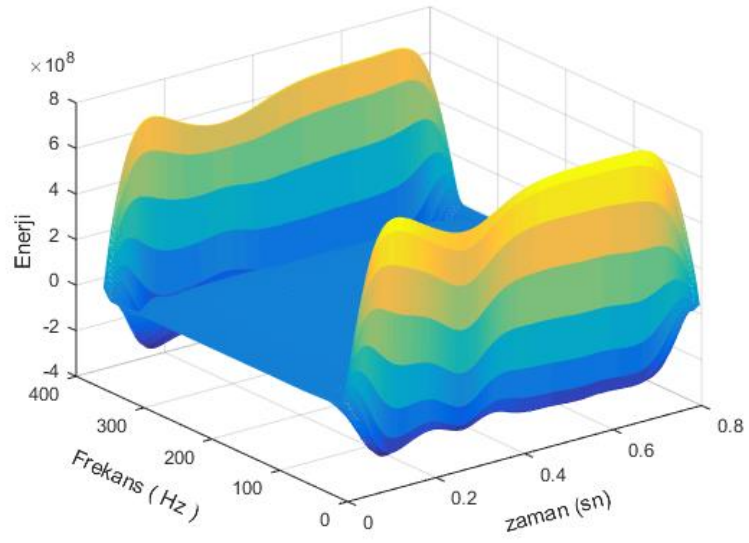
Şekil 3.43. Yapay ve normal atım füzyonu içeren EKG kaydı



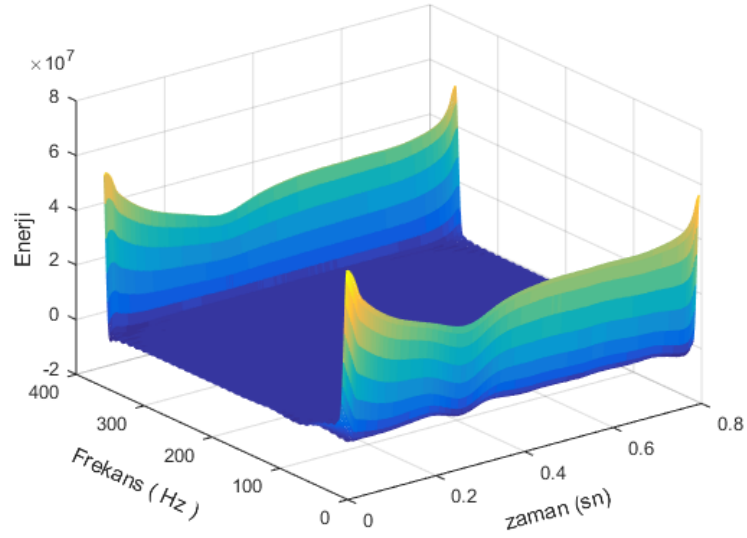
Şekil 3.44. R-R aralığında YSWVD zaman frekans spektrumu



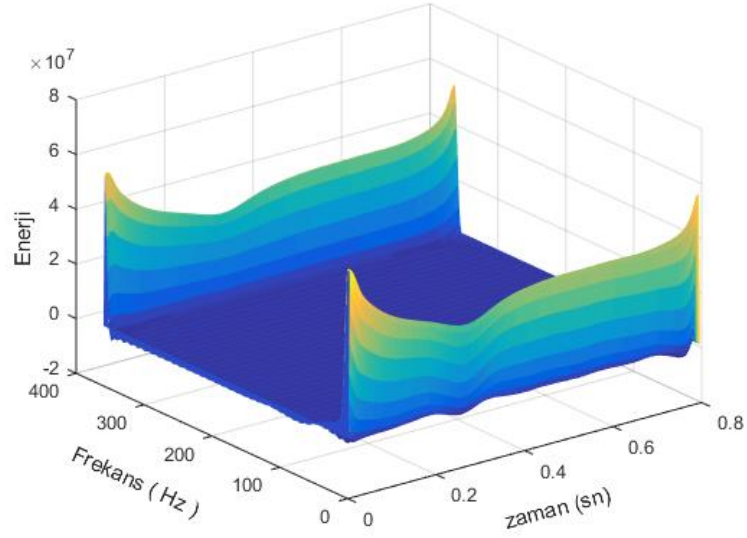
Şekil 3.45. R-R aralığında CWD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.46. R-R aralığında ZAMD zaman frekans spektrumu



Şekil 3.47. R-R aralığında BJD ait zaman frekans spektrumu



Şekil 3.48. R-R aralığında BD zaman frekans spektrumu

3.3. Aritmi Sınıflandırma

Bu çalışma bir önceki çalışma olan anormal atım tespiti çalışmasının geliştirilerek aritmili kalp atımlarının sınıflandırılması amaçlanmıştır. Burdaki amaç kişide herhangi bir kalp aritmisi varsa bu aritminin türünün belirlenmesidir. Bundan dolayı veritabanından alınan EKG kayıtları öncelikle sağlıklı ve aritmili EKG kayıtları olarak ayrılmıştır. Ayrılan bu EKG kayıtlarından sağlıklı olanlara 1 etiketi verilmiştir. Aritmili EKG kayıtlarına ise

2'den başlanarak 9 değerine kadar etiket değerleri verilmiştir. Böylelikle çalışma 9 sınıflı olacak şekilde etiketlenmiştir. Daha sonra her bir R-R aralığı normalizasyon işlemine tabi tutulan ekg sinyallerinin zaman-frekans dönüşümüne dayalı öznelikleri çıkarılmıştır. Öznelikleri çıkarılan EKG sinyallerinin birçok sınıflandırma yöntemi kullanılarak performans analizleri yapılmıştır. Bu çalışmada 5 farklı zaman-frekans dönüşümü yöntemi ve birçok sınıflandırıcı kullanarak EKG sinyallerindeki anormal atımların tespit edilmesi ve hangi yöntemde hangi sınıflandırıcı kullanarak sistemin en iyi performansı gösterdiğinin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışma geliştirilmekte olan Teletıp sisteminde bir parçası olabilecek şekilde gerçekleştirilmiştir.

3.3.1. Yumuşatılmış Sahte Wigner-Ville Dönüşümü (YSWVD) Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları

Bu çalışmada EKG aritmelerini sınıflandırmak için birçok zaman frekans dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Tablo 3.6.'da YSWVD yönteminde en iyi sonuç veren sınıflandırıcıya ait konfüzyon matrisi verilmiştir.

Tablo 3.6. YSWVD ait en iyi konfüzyon matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf								
		N	L	R	A	V	F	/	f	DA
Gerçek Sınıf	N	71548	481	272	161	654	53	51	82	83
	L	717	7201	7	1	86	3	2	1	1
	R	570	2	6225	201	66	1	14	2	11
	A	853	7	208	1335	28	0	1	1	20
	V	1237	86	57	26	5160	75	32	10	17
	F	314	6	5	2	68	383	1	0	2
	/	60	14	16	1	43	1	6828	15	0
	f	238	8	6	1	18	1	50	586	2
	DA	389	12	25	6	44	0	2	4	100

YSWVD yönteminde kullanılan bütün sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük, F skoru, pozitif prediktif değerleri ve negatif prediktif değerleri Tablo 3.7.'de sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.7.'de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgüllük, Fskor, pozitif prediktif değer ve negatif prediktif değerlerler sırasıyla %98.40, %70.20, %98.12, %74.92, %93.47, %98.95 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK

yönteminde; Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Bagged Tree yönteminde; Destek vektör Makineleri arasından Kübik DVM yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma analizi sınıflandırıcıları arasından ise LDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Ayrıca her artımi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için Bagged Tree sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için Kübik DVM yönteminde, sağ dal bloğu için Kübik DVM yönteminde, erken kulakçık atımlar için Bagged Tree yönteminde, erken karıncık atım için Kübik DVM’de, normal ve karıncık atım füzyonu için Kübik DVM’de, yapay vuru için Kübik DVM’de, yapay ve normal atım füzyonunda Kübik DVM’de ve diğer aritmiler için ise Kübik DVM’de olduğu görülmektedir.

Tablo 3.7. YSWVD yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test					
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	F Skor (%)	PPD (%)	NPD (%)
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri							
Weighted	92.1	98.19	66.47	97.93	71.34	86.48	98.49
N		93.56	97.21	85.19	95.46	93.78	92.99
L		98.01	90.88	98.63	87.92	85.14	99.21
R		98.34	86.42	99.25	88.07	89.79	98.97
A		98.58	55.85	99.65	65.72	79.84	98.90
V		97.34	71.04	99.21	77.96	96.37	97.97
F		99.39	36.49	99.89	48.59	72.70	99.50
/		99.51	98.18	99.61	96.57	95.00	99.86
f		99.51	54.07	99.94	67.17	88.65	99.58
DA		99.45	8.08	99.99	14.62	77.08	99.46
Medium	91.9	98.13	65.02	97.79	70.33	85.74	98.50
N		93.33	97.51	83.73	95.32	93.23	93.61
L		97.96	89.80	98.66	87.53	85.37	99.11
R		98.24	85.29	99.23	87.32	89.44	98.88
A		98.54	53.93	99.67	64.57	80.43	98.85
V		97.27	68.10	99.34	76.77	87.95	97.77
F		99.37	32.78	99.90	44.91	71.31	99.47
/		99.50	97.82	99.63	96.49	95.20	99.83
f		99.51	52.20	99.94	66.02	89.79	99.56
DA		99.44	7.73	99.99	14.08	78.95	99.46
Kosinüs	91.6	97.96	65.49	97.73	70.50	84.18	98.45
N		93.19	97.45	83.38	95.23	93.11	93.41
L		97.93	86.15	98.95	86.94	87.74	98.80
R		98.18	84.31	99.24	86.81	89.42	98.81
A		98.44	54.42	99.55	63.20	75.34	98.86
V		97.21	69.13	99.20	76.68	96.08	97.83
F		99.35	34.83	99.87	45.95	67.50	99.48
/		99.38	97.81	99.50	95.71	93.70	99.83
f		98.48	55.35	99.90	66.49	83.17	99.59
DA		99.45	9.97	99.98	17.50	71.60	99.47
Fine	91.0	97.92	70.20	98.0	71.43	73.22	98.0
N		92.82	94.86	88.07	94.86	94.87	88.04
L		97.78	90.65	98.41	86.80	83.27	99.17

Tablo 3.7.'nin devamı

R		98.11	87.35	98.93	86.83	86.31	99.03
A		98.13	56.22	99.19	59.71	63.67	98.89
V		96.97	75.43	98.51	76.86	78.33	98.25
F		99.20	46.99	99.66	48.45	50	99.58
/		99.53	98.02	99.65	96.77	95.56	99.85
f		99.49	64.40	99.82	70.22	77.21	99.67
DA		99.26	17.87	99.75	22.34	29.80	99.51
Kübik	91.0	97.97	63.12	97.59	68.47	84.12	98.37
N		92.76	97.30	82.28	94.93	92.68	92.97
L		97.73	88.65	98.54	86.26	83.99	99.00
R		98.05	83.59	99.16	85.96	88.48	98.75
A		98.47	51.28	99.66	62.32	79.42	98.77
V		97.04	65.58	99.28	74.67	86.68	97.59
F		99.32	28.04	99.89	39.64	67.59	99.43
/		99.44	97.33	99.60	96.12	94.94	99.80
f		99.47	49.12	99.93	63.14	88.34	99.53
DA		99.44	7.22	99.99	13.17	75.0	99.45
Coarse K-EYK	88.6	97.55	53.98	96.05	58.48	85.53	97.88
N		90.77	96.85	76.50	93.63	90.63	91.19
L		98.53	87.72	97.67	82.01	77.00	98.89
R		97.37	76.80	98.98	80.91	85.47	98.20
A		98.27	43.86	99.69	56.29	78.54	98.56
V		96.11	50.42	99.43	63.74	86.62	96.50
F		99.23	10.50	99.96	18.12	66.13	99.27
/		99.04	96.04	92.27	93.55	91.18	99.69
f		99.26	23.08	99.99	37.07	94.17	99.27
DA		99.39	0.52	100	1.03	100	99.39
Topluluk Sınıflandırıcıları							
Bagged Tree	92.6	98.40	63.33	97.58	70.76	91.95	98.95
N		94.29	99.40	79.57	95.35	91.61	98.34
L		98.56	84.19	99.81	90.32	97.42	98.64
R		98.57	83.12	99.74	89.14	96.10	98.73
A		98.67	52.47	99.83	65.86	88.45	98.82
V		97.52	69.01	99.54	78.63	91.37	97.85
F		99.43	32.91	99.95	47.42	84.82	99.47
/		99.62	96.73	99.84	97.30	97.88	99.75
f		99.48	46.37	99.97	61.83	92.75	99.51
DA		99.44	5.81	99.99	10.95	87.18	99.45
Alt uzay K-EYK	90.8	97.81	58.03	96.96	65.35	89.90	98.59
N		91.50	99.04	74.46	94.17	89.76	97.17
L		97.68	78.73	99.40	83.59	91.40	98.15
R		97.95	76.04	99.64	84.17	94.23	98.18
A		98.49	47.04	99.80	60.77	85.80	98.66
V		96.98	60.06	99.64	72.76	92.27	97.20
F		99.36	27.02	99.95	40.38	79.92	99.41
/		99.53	96.70	99.76	96.78	96.86	99.75
f		99.38	35.71	99.98	51.79	94.20	99.40
DA		99.41	1.89	99.99	3.70	84.62	99.41
Boosted Tree	69.4	93.85	11.11	88.89	9.05	86.65	94.75
N		86.65	100	0	81.41	86.65	NAN
L		90.15	0	100	0	NAN	90.15
R		91.19	0	100	0	NAN	91.19
A		96.77	0	100	0	NAN	96.77
V		91.63	0	100	0	NAN	91.63
F		98.95	0	100	0	NAN	98.95
/		91.32	0	100	0	NAN	91.32
f		98.78	0	100	0	NAN	98.78

