

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

EKG İŞARETİNDEKİ ARİTMİLERİN YUMUŞAK
HESAPLAMA ALGORİTMALARI KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI

ÖNDER YAKUT

KOCAELİ 2018

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

EKG İŞARETİNDEKİ ARİTMİLERİN YUMUŞAK
HESAPLAMA ALGORİTMALARI KULLANILARAK
SINIFLANDIRILMASI

Önder YAKUT





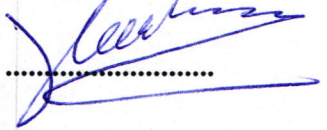
Doç. Dr. Emine DOĞRU BOLAT
Danışman, Kocaeli Üniversitesi

Prof. Dr. Deniz ŞAHİN
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniversitesi

Prof. Dr. Celal ÇEKEN
Jüri Üyesi, Sakarya Üniversitesi

Doç. Dr. Seda POSTALCIOĞLU
Jüri Üyesi, Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi İbrahim MUTLU
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniversitesi

Tezin Savunulduğu Tarih: 06.07.2018

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Kardiyak aritmiler, kalbimiz ve sağlığımızla ilgili son derece hayati öneme sahip ve yaşamımızı tehdit eden durumlara zemin hazırlamaktadır. Elektrokardiyogram (EKG) kaydı, sağlık hizmeti veren personele kalbin işlevlerini ne derece yerine getirdiği hakkında bilgi veren etkili bir klinik araçtır. Bu nedenle, EKG analizine yardımcı olacak, belirli bir ölçüde süreci otomatikleştirecek yeni teknik ve yöntemler geliştirmek çok önemlidir. Yapılan tez çalışmasında, sinyal işleme, QRS algılama, öznitelik çıkartma, öznitelik seçme ve örüntü tanıma yöntemleri kullanılarak aritmieri otomatik olarak sınıflandıran topluluk öğrenme tabanlı yeni bir yöntem önerilmiştir.

Doktora eğitimim süresince değerli birikimlerini benimle paylaşan, tezimin her aşamasında sorunlarımı dinleyerek, çalışmalarına yön veren ve yoğun akademik yaşamında değerli zamanını her türlü problemimi çözmeye ayıran tez danışmanım saygı değer hocam Doç. Dr. Emine DOĞRU BOLAT'a, tez çalışmasının başından sonuna kadar yaptığım çalışmalarla ilgili görüşlerini paylaşan değerli hocam Öğr. Gör. Dr. Serdar SOLAK'a teşekkürlerimi sunarım.

Bugünlere gelmemi sağlayan başta rahmetli anneme, babama ve kardeşlerime saygı, sevgi ve sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Temmuz - 2018

Önder YAKUT

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	ii
İÇİNDEKİLER	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
TABLolar DİZİNİ	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xii
ÖZET.....	xiii
ABSTRACT	xiv
GİRİŞ	1
1. GENEL BİLGİLER	9
1.1. Kalbin Anatomisi	9
1.2. Kalbin Uyarı ve İleti Sistemi.....	11
1.2.1. Kardiyak çevrim	12
1.2.2. Sistol ve diyastol	13
1.3. Elektrokardiyogram (EKG).....	13
1.4. EKG İşaretinin Karakteristiği.....	15
1.5. EKG Ölçüm Sistemi	18
1.5.1. EKG derivasyonları.....	20
1.5.1.1. Üçlü çift kutuplu uzuv