Tablo 3.7.'nin devamı

DA		99.21	0	100	0	NAN	99.21
Destek Vektör Makineleri (DVM)							
Küçük	92.9	98.37	70.55	98.12	74.92	80.69	98.66
N		94.11	97.50	86.40	95.84	84.23	93.81
L		98.58	89.80	99.34	90.95	92.12	99.12
R		98.55	87.78	99.36	89.48	91.26	99.08
A		98.50	54.42	99.59	63.77	76.99	98.87
V		97.50	77.01	98.94	80.21	83.76	98.39
F		99.47	49.04	99.86	59.01	74.08	99.60
/		99.70	97.85	99.83	97.83	97.81	99.84
f		99.56	64.40	99.88	72.75	83.59	99.67
DA		99.38	17.18	99.86	24.45	42.37	99.52
Medium Gaussian	92.4	97.17	63.70	97.75	69.41	91.02	98.80
N		93.55	98.63	82.04	95.50	92.56	96.37
L		98.49	87.17	99.47	90.21	93.46	98.89
R		88.47	83.86	99.58	88.53	93.76	98.78
A		98.57	51.28	99.75	63.63	83.81	98.79
V		97.55	73.52	99.25	79.86	87.40	98.15
F		99.38	25.99	99.96	39.61	93.20	99.42
/		99.61	96.77	99.82	97.20	97.63	99.76
f		99.51	54.51	99.93	67.12	87.32	99.58
DA		99.42	1.55	99.99	3.04	90	99.42
Kuadratik	90.0	97.59	60.35	97.04	65.88	76.88	98.14
N		91.21	97.34	77.16	93.91	90.72	92.66
L		97.90	85.16	99.03	86.89	88.70	98.68
R		97.06	71.67	99.02	77.72	84.89	97.84
A		98.21	39.62	99.71	52.54	77.95	98.47
V		96.58	63.99	98.94	71.61	81.30	97.44
F		99.40	36.88	99.91	49.87	77.00	99.49
/		99.09	96.69	99.71	96.48	96.28	99.74
f		99.44	51.65	99.90	63.56	82.60	99.54
DA		99.39	0.17	99.99	0.34	12.50	99.40
Coarse Gaussian	83.9	96.11	40.18	94.69	45.05	85.11	97.23
N		85.41	98.07	56.06	90.38	83.80	92.61
L		95.89	66.06	98.69	73.37	82.51	96.88
R		94.98	43.49	99.16	56.55	80.84	95.58
A		97.66	16.84	99.88	27.78	79.42	97.77
V		94.92	37.46	99.30	51.12	80.42	95.42
F		99.14	0	100	0	NAN	99.14
/		98.55	91.22	99.16	90.63	90.05	99.27
f		99.08	8.46	99.99	15.59	98.72	99.08
DA		99.36	0	100	0	NAN	99.36
Fine Gaussian	83.1	95.96	37.61	94.06	45.47	93.47	97.74
N		83.32	99.93	46.78	89.17	80.51	99.65
L		96.60	61.40	99.96	75.91	99.37	96.45
R		95.83	45.98	99.95	62.74	98.73	95.72
A		97.67	15.04	99.96	25.77	89.78	97.70
V		94.67	26.51	99.90	41.48	95.33	94.65
F		99.20	9.48	99.98	17.03	84.09	99.21
/		97.97	73.60	99.99	84.77	99.92	97.85
f		99.05	6.59	100	12.37	100	99.05
DA		99.35	0	100	0	NAN	99.35
Doğrusal	77.4	93.82	28.21	92.23	30.14	75.04	95.79
N		78.34	98.08	33.42	86.29	77.02	88.44
L		93.49	39.96	98.82	52.66	77.20	94.29
R		92.12	0.75	99.96	1.48	58.89	92.16
A		92.13	0.49	99.99	0.97	66.67	97.13

Tablo 3.7.'nin devamı

V		93.31	19.43	99.35	30.51	70.95	93.78
F		99.07	0	100	0	NAN	99.07
/		97.66	88.00	98.52	86.10	84.27	98.92
f		98.98	7.14	99.99	13.23	90.28	98.99
DA		99.30	0	100	0	NAN	99.30
Karar Ağaçları Yöntemleri							
Kompleks Tree	81.6	95.44	38.92	94.13	43.71	76.72	96.16
N		83.36	95.92	53.66	89.01	83.04	84.75
L		94.32	52.54	98.29	61.64	74.55	95.61
R		94.35	50.85	97.98	58.07	67.68	95.99
A		97.67	17.69	99.87	28.89	78.77	97.73
V		93.92	38.22	98.26	47.62	63.16	95.33
F		99.11	0	100	0	NAN	99.11
/		97.81	81.91	99.17	85.46	89.33	98.47
f		99.07	13.19	99.97	22.66	80.54	99.10
DA		99.34	0	100	0	NAN	99.34
Medium Tree	76.50	94.02	32.52	92.84	33.80	62.55	94.21
N		79.45	92.34	47.42	86.50	81.35	71.36
L		91.68	57.43	95.06	55.37	53.46	95.76
R		91.87	25.68	97.61	33.49	48.15	93.82
A		97.25	12.31	99.74	23.26	62.12	97.48
V		92.32	31.97	97.25	28.63	48.79	94.59
F		99.05	0	100	0	NAN	99.05
/		96.41	72.96	98.51	76.96	81.42	97.60
f		98.90	0	100	0	NAN	98.90
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Simple tree	71.8	92.69	19.35	90.14	19.53	64.04	93.19
N		74.07	97.32	17.79	84.16	74.14	73.25
L		90.55	0	100	0	NAN	90.55
R		88.69	28.45	94.06	29.18	29.95	93.65
A		96.91	0	100	0	NAN	96.91
V		91.98	0	100	0	NAN	91.98
F		98.99	0	100	0	NAN	98.99
/		94.98	48.35	99.38	62.41	88.03	95.32
f		98.83	0	100	0	NAN	98.83
DA		99.25	0	100	0	NAN	99.25
Ayırma Analizi Yöntemleri							
LDA	65.5	90.29	36.18	90.82	32.37	33.69	90.68
N		69.98	76.66	51.36	78.99	81.47	44.09
L		88.44	49.72	92.82	46.65	43.93	94.22
R		86.03	28.20	91.57	26.09	24.27	93.01
A		95.29	20.59	97.88	21.65	25.16	97.26
V		89.41	20.36	95.90	24.83	31.81	92.79
F		95.11	30.47	95.81	11.72	7.25	99.23
/		92.64	74.35	94.51	65.19	58.04	97.30
f		96.58	24.95	97.50	15.54	11.29	99.03
DA		99.16	0.34	99.99	0.68	20.0	99.18
QDA	61.2	88.69	46.08	91.04	35.30	32.79	90.76
N		65.94	64.89	68.96	73.84	85.66	40.74
L		86.21	84.47	86.42	56.46	42.40	97.92
R		86.83	32.90	92.44	32.01	31.17	92.98
A		92.60	22.10	95.14	17.19	14.06	97.13
V		87.65	29.45	93.40	30.01	30.60	93.06
F		92.22	60.31	92.58	14.60	8.31	99.52
/		93.76	74.89	95.86	70.63	66.82	97.17
f		94.95	38.35	95.71	16.73	10.70	99.14
K		98.06	7.39	98.86	6.25	5.42	99.18

3.3.2. Choi-Williams Dönüşümü (CWD) Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları

Bu bölümde kalp aritmilerini sınıflandırmak için Choi-Williams dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Tablo 3.8.'de CWD yönteminde en iyi sonuç veren sınıflandırıcıya ait konfüzyon matrisi verilmiştir.

Tablo 3.8. CWD ait en iyi konfüzyon matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf								
		N	L	R	A	V	F	/	f	DA
Gerçek Sınıf	N	71866	640	147	98	395	60	130	32	17
	L	461	7474	7	4	45	13	13	0	2
	R	304	21	6505	192	38	2	26	4	0
	A	715	8	113	1535	34	2	20	1	25
	V	1457	208	99	15	4714	57	141	6	3
	F	391	10	7	0	46	316	11	0	0
	/	108	18	30	4	23	1	6784	10	0
	f	274	33	21	0	26	4	100	452	0
	DA	364	13	30	14	46	0	1	1	113

CWD yönteminde kullanılan bütün sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgülük, F skoru, pozitif prediktif değerleri ve negatif prediktif değerleri Tablo 3.9.'da sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.9.'da görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgülük, Fskor, pozitif prediktif değer ve negatif prediktif değerler sırasıyla %98.59, %72.32, %98.30, %74.91, %93.64, %99.01 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde; Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Alt uzay K-EYK yönteminde; Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Kübic DVM yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Ayrıca her aritmi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sağ dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken kulakçık atımlar için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken karıncık atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, normal ve karıncık atım füzyonu için Weighted K-EYK

sınıflandırıcısında, yapay vuru için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay ve normal atım füzyonunda Weighted K-EYK sınıflandırıcısında ve diğer aritmiler için ise Weighted K-EYK sınıflandırıcısında olduğu görülmektedir.

Tablo 3.9. CWD yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test					
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	F Skor (%)	PPD (%)	NPD (%)
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri							
Weighted K-EYK	93.2	98.46	69.17	98.11	74.44	85.60	98.78
N		94.69	97.93	87.26	96.25	94.64	94.84
L		98.52	93.20	98.98	90.90	88.71	99.41
R		98.97	91.72	99.51	92.59	93.48	99.37
A		98.77	62.58	99.67	71.15	82.44	99.07
V		97.42	70.36	99.32	78.13	87.83	97.95
F		99.40	40.46	98.86	51.13	69.45	99.53
/		99.37	97.22	99.53	95.52	93.88	99.79
f		99.49	49.67	99.95	63.84	89.33	99.54
K		99.49	19.42	99.95	30.46	70.63	99.53
Medium K-EYK	92.9	98.39	66.90	98.10	73.08	86.09	98.78
N		94.45	93.13	85.99	96.10	94.15	95.25
L		98.49	92.59	99.00	90.71	88.90	99.35
R		98.89	91.19	99.48	92.07	92.97	99.36
A		98.73	60.33	99.69	69.88	83.00	99.02
V		97.32	67.55	99.41	76.77	88.90	97.76
F		99.38	37.00	99.87	48.05	68.48	99.51
/		99.36	96.93	99.54	95.45	99.00	99.77
f		99.45	45.49	99.95	60.13	88.65	99.50
DA		99.48	17.87	99.96	28.53	70.75	99.52
Fine K-EYK	92.4	98.25	72.32	98.30	73.80	75.74	98.37
N		94.15	96.05	89.76	95.83	95.61	90.72
L		98.43	93.29	98.87	90.44	87.76	99.41
R		98.84	92.24	99.34	91.86	91.48	99.41
A		98.32	61.88	99.24	64.31	66.93	99.05
V		97.12	74.19	98.73	77.21	80.49	98.19
F		99.23	47.89	99.63	49.24	50.68	99.59
/		99.40	97.11	99.57	95.76	94.44	99.78
f		99.45	59.67	99.81	66.34	74.69	99.63
DA		99.33	28.52	99.74	33.17	39.61	99.58
Cosine K-EYK	92.5	98.31	66.34	97.91	72.26	85.21	98.77
N		94.07	98.40	84.14	95.86	94.44	95.81
L		98.49	89.50	99.26	90.40	91.32	99.09
R		98.76	89.48	99.47	91.09	92.75	99.20
A		98.69	59.72	99.66	68.99	81.66	98.99
V		97.18	65.52	99.40	75.33	88.55	97.62
F		99.37	37.00	99.86	47.97	68.16	99.50
/		99.29	96.06	99.54	95.00	93.97	99.70
f		99.44	45.27	99.93	59.50	86.37	99.50
DA		99.47	16.15	99.96	26.22	69.63	99.51
Kübik K-EYK	92.50	98.30	65.83	97.99	71.32	84.33	97.70
N		94.15	98.02	85.21	95.89	93.85	94.93
L		98.38	91.94	98.94	90.04	88.20	90.30

Tablo 3.9.'un devamı

R		98.81	90.55	99.44	91.48	92.43	99.28
A		98.68	59.15	99.67	68.70	81.93	98.98
V		97.20	65.99	99.40	75.61	88.53	97.65
F		99.35	33.93	99.87	44.95	66.58	99.48
/		99.30	96.78	99.49	95.11	93.49	99.76
f		99.41	41.65	99.94	56.40	87.33	99.46
DA		99.46	14.43	99.96	23.73	66.67	99.50
Coarse K-EYK	90.0	97.68	55.43	97.20	59.46	82.99	98.24
N		92.12	97.62	79.20	94.56	91.68	93.40
L		97.66	89.89	98.35	86.18	82.77	99.10
R		98.18	84.95	99.21	87.09	89.34	98.83
A		98.46	50.71	99.69	62.26	80.62	98.74
V		96.13	50	99.43	63.30	86.23	96.52
F		99.24	11.78	99.95	20.02	66.67	99.29
/		98.77	95.36	99.03	91.73	88.37	99.64
f		99.19	18.57	99.95	30.02	78.27	99.24
DA		99.40	0	100	0	NAN	99.40
Topluluk Sınıflandırıcıları							
Alt uzay K-EYK	93.1	98.39	64.43	97.88	71.11	88.75	98.97
N		94.18	99.14	82.88	95.95	92.95	97.70
L		98.80	90.30	99.54	92.32	94.44	99.16
R		98.88	88.64	99.66	91.79	95.18	99.14
A		98.72	56.30	99.79	68.16	86.37	98.92
V		97.37	65.22	99.62	76.45	92.35	97.61
F		99.42	35.47	99.93	49.03	79.37	99.49
/		99.35	97.00	99.52	95.40	93.84	99.78
f		99.39	37.69	99.96	53.05	89.56	99.43
DA		99.44	10.14	99.98	17.85	74.68	99.48
Bagged Tree	93.0	98.36	62.27	97.72	69.20	92.80	99.01
N		93.76	99.43	80.97	95.66	92.17	98.44
L		98.82	88.45	99.72	92.29	96.48	99.00
R		98.98	88.48	99.78	92.48	95.87	99.13
A		98.69	53.12	99.83	66.46	88.76	98.84
V		97.34	65.46	99.58	76.36	91.62	97.62
F		99.40	28.17	99.96	42.18	83.97	99.44
/		99.45	96.33	99.69	96.09	95.85	99.72
f		99.40	36.37	99.98	52.46	94.03	99.42
DA		99.44	4.64	99.99	8.82	96.43	99.44
Boosted Tree	78.6	94.64	28.77	92.58	30.21	77.75	96.13
N		79.72	98.29	36.87	87.11	78.22	90.33
L		94.00	46.94	98.65	58.46	77.48	94.96
R		94.09	29.64	99.67	44.41	88.51	94.25
A		97.16	0	100	0	NAN	97.16
V		92.61	0.37	99.98	0.74	65.79	92.63
F		99.08	0	100	0	NAN	99.08
/		96.86	83.69	98.02	81.13	78.73	98.56
f		98.93	0	100	0	NAN	98.93
DA		99.31	0	100	0	NAN	99.31
Destek Vektör Makineleri (DVM)							
Doğrusal	75.9	93.92	25.43	91.73	25.10	68.91	95.05
N		77.10	97.43	30.20	85.58	76.30	83.61
L		93.54	52.50	97.72	60.03	70.08	95.28
R		91.99	0.06	99.97	0.11	14.81	91.96
A		97.06	0	100	0	NAN	97.06
V		92.38	0.21	99.99	0.42	87.50	92.38
F		99.05	0	100	0	NAN	99.05
/		96.00	76.84	97.73	76.06	75.30	97.91

Tablo 3.9.'un devamı

f		98.91	1.87	99.99	3.66	89.47	98.91
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Kuadratik	90.8	97.84	57.41	97.25	61.59	78.28	98.39
N		92.02	97.93	78.48	94.47	91.25	94.30
L		98.31	87.34	99.28	89.34	91.42	98.88
R		98.29	84.67	99.35	87.70	90.96	98.82
A		98.38	47.13	99.69	59.15	79.40	98.66
V		96.28	58.58	98.97	67.70	80.17	97.11
F		99.20	1.54	99.99	2.99	52.17	99.21
/		99.27	95.13	99.59	94.92	94.72	99.63
f		99.38	43.85	99.91	57.04	81.60	99.47
DA		99.40	0.52	99.99	1.02	42.86	99.41
Kübik	93.4	98.59	69.70	98.17	74.91	83.58	98.85
N		94.59	98.25	86.26	96.19	94.22	95.57
L		98.93	91.98	99.53	93.17	94.38	99.31
R		98.99	91.55	99.56	92.74	93.97	99.36
A		98.63	58.38	99.63	67.45	79.87	98.97
V		98.29	71.10	99.11	77.38	84.88	98.00
F		99.41	35.98	99.90	48.49	74.34	99.50
/		99.52	96.23	99.76	96.51	96.80	99.72
f		99.52	59.12	99.89	68.89	82.51	99.63
DA		99.43	24.74	99.86	33.37	51.25	99.56
Fine Gaussian	88.4	97.36	45.49	96.10	60.28	93.64	98.49
N		89.23	99.74	65.81	92.75	86.68	99.12
L		97.76	73.68	99.93	84.47	98.96	97.68
R		97.47	67.26	99.84	79.49	97.15	97.49
A		98.38	40.56	99.89	56.02	90.54	98.47
V		96.40	53.13	99.56	66.75	89.76	96.67
F		99.34	22.92	99.97	36.31	87.32	99.37
/		99.01	87.23	99.94	92.79	99.10	99.00
f		99.19	14.84	99.99	25.74	97.12	99.19
DA		99.42	4.30	99.99	8.22	96.15	99.42
Medium Gaussian	92.1	98.14	58.47	96.43	66.05	88.47	98.73
N		93.07	98.72	80.24	95.19	91.91	96.49
L		98.57	88.69	99.44	90.91	93.24	99.02
R		98.87	88.59	99.66	91.78	95.21	99.13
A		98.59	53.64	99.73	65.21	83.13	98.84
V		96.82	62.54	99.24	72.19	85.37	97.40
F		99.22	1.5365	99.99	3.011	75	99.22
/		99.32	95.16	99.64	95.19	95.22	99.63
f		99.37	36.15	89.96	51.53	89.65	99.41
K		99.42	1.20	99.99	2.37	87.50	99.42
Coarse Gaussian	82.8	95.87	37.17	94.41	39.60	84.43	97.14
N		85.32	98.24	54.47	90.42	83.75	92.86
L		96.21	71.33	98.58	76.57	82.65	97.31
R		95.41	51.58	99.03	63.13	81.36	96.12
A		97.46	7.26	99.96	13.33	82.03	97.50
V		93.74	14.31	99.79	24.45	83.76	93.87
F		99.13	0	100	0	NAN	99.13
/		97.17	88.85	97.86	82.76	77.45	99.07
f		99.0	2.97	100	5.76	100	99.02
DA		99.35	0	100	0	NAN	99.35
Karar Ağaçları Yöntemleri							
Simple tree	71.0	92.30	21.04	90.30	19.17	58.73	91.89
N		73.12	93.74	23.01	83.17	74.74	60.21
L		91.09	26.31	98.00	36.29	58.45	92.57
R		91.44	0	100	0	NAN	91.44

Tablo 3.9.'un devamı

A		96.86	0	100	0	NAN	96.86
V		91.87	0	100	0	NAN	91.87
F		98.98	0	100	0	NAN	98.97
/		89.86	69.35	91.71	53.09	43.00	97.07
f		98.81	0	100	0	NAN	98.81
K		99.24	0	100	0	NAN	99.24
Medium tree	76.6	94.01	27.56	92.14	27.22	72.48	94.89
N		79.42	96.31	37.52	86.96	79.27	80.41
L		93.81	46.95	98.56	58.26	76.76	94.83
R		93.32	22.80	99.53	35.60	81.13	93.61
A		97.09	0	100	0	NAN	97.09
V		92.43	0	100	0	NAN	92.43
F		99.05	0	100	0	NAN	99.05
/		92.76	81.94	93.69	64.19	52.76	98.37
f		98.90	0	100	0	NAN	98.90
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Kompleks tree	82.4	95.67	37.41	94.27	40.84	74.23	96.72
N		84.56	97.40	53.90	89.89	83.47	89.65
L		95.32	54.37	99.22	66.88	86.87	95.81
R		95.06	63.35	97.69	66.26	69.45	96.98
A		97.45	12.39	99.83	20.90	66.67	97.61
V		93.63	23.99	98.98	34.93	64.25	94.43
F		99.12	0	100	0	NAN	99.12
/		97.53	82.66	98.78	83.81	84.99	98.55
f		98.99	2.53	99.99	4.86	63.89	99.00
DA		99.34	0	100	0	NAN	99.34
Ayırma Analizi Yöntemleri							
LDA	55.8	86.74	28.66	88.48	22.99	25.34	88.34
N		61.57	66.39	49.60	72.34	79.47	30.81
L		81.09	19.17	88.66	18.09	17.12	89.98
R		83.34	23.41	89.93	21.77	20.35	91.44
A		95.91	5.22	99.63	9.13	36.36	96.24
V		86.18	20.34	93.22	22.16	24.33	91.62
F		94.63	35.47	95.38	14.06	8.77	99.16
/		81.22	86.03	80.71	46.51	31.87	98.22
f		97.78	1.43	99.24	1.89	2.77	98.52
DA		98.97	0.52	99.93	0.96	6.98	99.03
QDA	55.1	86.21	39.96	89.39	29.91	29.80	89.53
N		60.57	58.01	68.53	69.00	85.13	34.44
L		80.73	71.67	81.86	45.05	32.85	95.89
R		88.76	28.70	95.97	35.36	46.07	91.81
A		94.56	11.26	97.99	14.04	18.67	96.41
V		83.66	17.67	90.62	17.11	16.58	91.26
F		86.41	55.95	86.78	8.65	4.69	99.41
/		85.92	90.63	85.38	56.77	41.33	98.77
f		97.67	11.32	98.99	12.82	14.78	98.64
DA		97.59	14.43	98.40	10.37	8.09	99.16

3.3.3. Zhao-Atlas-Mark Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları

Bu bölümde kalp aritmilerini sınıflandırmak için Zhao-Atlas Mark dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Tablo 3.10.'da Zhao-Atlas Mark dönüşümü yönteminde en iyi sonuç veren sınıflandırıcıya ait konfüzyon matrisi verilmiştir.

Tablo 3.10. Zhao-Atlas Mark dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf								
		N	L	R	A	V	F	/	f	DA
Gerçek Sınıf	N	71940	538	187	81	385	44	180	29	1
	L	320	7615	18	3	45	5	12	1	0
	R	315	16	6518	173	39	2	25	1	3
	A	705	8	119	1582	33	3	2	0	1
	V	1058	162	91	20	5136	52	164	8	9
	F	313	7	1	1	52	406	0	1	0
	/	58	9	37	0	25	0	6845	4	0
	f	294	11	11	8	24	1	79	482	0
	DA	389	15	20	9	51	0	4	0	94

Zhao-Atlas Mark yönteminde kullanılan bütün sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük, F skoru, pozitif prediktif değerleri ve negatif prediktif değerleri Tablo 3.11.'de sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.11.'de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgüllük, F skor, pozitif prediktif değer ve negatif prediktif değerler sırasıyla %98.67, %75.10 %98.50, %77.60, %95.49 ve %99.06 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde; Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Alt Uzay K-EYK yönteminde; Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Kübik DVM yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Ayrıca her aritmi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sağ dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken kulakçık atımlar için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken karıncık atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, normal ve karıncık atım füzyonu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay vuru için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay ve normal

atım füzyonunda Weighted K-EYK sınıflandırıcısında ve diğer aritmler için ise Weighted K-EYK sınıflandırıcısında olduğu görülmektedir.

Tablo 3.11. Zhao-Atlas Mark yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test					
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	F Skor (%)	PPD (%)	NPD (%)
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri							
Weighted K-EYK	94.0	98.56	71.69	98.48	76.71	89.31	98.91
N		95.36	98.03	89.26	96.71	95.42	95.20
L		98.06	94.96	99.18	92.87	90.86	99.57
R		98.96	91.91	99.49	92.49	93.08	99.39
A		98.85	64.49	99.70	73.07	84.28	99.13
V		97.84	76.66	99.32	82.24	88.70	98.39
F		99.52	51.98	99.89	62.75	79.14	99.63
/		99.41	98.09	99.51	95.81	93.63	99.82
f		99.53	52.97	99.96	67.13	91.64	99.57
DA		99.50	16.15	99.99	27.28	87.04	99.52
Medium K-EYK	93.8	98.60	70.12	98.38	75.99	89.08	98.91
N		95.19	98.20	88.29	96.30	95.05	95.55
L		98.84	94.54	99.20	97.76	91.05	99.53
R		98.90	91.70	99.45	92.12	92.56	99.38
A		98.84	62.74	99.73	72.33	85.41	99.08
V		97.75	74.55	99.36	81.18	89.10	98.24
F		99.49	47.76	99.89	59.21	77.87	99.59
/		99.39	97.51	99.53	95.65	93.86	99.81
f		99.50	49.34	99.96	64.14	91.63	99.54
DA		99.49	14.78	99.99	25.18	85.15	99.51
Fine K-EYK	93.0	98.42	75.10	98.50	76.25	77.79	98.50
N		94.64	96.16	91.27	96.19	96.21	91.16
L		98.66	94.75	99.00	91.85	89.12	99.54
R		98.76	91.98	99.27	91.26	90.56	99.39
A		98.42	64.49	99.26	66.41	68.46	99.12
V		97.58	79.16	98.87	81.10	83.13	98.54
F		99.43	60.44	99.74	62.43	64.57	99.69
/		99.44	97.72	99.57	96.08	94.49	99.83
f		99.48	64.40	99.80	69.27	74.94	99.67
DA		99.33	26.80	99.75	31.64	38.61	99.57
Cosine K-EYK	93.5	98.54	69.88	98.25	75.31	87.29	98.93
N		94.96	98.49	86.88	96.45	94.50	96.17
L		98.84	91.76	99.45	92.59	93.43	99.29
R		98.83	89.97	99.50	91.51	93.10	99.25
A		98.74	62.58	99.64	70.67	81.17	99.08
V		97.65	72.54	99.40	80.11	89.44	98.11
F		99.46	48.40	99.86	58.24	73.11	99.60
/		99.41	97.29	99.57	95.82	94.35	99.80
f		99.50	51.10	99.94	64.67	88.07	99.56
DA		99.49	16.83	99.97	27.72	78.40	99.52
Kübik K-EYK	93.3	98.49	69.22	98.27	74.53	87.65	98.83
N		94.90	98.05	87.66	96.40	94.81	95.13

Tablo 3.11.'in devamı

L		98.71	94.01	99.11	92.02	90.10	99.48
R		98.75	90.38	99.38	91.01	91.64	99.28
A		98.77	61.35	99.70	70.69	83.38	99.0
V		97.56	72.31	99.32	79.47	88.20	98.09
F		99.49	47.12	99.90	58.88	78.46	99.59
/		99.30	97.18	99.46	95.05	93.02	99.79
f		99.49	48.35	99.96	63.13	90.91	99.53
DA		99.48	14.26	99.98	24.13	78.30	99.50
Coarse K-EYK	91.2	97.97	59.46	97.65	63.69	87.41	98.41
N		93.26	97.54	83.22	95.30	93.16	93.51
L		98.25	93.03	98.71	89.58	86.38	99.39
R		98.26	86.04	99.20	87.58	89.17	98.93
A		98.56	56.87	99.62	66.16	79.08	98.91
V		96.53	58.97	99.20	69.27	83.94	97.15
F		99.33	22.02	99.95	34.40	78.54	99.38
/		98.86	96.82	99.01	92.29	88.16	99.76
f		99.25	22.31	99.97	35.61	88.26	99.28
DA		99.42	1.55	100	3.05	100	99.42
Topluluk Sınıflandırıcıları							
Bagged Tree	93.0	98.43	64.86	97.80	72.56	94.96	99.05
N		93.92	99.48	81.43	95.77	92.34	98.59
L		98.84	87.25	99.84	92.27	97.90	98.91
R		98.70	84.79	99.75	90.17	96.29	98.86
A		98.83	56.54	99.88	70.14	92.34	98.93
V		97.60	71.12	99.46	79.59	90.20	98.00
F		99.53	44.17	99.97	59.53	91.27	99.56
/		99.62	96.69	99.84	97.24	97.80	99.75
f		99.38	33.19	99.99	49.39	96.49	99.39
DA		99.48	10.48	100	18.97	100	99.48
Alt uzay K-EYK	93.3	98.49	66.34	97.94	73.72	93.91	99.06
N		94.31	99.32	83	96.03	92.94	98.19
L		99.00	90.83	99.71	93.52	96.37	99.21
R		98.72	85.31	99.73	90.35	96.03	98.90
A		98.77	57.93	99.79	69.59	88.12	98.96
V		97.65	69.58	99.62	79.54	92.81	97.91
F		99.52	45.97	99.94	60.03	96.51	99.58
/		99.55	97.78	99.68	96.80	95.84	99.83
f		99.42	37.25	99.99	53.85	97.18	99.43
DA		99.49	13.06	99.99	23.79	89.41	99.50
Boosted Tree	77.7	94.28	26.22	91.94	27.66	78.59	96.30
N		78.61	99.20	30.72	86.64	76.91	94.30
L		92.08	12.61	99.89	22.17	91.91	92.08
R		94.08	33.86	99.35	48.07	82.88	94.47
A		97.11	0	100	0	NAN	97.11
V		92.68	6.39	99.71	11.61	63.98	92.90
F		99.06	0	100	0	NAN	99.06
/		96.67	83.91	97.81	80.47	77.29	98.56
f		98.91	0	100	0	NAN	98.91
DA		99.30	0	100	0	NAN	99.30
Destek Vektör Makineleri (DVM)							
Doğrusal	75.8	93.89	24.94	91.51	24.83	74.74	95.52
N		76.60	98.52	26.66	85.41	75.38	88.79
L		91.01	0.42	99.99	0.84	80.95	91.01
R		91.95	0.58	99.97	1.15	61.19	91.98

Tablo 3.11.'in devamı

A		97.08	0.90	99.99	1.77	78.57	97.08
V		93.79	36.06	98.65	47.43	69.27	94.82
F		99.05	1.02	100	2.03	100	99.05
/		97.35	86.87	98.32	84.65	82.54	98.79
f		98.89	0.11	99.99	0.22	50	98.89
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Kuadratik	92.0	98.13	63.03	97.71	68.30	86.93	98.56
N		93.20	97.85	82.59	95.25	92.78	94.37
L		98.44	88.78	99.29	90.17	91.60	99.02
R		98.23	84.02	99.31	87.03	90.26	98.79
A		98.50	51.32	99.69	62.76	80.76	98.78
V		96.98	70.24	98.88	75.49	81.59	97.91
F		99.42	33.93	99.94	48.14	82.81	99.48
/		99.55	97.18	99.74	96.86	96.54	99.79
f		99.41	43.30	99.93	57.60	86.03	99.48
DA		99.41	0.69	99.99	1.36	80	99.42
Kübik	94.1	98.67	73.01	98.45	77.60	85.72	98.95
N		95.24	98.17	88.59	96.62	95.12	95.54
L		99.08	93.37	99.57	94.14	94.93	99.43
R		98.97	91.68	99.51	92.51	93.35	99.38
A		98.73	59.03	99.71	69.07	83.22	98.99
V		97.79	79	99.10	82.29	85.87	98.55
F		99.55	56.72	99.89	66.22	79.53	99.66
/		99.71	97.85	99.85	97.89	97.92	99.84
f		99.54	62.20	99.88	70.79	82.15	99.66
DA		99.46	19.07	99.92	28.87	59.36	99.53
Fine Gaussian	86.4	96.89	45.95	95.38	54.32	95.49	98.26
N		87.17	99.86	59.04	91.48	84.39	99.49
L		97.50	70.59	99.98	82.66	99.70	97.37
R		96.61	55.50	99.89	70.75	97.57	96.57
A		98.24	34.24	99.94	50.24	94.28	98.28
V		96.05	47.67	99.65	62.57	91.02	96.24
F		99.29	16.65	99.99	28.23	92.86	99.30
/		98.66	82.23	99.97	90.07	99.57	98.60
f		99.04	1.10	100	2.17	100	99.04
K		99.41	5.67	100	10.73	100	99.41
Medium Gaussian	93.3	98.49	65.40	98.05	71.30	92.45	98.97
N		94.46	98.86	84.50	96.12	93.53	97.03
L		98.91	90.56	99.63	92.95	95.48	99.19
R		98.81	88.73	99.58	91.33	94.08	99.15
A		98.67	53.89	99.78	66.25	85.96	98.87
V		97.61	74.61	99.22	80.34	87.03	98.24
F		99.46	37.13	99.95	51.88	86.05	99.51
/		99.61	97.05	99.80	97.19	97.34	99.78
f		99.47	45.38	99.97	60.91	92.60	99.50
DA		99.43	2.41	100	4.70	100	99.43
Coarse Gaussian	85.4	96.41	41.75	95.38	44.69	83.65	97.51
N		87.52	97.98	62.88	91.69	86.16	92.95
L		95.56	71.27	98.90	77.80	85.64	97.38
R		95.75	49.72	99.44	63.48	87.78	96.10
A		97.54	8.68	99.93	15.59	76.34	97.60
V		95.16	52.69	98.34	60.29	70.45	96.52
F		99.15	0	100	0	NAN	99.15
/		98.63	94.28	98.98	91.17	88.26	99.53

Tablo 3.11.'in devamı

f		99.02	1.10	99.99	2.17	90.91	99.03
DA		99.37	0	100	0	NAN	99.37
Karar Ağaçları Yöntemleri							
Simple Tree	71.4	92.48	19.01	89.89	15.38	58.68	92.87
N		74.91	97.04	18.09	84.77	75.26	70.39
L		90.50	0	100	0	NAN	90.50
R		91.50	0	100	0	NAN	91.50
A		96.89	0	100	0	NAN	96.89
V		91.94	0	100	0	NAN	91.94
F		98.99	0	100	0	NAN	98.99
/		89.54	74.09	90.92	53.69	42.09	97.52
f		98.82	0	100	0	NAN	98.82
DA		99.24	0	100	0	NAN	99.24
Medium Tree	74.4	93.46	24.73	91.33	27.05	61.43	94.39
N		77.52	96.43	30.30	85.97	77.55	77.26
L		90.67	12.55	98.52	19.71	45.96	91.81
R		93.10	28.86	98.90	40.94	70.39	93.90
A		97.01	0	100	0	NAN	97.01
V		89.58	21.40	95.08	23.54	26.14	93.69
F		99.03	0	100	0	NAN	99.03
/		96.12	63.30	99.14	73.31	87.09	98.71
f		98.87	0	100	0	NAN	98.87
DA		99.27	0	100	0	NAN	99.27
Kompleks Tree	80.1	94.99	37.22	93.74	40.76	65.23	95.66
N		83.08	95.35	52.54	88.94	83.33	81.97
L		93.14	60.86	96.23	60.79	60.72	96.25
R		93.45	48.51	97.23	53.45	59.51	95.74
A		97.65	30.49	99.58	42.08	67.88	98.03
V		93.31	23.36	98.83	33.80	61.13	94.23
F		99.02	7.55	99.86	12.28	32.78	99.16
/		97.01	68.87	99.43	75.51	91.28	97.38
f		98.95	0	100	0	NAN	98.95
DA		99.32	0	100	0	NAN	99.32
Ayrırma Analizi Yöntemleri							
LDA	61.9	88.91	40.72	90.27	32.57	36.39	90.12
N		66.06	70.02	54.95	75.26	81.36	39.49
L		86.81	46.33	91.60	42.65	39.52	93.51
R		90.10	37.04	95.81	42.10	48.76	93.39
A		96.14	24.75	98.79	31.48	43.26	97.24
V		89.50	14.85	96.99	20.52	33.17	91.90
F		87.97	71.96	88.14	11.11	6.02	99.67
/		87.89	81.27	88.57	55.60	42.25	97.87
f		96.58	19.78	97.62	13.39	10.12	98.90
DA		99.11	0.52	99.98	1.01	23.08	99.13
QDA	59.5	87.90	49.52	91.05	36.49	34.27	90.65
N		64.55	60.76	75.99	71.99	88.32	39.22
L		82.20	80.37	82.42	48.52	34.75	97.30
R		89.01	40.23	94.43	42.25	44.50	93.43
A		94.62	30.98	97.05	29.73	28.58	97.36
V		86.60	23.75	92.96	24.56	25.44	92.34
F		88.43	78.75	88.53	12.95	7.06	99.74
/		91.61	85.48	92.31	67.36	55.57	98.26
f		97.23	28.68	98.20	22.45	18.45	98.98
DA		96.84	16.67	97.56	8.60	5.79	99.24

3.3.4. Born-Jordan Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları

Bu bölümde kalp aritmelerini sınıflandırmak için Born-Jordan dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Tablo 3.12.'de Born-Jordan dönüşümü yönteminde en iyi sonuç veren sınıflandırıcıya ait konfüzyon matrisi verilmiştir.

Tablo 3.12. Born-Jordan dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf								
		N	L	R	A	V	F	/	f	DA
Gerçek Sınıf	N	71243	605	384	187	672	68	88	102	36
	L	1132	6799	7	3	53	7	17	1	0
	R	756	8	6013	150	80	0	62	2	21
	A	1029	12	211	1132	50	1	6	3	9
	V	1971	107	76	31	4352	61	76	12	14
	F	445	18	9	1	43	265	0	0	0
	/	215	21	21	3	45	0	6650	23	0
	f	330	5	9	6	27	1	55	477	0
	DA	481	13	21	10	31	0	0	3	23

Born-Jordan yönteminde kullanılan bütün sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgüllük, F skoru, pozitif prediktif değerleri ve negatif prediktif değerleri Tablo 3.12.'de sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.12.'de görüldüğü gibi en iyi doğruluk duyarlılık, özgüllük, Fskor, pozitif prediktif değer ve negatif prediktif değerler sırasıyla %97.83, %64.62 %97.52, %67.41, %93.02, %98.51 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde; Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Bagged tree yönteminde; Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Kübik DVM yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Ayrıca her aritmi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sağ dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken kulakçık atımlar için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken karıncık atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, normal ve karıncık atım füzyonu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay vuru için Bagged Tree sınıflandırıcısında, yapay ve normal atım

füzyonunda Weighted K-EYK sınıflandırıcısında ve diğer aritmiler için ise Weighted K-EYK sınıflandırıcısında olduğu görülmektedir.

Tablo 3.13. Born-Jordan yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test					
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	F Skor (%)	PPD (%)	NPD (%)
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri							
Weighted K-EYK	90.7	97.80	60.67	97.52	65.84	80.57	98.13
N		92.31	96.48	82.62	94.61	92.80	90.99
L		97.63	88.37	98.44	85.76	83.29	98.97
R		98.08	85.04	99.05	86.39	87.77	98.85
A		98.46	50.06	99.70	61.85	80.90	98.74
V		96.81	66.69	98.97	73.67	82.28	97.64
F		99.24	21.64	99.87	31.38	57.09	99.37
/		98.93	96.79	99.10	98.83	89.17	99.75
f		99.37	36.81	99.96	52.30	90.30	99.41
DA		99.41	4.12	99.98	7.73	61.54	99.43
Medium K-EYK	90.5	97.77	59.28	97.39	64.08	80.64	98.17
N		92.13	96.91	81.05	94.51	92.23	91.87
L		97.66	87.58	98.58	85.80	84.37	98.88
R		98.00	84.01	99.08	85.79	87.64	98.77
A		98.44	47.70	99.74	60.37	82.22	98.68
V		96.76	64.16	99.10	72.61	83.62	97.47
F		99.23	18.95	99.88	28.38	56.49	99.35
/		98.94	96.27	99.15	92.85	89.66	99.71
f		99.35	34.50	99.97	49.88	90.72	99.38
DA		99.41	3.44	99.99	6.49	58.82	99.42
Küçük K-EYK	89.85	97.61	57.65	97.23	62.15	78.43	98.02
N		91.61	96.62	79.94	94.16	91.82	91.02
L		97.45	86.25	98.45	84.64	83.09	98.78
R		97.82	82.84	98.99	84.55	86.44	98.67
A		98.39	46.68	99.72	59.33	81.38	98.64
V		96.54	61.90	99.04	70.65	82.30	97.30
F		99.20	14.34	99.89	22.33	50.45	99.31
/		98.80	95.61	99.05	91.96	88.58	99.66
f		99.32	32.20	99.96	47.14	87.99	99.36
DA		99.40	2.41	99.99	4.61	53.85	99.41
Cosine K-EYK	89.7	97.58	57.80	96.37	62.86	76.76	98.11
N		91.35	97.33	77.49	94.02	90.93	92.59
L		97.62	79.96	99.19	84.60	89.80	98.24
R		97.85	80.87	99.18	84.30	88.48	98.52
A		98.33	49.12	99.60	59.62	75.83	98.70
V		96.50	60.03	99.14	69.81	83.39	97.17
F		99.23	21.25	99.87	30.86	56.27	99.36
/		98.66	95.30	98.92	91.08	87.22	99.63
f		99.33	35.49	93.93	49.77	83.25	99.40
DA		99.39	0.86	99.99	1.68	35.71	99.40
Fine K-EYK	88.7	97.32	64.62	97.47	65.45	66.85	97.38
N		90.83	93.08	85.52	93.45	93.82	83.94

Tablo 3.13.'ün devamı

L		97.10	87.80	97.93	83.27	79.17	98.90
R		97.66	85.70	98.60	84.26	82.86	98.87
A		97.87	50.55	99.10	54.57	59.27	98.72
V		96.14	70.39	98.03	71.23	72.18	97.84
F		99.02	35.85	99.54	37.46	39.22	99.47
/		98.92	95.79	99.16	92.80	89.99	99.67
f		99.26	46.59	99.76	54.39	65.33	99.49
DA		99.10	15.81	99.61	17.59	19.83	99.49
Coarse K-EYK	88.0	97.12	51.06	96.53	54.82	79.37	96.97
N		89.80	96.45	74.20	92.99	89.77	89.91
L		96.90	83.59	98.10	81.66	79.83	98.51
R		97.36	76.82	98.98	81.02	85.70	98.18
A		98.14	36.49	99.76	50.17	80.27	98.35
V		95.86	49.36	99.27	61.98	83.26	96.39
F		99.18	5.12	99.96	9.37	54.79	99.22
/		98.33	95.49	98.55	89.30	83.87	99.64
f		99.15	16.26	99.95	26.88	77.49	99.19
DA		99.38	0	100	0	NAN	93.38
Topluluk Sınıflandırıcıları							
Bagged Tree	89.6	97.58	53.92	96.54	61.55	86.68	98.51
N		90.33	99.26	70.31	93.42	88.23	97.70
L		97.72	75.73	99.68	84.46	95.47	97.88
R		97.93	74.93	99.73	84.01	95.59	98.07
A		98.29	38.12	99.84	52.87	86.25	98.43
V		96.59	54.82	99.61	68.44	91.07	96.82
F		99.32	19.97	99.97	32.23	83.42	99.35
/		99.35	94.55	99.72	95.46	96.38	99.58
f		99.30	27.69	99.98	42.75	93.68	99.32
DA		99.40	0.17	99.99	0.34	50	99.40
Alt uzay K-EYK	89.3	97.44	52.37	96.36	59.80	87.0	98.42
N		89.92	99.22	68.96	93.17	87.82	97.52
L		97.49	74.42	99.55	82.95	93.69	97.75
R		97.95	75.63	99.71	84.33	95.28	98.11
A		98.23	34.45	99.88	49.57	88.39	98.33
V		96.29	48.03	99.79	63.67	94.42	96.35
F		99.28	19.59	99.94	30.75	71.50	99.34
/		99.18	95.74	99.45	94.46	93.21	99.67
f		99.25	22.86	99.98	36.62	92.04	99.27
DA		99.40	1.37	99.99	2.69	66.67	99.40
Boosted Tree	76.7	94.14	25.41	91.82	29.02	79.49	95.87
N		77.31	98.79	28.81	85.78	75.81	91.32
L		93.05	29.60	99.41	43.72	83.53	93.37
R		93.37	23.60	99.51	36.54	80.83	93.67
A		97.09	0	100	0	NAN	97.09
V		92.96	12.70	99.56	21.53	70.56	93.27
F		99.05	0	100	0	NAN	99.05
/		96.24	63.99	99.13	73.64	86.73	96.86
f		98.90	0	100	0	NAN	98.90
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Destek Vektör Makineleri (DVM)							
Doğrusal	75.2	93.71	23.51	91.37	23.52	37.78	95.04
N		75.99	98.04	25.84	85.02	75.05	85.25
L		93.27	39.72	98.77	52.36	76.82	94.10
R		91.88	0	99.99	0	0	91.88

Tablo 3.13.'ün devamı

A		97.04	0	100	0	NAN	97.04
V		92.29	0	99.99	0	0	92.30
F		99.04	0	100	0	NAN	99.04
/		95.75	73.82	97.74	74.32	74.83	97.63
f		98.88	0	99.99	0	0	98.88
DA		99.28	0	100	0	NAN	99.28
Kuadratik	87.3	96.92	49.39	96.02	53.98	73.35	97.56
N		88.26	96.91	68.45	91.99	87.55	90.63
L		96.91	76.03	98.81	80.41	85.33	97.84
R		96.76	70.81	98.82	76.32	82.75	97.70
A		97.83	21.81	99.84	34.16	78.79	97.97
V		95.79	50.90	99.11	62.48	80.90	96.46
F		99.17	0	100	0	NAN	99.17
/		98.94	94.22	99.31	92.93	91.66	99.54
f		99.27	33.85	99.92	47.53	79.79	99.36
DA		99.38	0	99.9	0	0	99.38
Kübik	90.6	97.83	62.60	97.37	67.41	76.27	98.23
N		91.94	97.08	80.18	94.37	91.81	92.31
L		97.97	84.79	99.13	87.13	89.60	98.66
R		98.16	84.79	99.19	86.87	89.07	98.83
A		98.26	46.15	99.59	56.94	74.33	98.64
V		96.66	64.96	98.93	72.21	81.30	97.53
F		99.33	33.93	99.86	44.76	65.76	99.47
/		99.35	95.30	99.66	95.46	95.63	99.64
f		99.41	52.42	99.85	62.23	76.57	99.55
DA		99.35	3.95	99.92	6.72	22.33	99.43
Fine Gaussian	81.7	95.63	34.61	93.64	41.32	93.02	97.91
N		82.28	99.76	43.50	88.58	79.65	98.77
L		95.82	53.45	99.89	69.14	97.88	99.71
R		94.85	34.86	99.84	50.98	94.89	94.85
A		97.65	15.04	99.97	25.90	93.18	97.67
V		94.75	31.51	99.69	46.50	88.73	94.91
F		99.13	2.05	99.99	4	84.21	99.13
/		97.86	73.59	99.91	84.30	98.66	97.81
f		98.98	1.10	100	2.17	100	98.98
DA		99.34	0.17	100	0.34	100	99.34
Medium Gaussian	89.7	96.72	54.23	96.79	59.51	83.88	97.29
N		90.79	98.25	73.85	93.67	89.51	94.89
L		97.57	79.32	99.19	84.21	89.73	98.18
R		90.04	80.57	99.41	85.64	91.39	98.50
A		98.36	43.09	99.79	56.94	83.89	98.55
V		96.57	57.51	99.39	69.30	87.19	97.00
F		99.18	0.64	99.99	1.26	41.67	99.20
/		99.17	94.25	99.55	94.24	94.23	99.55
f		99.36	34.40	99.98	50.29	93.43	90.38
DA		99.40	0	100	0	NAN	99.40
Coarse Gaussian	79.2	94.90	31.30	92.91	34.81	80.11	96.36
N		80.25	98.33	39.18	87.36	78.60	91.15
L		94.79	52.08	98.99	64.18	83.60	95.46
R		93.98	25.54	99.82	40.00	92.30	94.02
A		97.19	0.04	99.99	0.08	50	97.19
V		93.36	11.10	99.91	19.80	91.18	93.38
F		99.09	0	100	0	NAN	99.09
/		97.09	83.42	98.28	82.10	80.81	98.56

Tablo 3.13.'ün devamı

f		99.03	11.21	99.98	19.79	84.30	99.06
DA		99.32	0	100	0	NAN	99.32
Karar Ağaçları Yöntemleri							
Simple Tree	72.1	92.82	17.61	90.63	17.45	62.42	94.70
N		72.64	99.23	17.71	83.40	71.92	88.01
L		90.56	0	100	0	NAN	90.56
R		91.21	4.72	99.14	8.28	33.60	91.90
A		96.91	0	100	0	NAN	96.91
V		91.99	0	100	0	NAN	91.99
F		98.99	0	100	0	NAN	98.99
/		95.03	54.53	98.85	65.41	81.74	95.84
f		98.83	0	100	0	NAN	98.83
DA		99.25	0	100	0	NAN	99.25
Medium Tree	74.9	93.52	26.52	91.71	29.56	65.82	93.65
N		75.43	94.22	32.51	84.21	76.12	71.11
L		92.09	35.20	97.90	45.22	63.21	93.66
R		92.29	37.90	97.16	44.70	54.47	94.58
A		97.01	0	100	0	NAN	97.01
V		92.12	16.22	98.50	24.21	47.68	93.33
F		99.03	0	100	0	NAN	99.03
/		95.59	55.17	99.29	67.71	87.62	96.03
f		98.87	0	100	0	NAN	98.87
DA		99.27	0	100	0	NAN	99.27
Kompleks Tree	78.7	94.60	31.13	92.77	33.42	75.52	95.55
N		79.58	96.76	39.95	86.86	78.80	84.22
L		93.13	38.36	98.49	49.90	71.39	94.22
R		93.82	32.26	99.13	45.33	76.22	94.43
A		97.21	2.69	99.98	5.21	80.49	97.23
V		93.25	25.06	99.15	30.72	65.53	93.89
F		99.08	0	100	0	NAN	99.08
/		97.14	85.01	98.20	82.78	80.66	98.67
f		98.92	0	100	0	NAN	98.92
DA		99.31	0	100	0	NAN	99.31
Ayrırma Analizi Yöntemleri							
LDA	57.1	87.32	33.65	88.54	25.74	25.70	88.85
N		60.68	66.65	44.60	71.21	76.44	33.15
L		83.52	34.22	89.59	31.29	28.83	91.70
R		86.60	40.92	91.71	38.06	35.57	93.28
A		94.22	7.42	97.63	8.85	10.98	96.40
V		89.41	2.09	98.91	3.73	17.24	90.27
F		95.36	47.79	95.99	18.70	11.89	99.28
/		84.41	80.51	84.83	49.92	36.18	97.61
f		92.71	22.09	93.70	7.73	4.69	98.85
DA		98.96	1.20	99.89	2.13	9.50	99.07
QDA	54.0	85.91	44.33	89.17	31.38	30.30	89.68
N		58.59	55.17	68.49	66.45	83.52	34.54
L		78.58	76.48	78.83	43.75	30.64	96.48
R		87.89	38.64	93.84	40.75	43.11	92.68
A		88.18	40.20	90.04	20.28	13.56	97.48
V		88.55	14.33	97.03	20.43	35.56	90.83
F		90.98	61.72	91.35	14.40	8.14	99.48
/		87.34	83.32	87.81	58.09	44.59	97.81
f		95.41	22.42	96.53	12.80	8.96	98.79
DA		97.71	6.70	98.62	5.45	4.59	99.07

3.3.5. Bessel Dönüşümü Yöntemiyle Aritmi Sınıflandırma Sonuçları

Bu bölümde kalp aritmelerini sınıflandırmak için Bessel dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Tablo 3.14.' de Bessel dönüşümü yönteminde en iyi sonuç veren sınıflandırıcıya ait konfüzyon matrisi verilmiştir.

Tablo 3.14. Bessel dönüşümüne ait en iyi konfüzyon matrisi

		Tahmin Edilen Sınıf								
		N	L	R	A	V	F	/	f	DA
Gerçek Sınıf	N	70539	1153	331	98	747	50	437	22	8
	L	923	6937	18	2	84	1	54	0	0
	R	889	28	5801	227	82	0	65	0	0
	A	985	49	143	1195	45	2	30	0	4
	V	1789	232	166	15	4047	43	403	2	3
	F	470	31	22	0	37	199	22	0	0
	/	114	33	79	1	35	0	6706	10	0
	f	392	36	11	1	25	0	169	276	0
	DA	455	19	26	5	45	0	8	0	24

Born-Jordan yönteminde kullanılan bütün sınıflandırıcılara ait eğitim doğruluğu, test doğruluğu, duyarlılık, özgülük, F skoru, pozitif prediktif değerleri ve negatif prediktif değerleri Tablo 3.15.'de sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.15.'de görüldüğü gibi en iyi doğruluk, duyarlılık, özgülük, Fskor, pozitif prediktif değer ve negatif prediktif değerlerler sırasıyla %97.64, %61.99 %97.22, %66.25,% %91.10 ve %98.47 olduğu görülmektedir. En iyi sınıflandırma sonuçlarının K-EYK sınıflandırıcılar arasından Weighted K-EYK yönteminde; Topluluk sınıflandırıcılar arasından ise Bagged tree yönteminde; Destek Vektör Makineleri algoritmaları arasından Kübik DVM yönteminde; Karar ağaçları sınıflandırıcılar arasından Kompleks Tree sınıflandırıcısında ve Ayırma Analizi sınıflandırıcıları arasından ise QDA sınıflandırıcısında olduğu görülmüştür. Ayrıca her aritmi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sağ dal bloğu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken kulakçık atımlar için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken karıncık atım için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, normal ve karıncık atım füzyonu için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay vuru için Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay ve normal

atım füzyonunda Weighted K-EYK sınıflandırıcısında ve diğer aritmler için ise Weighted K-EYK sınıflandırıcısında olduğu görülmektedir.

Tablo 3.15. Bessel yöntemi kullanılarak 9 sınıflı verilerde performans analizi

Sınıflandırma Yöntemi	Eğitim	Test					
	Doğruluk (%)	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	F Skor (%)	PPD (%)	NPD (%)
K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) Yöntemleri							
Weighted K-EYK	89.5	97.64	58.84	97.22	63.44	80.06	97.89
N		91.53	96.12	80.72	94.09	92.14	89.85
L		97.29	86.51	98.25	83.90	81.44	98.80
R		97.87	81.80	99.12	84.75	87.93	98.55
A		98.35	48.72	99.63	59.79	77.40	98.69
V		96.23	60.40	98.81	68.32	78.63	97.29
F		99.30	25.48	99.90	36.99	67.46	99.39
/		99.50	96.10	98.63	90.18	84.95	99.70
f		99.31	30.33	99.96	45.25	89.03	99.34
DA		99.41	4.12	99.98	7.73	61.54	99.42
Medium K-EYK	89.4	97.49	57.35	97.08	62.24	79.75	98.17
N		91.31	96.56	78.99	93.97	91.52	90.73
L		97.31	85.14	98.39	83.77	82.45	98.67
R		97.80	80.70	99.14	84.22	88.06	98.50
A		98.31	46.27	99.66	58.02	77.90	98.62
V		96.21	57.99	98.97	67.02	80.29	99.27
F		99.28	21.64	99.91	32.59	66.02	99.36
/		98.52	95.69	98.74	90.31	85.50	99.66
f		99.29	28.02	99.97	42.61	88.85	99.32
DA		99.40	4.12	99.98	7.69	57.14	99.42
Cosine K-EYK	88.6	97.29	55.77	96.68	60.90	75.14	97.86
N		90.46	97.05	74.98	93.45	90.10	91.56
L		97.11	75.72	99.02	81.14	87.40	97.85
R		97.60	78.95	99.07	82.81	87.06	98.35
A		98.24	48.31	99.54	58.23	73.28	98.66
V		95.99	52.79	99.14	64.12	81.64	96.65
F		99.26	22.66	99.89	33.43	63.67	99.36
/		98.26	94.47	98.55	88.71	83.61	99.56
f		99.28	31.65	99.93	45.50	80.90	99.35
DA		99.39	0.34	99.99	0.68	28.57	99.39
Kübik K-EYK	88.6	97.31	55.44	96.81	60.05	76.95	97.76
N		90.69	96.33	77.40	93.56	90.95	89.94
L		97.04	83.05	98.30	82.19	81.34	98.48
R		97.60	79.43	99.03	82.87	86.62	98.39
A		98.29	45.54	99.66	57.47	77.90	98.59
V		95.93	54.64	98.94	64.57	78.92	96.77
F		99.23	16.65	99.91	26.16	61.03	99.32
/		98.34	95.07	98.60	89.24	84.09	99.61
f		99.25	25.71	99.96	39.46	84.78	99.29
DA		99.39	2.58	99.48	4.89	46.88	99.41
Coarse K-EYK	87.1	96.87	49.46	96.24	52.93	79.86	97.42
N		89.09	96.20	72.22	92.54	89.15	88.91
L		96.53	80.42	97.99	79.44	78.47	98.22
R		97.19	73.75	99.07	79.56	86.36	97.92

Tablo 3.15.'in devamı

A		98.08	38.40	99.67	50.91	75.48	98.38
V		95.36	43.45	99.19	56.27	79.82	95.96
F		99.18	3.71	99.98	7.04	67.44	99.20
/		97.87	95.26	98.07	86.78	79.68	99.62
f		99.14	13.96	99.97	23.87	82.47	99.16
DA		99.38	0	100	0	nan	99.38
Fine K-EYK	86.9	96.82	61.99	97.03	62.49	63.51	96.88
N		89.34	91.84	83.33	92.41	92.99	80.91
L		96.41	84.75	97.47	79.74	75.29	98.60
R		97.17	81.75	98.41	81.10	80.46	98.53
A		97.63	48.25	98.95	51.24	54.75	98.63
V		95.22	64.24	97.51	64.89	65.56	97.36
F		99.04	37.64	99.55	39.49	41.53	99.48
/		98.42	94.02	98.77	89.80	85.94	99.52
f		99.12	40	99.70	46.88	56.61	99.41
DA		99.05	15.46	99.57	16.82	18.44	99.47
Topluluk Sınıflandırıcıları							
bagged tree	89.5	97.53	54.47	96.48	62.26	91.10	98.47
N		90.23	99.25	69.94	93.36	88.13	97.63
L		97.63	74.97	99.65	83.83	95.05	97.81
R		97.90	74.41	99.74	83.73	95.68	98.03
A		98.34	41.83	99.80	56.00	84.72	98.51
V		96.37	51.48	99.62	65.69	90.74	96.59
F		99.37	27.14	99.96	41.09	84.46	99.41
/		99.28	94.45	99.65	94.97	95.49	99.57
f		99.29	26.70	99.99	41.65	94.55	99.31
DA		99.40	0	100	0	NAN	99.40
Alt uzay K-EYK	89.1	97.30	52.42	96.32	59.90	85.37	98.42
N		89.89	99.31	68.60	93.16	87.73	97.79
L		97.42	72.69	99.63	82.24	94.67	97.61
R		97.88	74.44	99.72	83.65	95.46	98.02
A		98.27	37.95	99.84	52.63	85.81	98.41
V		96.23	47.12	99.80	62.90	94.58	96.29
F		99.30	21.51	99.94	33.47	75.34	99.36
/		99.11	95.97	99.36	94.02	92.14	99.68
f		98.24	22.09	99.98	35.67	92.63	99.26
DA		99.39	0.69	99.99	1.36	50	99.40
Boosted Tree	70.9	92.53	15.21	89.68	14.88	76.82	95.28
N		71.22	99.83	7.81	82.70	70.59	95.49
L		90.44	0	100	0	NAN	90.44
R		91.45	0	100	0	NAN	91.45
A		96.87	0	100	0	NAN	96.87
V		91.89	0	100	0	NAN	91.88
F		98.98	0	100	0	NAN	98.98
/		93.91	37.06	99.28	51.25	83.04	94.34
f		98.81	0	100	0	NAN	98.81
DA		99.24	0	100	0	NAN	99.24
Destek Vektör Makineleri (DVM)							
Linear	74.7	93.57	22.68	91.16	22.48	41.43	95.04
N		75.93	98.30	24.28	85.08	74.99	86.08
L		92.92	32.31	99.16	45.99	79.77	93.44
R		91.83	0	99.99	0	0	91.84
A		97.02	0	100	0	NAN	97.02
V		92.26	0	99.99	0	0	92.26
F		99.03	0	100	0	NAN	99.03
/		95.03	73.42	96.99	71.04	68.82	97.58
f		98.87	0.11	99.99	0.22	25	98.8

Tablo 3.15.'in devamı

DA		99.28	0	100	0	NAN	99.28
Kuadratik	85.8	96.56	45.29	95.47	49.58	83.64	97.32
N		86.84	97.05	63.44	91.13	85.89	90.37
L		96.63	74.46	98.68	78.92	83.96	97.66
R		96.52	66.89	98.91	74.18	83.26	97.37
A		97.56	9.29	99.93	16.59	77.29	97.62
V		94.95	38.37	99.17	51.35	77.58	95.56
F		99.15	0	100	0	NAN	99.15
/		98.74	93.72	99.15	91.82	89.98	99.49
f		99.25	27.81	99.96	42.20	87.54	99.29
DA		99.37	0	100	0	NAN	99.37
Kübik	89.80	97.60	61.65	97.11	66.25	74.52	98.04
N		91.23	96.84	78.30	93.90	91.14	91.49
L		97.67	83.05	98.97	85.33	87.74	98.50
R		97.91	81.37	99.20	84.92	88.80	98.56
A		98.24	46.72	99.57	57.11	73.46	98.64
V		96.19	59.58	98.82	67.74	78.47	97.14
F		99.35	43.02	99.81	51.61	64.49	99.54
/		99.16	94.31	99.54	94.21	94.11	99.56
f		99.33	47.58	99.82	57.16	71.57	99.50
DA		99.36	2.41	99.94	4.31	20.90	99.41
Fine Gaussian	80.0	95.17	31.70	93.03	38.22	88.30	97.18
N		80.63	99.74	38.15	87.66	78.19	98.53
L		95.21	47.87	99.83	64.02	96.58	95.15
R		94.32	28.98	99.85	44.31	94.09	94.33
A		97.60	16.47	99.92	27.65	86.14	97.66
V		94.24	25.67	99.69	39.63	86.82	94.41
F		99.10	0.77	99.99	1.52	66.67	99.10
/		97.16	65.46	99.88	78.47	97.94	97.12
f		98.95	0	100	0	NAN	98.95
DA		99.33	0.34	100	0.68	100	99.33
Medium Gaussian	88.7	97.34	53.19	96.46	59.33	86.78	98.07
N		89.92	98.03	71.31	93.11	88.66	94.06
L		97.17	76.31	99.04	81.60	87.69	97.90
R		97.75	76.34	99.44	83.22	91.45	98.16
A		98.24	42.85	99.69	55.34	78.14	98.53
V		96.03	50.67	99.34	63.42	84.73	96.51
F		99.25	11.14	99.97	19.51	78.38	99.27
/		98.96	93.77	99.37	92.92	92.09	99.51
f		99.31	29.56	99.98	44.87	93.08	99.33
DA		99.39	0	100	0	NAN	99.39
Coarse Gaussian	79.5	94.94	35.93	93.02	34.99	85.90	96.34
N		80.89	98.14	41.03	87.76	79.36	90.53
L		94.70	50.14	99.07	62.81	84.05	95.30
R		94.57	36.58	99.54	51.52	87.13	94.83
A		97.20	0.081	100	0.16	100	97.20
V		93.08	6.45	99.94	12.03	89.44	93.10
F		99.09	0	100	0	NAN	99.09
/		96.58	84.15	97.65	79.60	75.51	98.62
f		99.05	11.98	99.98	21.02	85.83	99.07
DA		99.32	0	100	0	NAN	99.32
Karar Ağaçları Yöntemleri							
Simple tree	71.9	92.80	16.97	90.02	16.41	76.84	95.32
N		72.22	99.69	11.23	83.23	71.44	94.15
L		90.55	0	100	0	NAN	90.55
R		91.55	0	100	0	NAN	91.55
A		96.91	0	100	0	NAN	96.91

Tablo 3.15.'in devamı

V		91.98	0	100	0	NAN	91.98
F		98.99	0	100	0	NAN	98.99
/		94.96	53.01	98.92	64.47	82.24	95.71
f		98.83	0	100	0	NAN	98.83
DA		99.25	0	100	0	NAN	99.25
medium tree	75.0	93.86	28.60	92.18	29.99	63.34	94.19
N		77.43	94.29	37.78	85.43	78.09	73.78
L		92.55	38.67	97.99	48.76	65.96	94.06
R		92.49	30.40	97.96	39.61	56.81	94.11
A		97.06	0	100	0	NAN	97.06
V		92.09	12.52	98.66	19.44	43.47	93.19
F		99.04	0	100	0	NAN	99.04
/		95.90	81.56	97.20	76.69	72.38	98.32
f		98.89	0	100	0	NAN	98.89
DA		99.29	0	100	0	NAN	99.29
Kompleks tree	78.7	94.62	30.56	92.79	33.35	73.25	95.56
N		79.67	96.74	40.21	86.91	78.90	84.23
L		93.29	40.42	98.48	51.84	72.25	94.40
R		93.94	35.22	99.01	48.03	75.47	94.65
A		97.19	1.83	99.98	3.58	72.58	97.20
V		92.91	17.36	98.97	26.67	57.55	93.72
F		99.08	0	100	0	NAN	99.08
/		97.25	83.45	98.47	83.11	82.77	98.54
f		98.93	0	100	0	NAN	98.93
DA		99.31	0	100	0	NAN	99.31
Ayırma Analizi Yöntemleri							
LDA	59.7	88.22	35.21	89.28	27.35	28.64	89.44
N		62.96	69.12	46.59	73.06	77.47	36.23
L		85.53	37.51	91.34	35.87	34.36	92.36
R		88.51	47.12	93.04	44.74	42.58	94.14
A		94.69	4.57	98.11	5.91	8.38	96.44
V		90.02	3.48	99.08	6.20	28.41	90.74
F		94.93	48.78	95.48	18.33	11.29	99.37
/		87.12	79.59	87.92	54.16	41.05	97.61
f		91.17	26.37	92.02	7.23	4.19	98.95
DA		99.07	0.34	99.97	0.66	10	99.09
QDA	56.4	86.87	44.07	89.87	32.25	31.34	90.03
N		60.89	58.07	68.99	68.79	84.36	36.36
L		78.49	74.69	78.93	42.06	29.27	96.39
R		89.06	49.56	93.69	48.73	47.93	94.06
A		91.56	19.57	94.35	14.75	11.83	96.80
V		89.25	15.66	97.37	22.45	39.64	91.28
F		91.53	62.48	91.88	14.90	8.46	99.51
/		88.88	82.77	89.58	60.54	47.72	97.84
f		94.42	25.38	95.42	11.50	7.43	98.88
DA		97.74	8.42	98.59	6.57	5.38	99.12

4. TARTIŞMA

Çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla kıyaslanması Tablo 4.1. ve Tablo 4.2. verilmiştir. Bu tablolarda kullanılan veritabanına ve alınan kalp atımı sayısına, sınıf sayısına, doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve PPD değerleri önerilen yöntemle kıyaslanmıştır

Tablo 4.1. 2 sınıflı çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılması

İKİ SINIFLI	Veritabanı	Sınıf Sayısı	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	PPD (%)
[19]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 112568 Atım	2	-	87.5	89.5	-
[21]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 800 Atım	2	96.5	-	-	-
[22]	Kalifornia Üniversitesinin Bilgi Ve Bilgisayar Bilimleri Bölümünün Makine Öğrenmesi Veritabanı. 452 Tane EKG Örneği	2	96.86- 100	100	100	-
[23]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 45 EKG Dosyasının 1 Er Dakikalık Kismlarını Kullanmışlardır.	2	100	100	100	100
[24]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 90116 Atım MIT-BIH Süpraventriküler Veritabanı 165898 Atım	2	-	89.5	80.6	-
[25]	UCI Aritmi Veritabanı. 420 Örnek	2	87.71	-	-	-
[26]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 300 Atım MIT-BIH Aritmi Veritabanına NSR Veritabanı Eklenerek Toplamda 21200 Atım	2	96.77 96.21	-	-	-
[27]	UCI Veritabanının. 452 Örnek	2	86.67	93.75	93.1	-
[28]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 26179, QT Veritabanı 46322 ve European ST-T 143844	2	98.73	-	-	-
[29]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı Yaklaşık 109000 EKG Atımı	2	-	97.22	97.4	-
[30]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı Ve MIT-BIH Süpraventriküler Aritmi Veritabanını. Bu Veritabanlarından Toplamda 196487	2	91.6	90.9	92.3	-
Önerilen Yöntem	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 214714 RR Aralığı	2	93.88	92.14	95.62	95.46

2 sınıflı yapılan çalışmada en iyi sonucun Zhao-Atlas Mark dönüşümünde Weighted sınıflandırıcısından elde edilmiştir. 2 sınıflı olarak yapılan çalışmalara bakıldığında zaman en çok veri kullanılan çalışmanın önerilen çalışma olduğu görülmektedir. Literatürdeki

çalışmaların oldukça üstünde bir veri sayısı kullanılmasına rağmen bir çok çalışmadan daha yüksek doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve PPD değerlerinin elde edildiğinde Tablo 4.1.’den anlaşılmaktadır. Önerilen yöntemden daha fazla doğruluk elde edilen çalışmalara bakıldığı zaman ise kullanılan veri sayısının oldukça az olduğu görülmüştür. Ayrıca yapılan çalışma şu anda geliştirilmekte olan bir Teletıp sisteminin parçası olduğundan sistemin karar verme süresi oldukça önemlidir. Önerilen yöntem yaklaşık 1 atım için geçen sürede çalışabilmektedir.

Tablo 4.2. 9 sınıflı çalışmanın literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılması

9 SINIFLI	Veritabanı	Sınıf Sayısı	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Fskor (%)	PPD (%)	NPD (%)
[31]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı	7	97	-	-	-	-	-
[32]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı	7	98.34	-	-	-	-	-
[33]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 1827 Kalp atımı	3	96.22	-	-	-	-	-
[69]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 110.000 kalp atımı	8	-	-	-	-	-	-
[34]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 35848 atım	6	94.03	84.25-97.74	-	-	-	-
[35]	MIT- BIH Aritmi Veritabanı 1920 Atım	8	99.05	99.78	98.71	-	-	-
[36]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 40916 Atım	6	97.68	-	-	-	-	-
[37]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 40916 Atım	6	90.52	-	-	-	-	-
[39]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 18299 Kalp Atımı	5	95.18	-	-	-	-	-
[40]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 45686 Kalp Atımı	4	99.63	-	-	-	-	-
[41]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 107110 Kalp Atımı	5	99.06	99.45	83.07	-	-	-
[42]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 18290 Kalp Atımı	5	95.70	-	-	-	-	-
[43]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 10800	4	97.96	97.72	99.09	-	96.46	-
[44]	MIT-BIH Aritmi Veritabanından 5887 Kalp Atımı	5	-	85.59	99.56	-	-	-
[46]	MIT-BIH Aritmi Veritabanını 31487	5	94.30	-	-	-	-	-

Tablo 4.2.'nin devamı

[47]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 1800 Kalp Atımı	5	%98.8	-	-	-	-	-
[48]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 27280	5	98.78	-	-	-	-	-
[49]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 109655	5	96.15	-	-	-	-	-
[50]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 109453	10	97.34	87.42	99.69	-	97.98	-
[51]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 900	8	92.75	-	-	-	-	-
[53]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 1200	4	98	-	-	-	-	-
[54]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 41102	4	97.54	-	-	-	-	-
[55]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 5887	5	-	90	98	-	-	-
[56]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 8402	4	92.45	-	-	-	-	-
[57]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 38106	5	96.97	95.05	90.88	-	95.11	-
[58]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 49664	4	87.88	-	-	-	-	-
[59]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı. 49664 Kalp Atımı	4	86.66	-	-	-	-	-
[60]	MIT-BIH Aritmi Veritabanından 99827	3	90.8	-	-	-	-	-
[61]	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 500 ve INCART Veritabanı 4000	5	99.33 99.95	-	-	-	-	-
[62]	MIT-BIH Aritmi Veritabanından Alınan 9800	8	98.35	-	-	-	-	-
Önerilen Yöntem	MIT-BIH Aritmi Veritabanı 213782 RR aralığı	9	98.56	71.69	98.48	76.71	89.31	98.91

9 sınıflı yapılan çalışmada en iyi sonucun Zhao-Atlas Mark dönüşümünde Weighted sınıflandırıcısından elde edilmiştir. Çok sınıflı olarak yapılan çalışmalara bakıldığı zaman en çok veri kullanılan çalışmanın önerilen çalışma olduğu görülmektedir. Ayrıca her aritmi tipi için ayrı ayrı performans sonuçlarına baktığımız zaman ise en iyi sonuçların normal atım için ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sol dal bloğu için ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, sağ dal bloğu için CWD Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken kulakçık atımlar için ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, erken karıncık atım için ZAMD dönüşümünde

Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, normal ve karıncık atım füzyonu için ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında, yapay vuru için ZAMD dönüşümünde Bagged Tree sınıflandırıcısında, yapay ve normal atım füzyonunda ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında ve diğer aritmiler için ise ZAMD dönüşümünde Weighted K-EYK sınıflandırıcısında olduğu görülmektedir.

Literatürdeki çalışmaların oldukça üstünde bir veri sayısı kullanılmasına rağmen bir çok çalışmadan daha yüksek doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve PPD değerlerinin elde edildiğinde Tablo 4.2.'den anlaşılmaktadır. Önerilen yöntemden daha fazla doğruluk elde edilen çalışmalara bakıldığı zaman ise kullanılan veri sayısının oldukça az olduğu ve sınıf sayısının önerilen çalışmadan daha az olduğu görülmüştür. Çalışma [50] önerilen yöntemden daha fazla sınıf kullanılarak yapılmıştır. Fakat kullanılan veri sayısı önerilen çalışmadan oldukça azdır. Ayrıca yapılan çalışma şu anda geliştirmekte olan bir teletıp sisteminin parçası olduğundan sistemin karar verme süresi oldukça önemlidir. Önerilen yöntem yaklaşık 1 atım için geçen sürede çalışabilmektedir.

5. ÖNERİLER

Çalışmanın ikinci aşamasında kullanılan sağlıklı ve hastalıklı sayıları eşit olarak dağılmamıştır. Bu da duyarlılık değerlerini olumsuz etkilemiştir. Hastalıklı veri sayısının artırılarak duyarlılık değerlerinin artırılması sağlanabilir.

Çalışmada öznitelik sayısında herhangi bir azaltmaya gidilmemiştir. Çeşitli yöntemler kullanılarak öznitelik sayısı azaltılıp doğruluğun artması, öznitelik çıkarma ve eğitim sürelerinin ise azalması sağlanabilir.

Sınıflandırma aşamasında sınıflandırıcılara ait farklı parametreler kullanılarak farklı performans analizleri yapılabilir

Çalışmada özellik çıkarma yöntemleri ve sınıflandırma yöntemleri ayrı ayrı denenerek performans analizleri yapılmıştır. Bu yöntemler birleştirilip aynı anda uygulanarak performans analizleri yapılabilir.

Çalışma matlab ortamında optimize edilmeyen kodlarla uygulanmıştır. Kodların optimize edilip, paralel programlama üzerinden daha kısa sürede sonuç vermesi ya da farklı bir programlama dilinde yazılıp yine daha kısa sürede sonuç vermesi sağlanabilir.

Çalışma sırasında geliştirilen yaklaşımın bir bölümüne dayanan 2 adet bildiri, SIU 2016, TSP 2016 [89-90] konferanslarında sunulmuş ve bildiri kitapçıklarında basılmıştır.

6. KAYNAKLAR

1. AlGhatrif, M., ve Lindsay, J., A brief review: History to understand fundamentals of electrocardiography, Journal of community hospital internal medicine perspectives, 2,1 (2012) 10.3402.
2. Dupre, A., Vincent, S., ve Iaizzo, P. A., Basic ECG theory, recordings, and interpretation, Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices., (2005) 191-201.
3. Yiğit, R., Kardiyopulmoner ve Kan Fizyolojisi, Nobel Tıp Kitabevleri, 2001
4. Yaman, K., Fizyoloji, Vipaş A.Ş, 1999.
5. <http://www.trihealth.com/institutes-and-services/trihealth-heart-institute/heart-conditions/arrhythmia/>, 10 Nisan 2017.
6. Hampton, J.R, Kolaylaştırılmış EKG, İstanbul Tıp Kitapevi, 2012.
7. <http://www.aritmirehberi.com/aksiyon-potansiyeli/>, 23 Nisan 2017.
8. www.netterimages.com, 3 Mayıs 2017
9. Goldberger., Ary L., Clinical electrocardiography: a simplified approach. Elsevier Health Sciences, 2012.
10. Demirtaş, M., 2006, Güncel Doğrularla EKG yorumu, Nobel Kitabevi.
11. Uçak, D., 2005, Elektrokardiyografi, 7. Baskı, Nobel Tıp Kitabevleri .
12. Mirvis, David M., ve Ary L. Goldberger., Electrocardiography, Heart disease: a textbook of cardiovascular medicine., Philadelphia: WB Saunders (2001) 100-1.
13. Stroobandt, Roland X., S. Serge Barold, Alfons F. Sinnaeve.ECG from Basics to Essentials: Step by Step, John Wiley & Sons, 2015
14. <http://www.cyberphysics.co.uk/topics/medical/heart/ecg.html>, 26 Mart 2017
15. <https://www.guwsmedical.info/heart-failure/a.html>, 17 Ocak 2017
16. Stouffer, A.G., Practical ECG interpretation, Wiley-Blackwell, 2009.
17. https://www.westernschools.com/Portals/0/html/H8221/EQqUM4_files/OEBPS/Text/H8221_ebooks-4.html, 3 Mayıs 2017
18. Bennet, H. D, Kanadaşı, M., Demir, M., Kardiyak Aritmiler, 7. Baskı Nobel Tıp Kitabevleri, 2008
19. Tsipouras, MG., Fotiadis, DI., Automatic arrhythmia detection based on time and time frequency analysis of heart rate variability, Comp Meth Prog Biomed 74,2 (2004) 95-108.

20. Dliou, A., Latif, R., Laaboubi, M., ve Maoulainine, F., Abnormal ECG Signals Analysis Using Non-Parametric Time-Frequency Techniques. Arabian Journal for Science & Engineering, 39,2 (2014).
21. Vijayavanan M., Rathikarani V., ve Dhanalakshmi P., Automatic Classification of ECG Signal for Heart Disease Diagnosis using morphological features, Int. J. of Comput. Sci. and Eng. Technology (IJCSET), 5,4 (2014) 449-455.
22. Polat, K., ve Güneş, S., Detection of ECG Arrhythmia using a differential expert system approach based on principal component analysis and least square support vector machine, Applied Mathematics and Computation, 18,1 (2007) 898-906.
23. Rai, H. M., Trivedi, A., ve Shukla, S., ECG signal processing for abnormalities detection using multi-resolution wavelet transform and Artificial Neural Network classifier, Measurement, 46,9 (2013) 3238-3246.
24. Gradl, S., Kugler, P., Lohmüller, C., ve Eskofier, B., Real-time ECG monitoring and arrhythmia detection using Android-based mobile devices, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE. IEEE, (2012).
25. Mitra, M., ve Samanta, R. K., Cardiac arrhythmia classification using neural networks with selected features, Procedia Technology 10 (2013) 76-84.
26. Abhinav-Vishwa, M. K., Lal, S. D., ve Vardwaj, P., Clasification of arrhythmic ECG data using machine learning techniques, International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence 1,4 (2011).
27. Jadhav, S. M., Nalbalwar, S. L., ve Ghatol, A. A., Artificial neural network based cardiac arrhythmia disease diagnosis, Process Automation, Control and Computing (PACC), 2011 International Conference on. IEEE (2011) 1-6.
28. Pandit, D. , Zhang, L., Aslam, N., Liu, C., Hossain, A., ve Chattopadhyay, S., An efficient abnormal beat detection scheme from ECG signals using neural network and ensemble classifiers, Software, Knowledge, Information Management and Applications (SKIMA), 2014 8th International Conference on. IEEE, (2014) 1-6.
29. Park, J., Lee, K., ve Kang, K., Arrhythmia detection from heartbeat using k-nearest neighbor classifier, Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2013 IEEE International Conference on IEEE, (2013) 15-22.
30. Leutheuser, H., Gradl, S., Kugler, P., Anneken, L., Arnold, M., Achenbach, S., ve Eskofier, B. M., Comparison of real-time classification systems for arrhythmia

- detection on Android-based mobile devices, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE, (2014) 2690-2693.
31. Pathangay, V., ve Rath, S. P., Arrhythmia detection in single-lead ECG by combining beat and rhythm-level information, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE (2014) 3236-3239.
 32. Yen, T. H., Chang, C. Y., ve Yu, S. N., A portable real-time ECG recognition system based on smartphone, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE, (2013) 7262-7265.
 33. Ghongade, R., A brief performance evaluation of ECG feature extraction techniques for artificial neural network based classification, TENCON 2007-2007 IEEE Region 10 Conference IEEE (2007) 1-4.
 34. Yeh, Y. C., An analysis of ECG for determining heartbeat case by using the principal component analysis and fuzzy logic, International Journal of Fuzzy Systems, 14,2 (2012) 233-241.
 35. Haseena, H. H., Joseph, P. K., ve Mathew, A. T., Classification of arrhythmia using hybrid networks, Journal of medical systems 35,6 (2011) 1617-1630.
 36. Karpagachelvi, S., Classification of ECG signals using hybrid particle swarm optimization in extreme learning machine, International Journal of Applied Science and Engineering Research, 3,6 (2014) 1089-1098.
 37. Karpagachelvi, S., Arthanari, M., ve Sivakumar, M., Classification of electrocardiogram signals with support vector machines and extreme learning machine, Neural Computing and Applications 21,6 (2012) 1331-1339.
 38. Christov, I., Gómez-Herrero, G., Krasteva, V., Jekova, I., Gotchev, A., & Egiazarian, K., Comparative study of morphological and time-frequency ECG descriptors for heartbeat classification, Medical engineering and physics 28,9 (2006) 876-887.
 39. Ebrahimzadeh, A., Shakiba, B., ve Khazaei, A., Detection of electrocardiogram signals using an efficient method, Applied Soft Computing, 22 (2014) 108-117.
 40. Thanapatay, D., Suwansaroj, C., ve Thanawattano, C., ECG beat classification method for ECG printout with Principle Components Analysis and Support Vector

- Machines, Electronics and Information Engineering (ICEIE), 2010 International Conference On, 1 (2010).
41. Mert, A., ECG feature extraction based on the bandwidth properties of variational mode decomposition Physiological measurement, 37,4 (2016) 530
 42. Ebrahimzadeh, A., ve Khazaei, A., Higher order statistics for automated classification of ECG beats, Electrical and Control Engineering (ICECE), 2011 International Conference on IEEE (2011) 5952-5955.
 43. Raj, S., Maurya, K., ve Ray, K. C., A knowledge-based real time embedded platform for arrhythmia beat classification, Biomedical Engineering Letters, 5,4 (2015) 271-280.
 44. Kutlu, Y., ve Kuntalp, D., A multi-stage automatic arrhythmia recognition and classification system, Computers in Biology and Medicine, 41,1 (2011) 37-45.
 45. Kim, J., Min, S. D., ve Lee, M., "An arrhythmia classification algorithm using a dedicated wavelet adapted to different subjects, Biomedical engineering online, 10,1 (2011) 56.
 46. Yeh, Y. C., Chiou, C. W., ve Lin, H. J., Analyzing ECG for cardiac arrhythmia using cluster analysis, Expert Systems with Applications 39,1 (2012) 1000-1010.
 47. Li, H., Yuan, D., Wang, Y., Cui, D., ve Cao, L., Arrhythmia Classification Based on Multi-Domain Feature Extraction for an ECG Recognition System, Sensors 16,10 (2016) 1744.
 48. Benali, R., Reguig, F. B., ve Slimane, Z. H., Automatic classification of heartbeats using wavelet neural network, Journal of medical systems, 36,2 (2012) 883-892.
 49. Afkhami, R. G., Azarnia, G., ve Tinati, M. A., Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals, Pattern Recognition Letters 70 (2016) 45-51.
 50. Park, J., Kang, M., Gao, J., Kim, Y., ve Kang, K., Cascade Classification with Adaptive Feature Extraction for Arrhythmia Detection, Journal of medical systems, 41,1 (2017) 11.
 51. Gutiérrez-Gnecchi, J. A., Morfin-Magaña, R., Lorias-Espinoza, D., del Carmen Tellez-Anguiano, A., Reyes-Archundia, E., Méndez-Patiño, A., ve Castañeda-Miranda, R., DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network, Biomedical Signal Processing and Control 32 (2017) 44-56.

52. Luz, E. J. D. S., Nunes, T. M., De Albuquerque, V. H. C., Papa, J. P., ve Menotti, D., ECG arrhythmia classification based on optimum-path forest, Expert Systems with Applications, 40,9 (2013) 3561-3573.
53. Engin, M., ECG beat classification using neuro-fuzzy network, Pattern Recognition Letters, 25,15 (2004) 1715-1722.
54. D., Yang, J., Wang, Z., Fan, J., Ai, C., ve Wang, Y., Fast multi-scale feature fusion for ECG heartbeat classification, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing 2015, 1 (2015) 46.
55. Kutlu, Y., ve Kuntalp, D., Feature extraction for ECG heartbeats using higher order statistics of WPD coefficients, Computer methods and programs in biomedicine, 105,3 (2012) 257-267.
56. Engin, M., Fedakar, M., Engin, E. Z., ve Korürek, M., Feature measurements of ECG beats based on statistical classifiers, Measurement, 40,9 (2007) 904-912.
57. Dalvi, R. D. F., Zago, G. T., ve Andreão, R. V., Heartbeat classification system based on neural networks and dimensionality reduction, Research on Biomedical Engineering, 32,4 (2016) 318-326.
58. Zhang, Z., ve Luo, X., Heartbeat classification using decision level fusion, Biomedical Engineering Letters, 4,4 (2014) 388-395.
59. Zhang, Z., Dong, J., Luo, X., Choi, K. S., ve Wu, X., Heartbeat classification using disease-specific feature selection, Computers in biology and medicine, 46 (2014) 79-89.
60. Lin, Chun-Cheng, ve Chun-Min Yang, Heartbeat classification using normalized RR intervals and morphological features, Mathematical Problems in Engineering, 2014 (2014).
61. Lin, C. C., ve Yang, C. M., Heartbeat classification using normalized RR intervals and morphological features, Mathematical Problems in Engineering 2014, (2014).
62. Huang, H. F., Hu, G. S., ve Zhu, L., Sparse representation-based heartbeat classification using independent component analysis, Journal of medical systems, 36,3 (2012) 1235-1247.
63. Muthuvel, K., ve Suresh, L. P., An Ann Based Intelligent System with ABC-GA Optimization for the Classification of ECG Signals, (2015).

64. Muthuvel, K., ve Suresh, L. P., Hybrid Features and Classifier for Classification of ECG Signal, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology 9,12 (2015) 1034-1050.
65. Al Rahhal, M. M., Bazi, Y., Alajlan, N., Malek, S., Al-Hichri, H., Melgani, F., & Al Zuair, M. A., Classification of AAMI heartbeat classes with an interactive ELM ensemble learning approach, Biomedical Signal Processing and Control 19 (2015) 56-67.
66. Herry, C. L., Frasch, M., Seely, A. J., & Wu, H. T., Heart beat classification from single-lead ECG using the synchrosqueezing transform, Physiological Measurement, 38,2 (2017) 171.
67. Li, P., Wang, Y., He, J., Wang, L., Tian, Y., Zhou, T. S., ve Li, J. S., High-Performance Personalized Heartbeat Classification Model for Long-Term ECG Signal, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 64,1 (2017) 78-86.
68. Park, J., ve Kang, K., PcHD: Personalized classification of heartbeat types using a decision tree, Computers in biology and medicine, 54 (2014) 79-88.
69. Bsoul, A. A. R., Ward, K., Najarian, K., ve Ji, S. Y., A unified signal processing and machine learning method for Detection of abnormal heart beats using electrocardiogram, Bioinformatics and Biomedicine Workshops (BIBMW), 2010 IEEE International Conference on IEEE, (2010) 453-460.
70. <https://www.physionet.org/>, 2 Ocak 2017.
71. Ölmez, T., ve Dokur, Z., Uzman sistemlerde örüntü tanıma, İTÜ, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü, (2009) 35.
72. Chan, H. L., Lin, M. A., Chao, P. K., & Lin, C. H., Correlates of the shift in heart rate variability with postures and walking by time–frequency analysis, Computer methods and programs in biomedicine, 86,2 (2007) 124-130.
73. Šprager, S., Đonlagić, D., & Zazula, D., Heart beat monitoring using optical interferometric signal and pseudo Wigner-Ville distribution, The 7th International Conference on Information Technology and Applications ICITA. 2011 271-275.
74. Choi, H. I., & Williams, W. J., Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing 37.6 (1989) 862-871.
75. Mousa, A., ve Saleem, R., Using reduced interference distribution to analyze abnormal cardiac signal, Journal of Electrical Engineering 62,3 (2011) 168-172.

76. Thayaparan, T., ve Kennedy, S., Detection of a manoeuvring air target in sea-clutter using joint time–frequency analysis techniques, *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 151,1 (2004) 19-30.
77. Zhao, Y., Atlas, L. E., ve Marks, R. J., The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequency representations of nonstationary signals, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 38,7 (1990) 1084-1091.
78. Cortes, C., ve Vapnik, V., Support-vector networks, *Machine learning* 20,3 (1995) 273-297.
79. Osuna, E., Freund, R., ve Girosi, F., Support vector machines: Training and applications, (1997).
80. Hejazi, M., Al-Haddad, S. A. R., Singh, Y. P., Hashim, S. J., ve Aziz, A. F. A., Multiclass Support Vector Machines for Classification of ECG Data with Missing Values, *Applied Artificial Intelligence* 29,7 (2015) 660-674.
81. Cover, T., & Hart, P., Nearest neighbor pattern classification, *IEEE transactions on information theory*,13,1 (1967) 21-27.
82. Duda, R. O., Hart, P. E., ve Stork, D. G., Pattern classification. John Wiley ve Sons, 2012.
83. Bhatia, N., Survey of nearest neighbor techniques, *arXiv preprint arXiv 1007, 0085* (2010).
84. Maimon, O., Rokach, L., *Data Mining and knowledge Discovery Handbook*.
85. Helmy, T., Al-Harthi, M. M., & Faheem, M. T., Adaptive ensemble and hybrid models for classification of bioinformatics datasets, *Trans Fuzzy Neural Netw Bioinform Glob J Technol Optim* 3 (2012) 20-29.
86. Yilmaz, B., Arıkan, E., & Asyali, M. H., Use of kNN and quadratic discriminant analysis methods for sleep staging from single lead ECG recordings, *Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT), 2010 15th National. IEEE, (2010) 1-4*.
87. Martis, R. J., Acharya, U. R., ve Min, L. C., ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform, *Biomedical Signal Processing and Control*, 8,5 (2013) 437-448.
88. Stork, D. G., Duda, R. O., Hart, P. E., ve Stork, D. G., Pattern classification, *A Wiley-Interscience Publication, (2001)*.

89. Kayıkçıođlu, İ., Akdeniz, F., ve Kayıkçıođlu, T., Wigner-Ville distribution based ECG arrhythmia detection for telemedicine applications, Signal Processing and Communication Application Conference (SIU) 2016 24th IEEE (2016) 2045-2048.
90. Akdeniz, F., Kayıkçıođlu, İ., Kaya, İ., ve Kayıkçıođlu, T., Using Wigner-Ville distribution in ECG arrhythmia detection for telemedicine applications, Telecommunications and Signal Processing (TSP) 2016 39th International Conference on IEEE, (2016) 409-412.



ÖZGEÇMİŐ

Fulya AKDENİZ 1990 yılında Malatya doğumludur. İlköğretim ve Lise eğitimini Malatya'da tamamlamıştır. 2009 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliğinde başladığı lisans eğitimini 2013 yılında tamamlamıştır. 2013 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği-Elektronik Anabilimdalında yüksek lisans eğitimine başlamıştır. 2017 yılında Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Bilişim Sistemleri Mühendisliğinde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başlamıştır. İyi derecede İngilizce bilmektedir.

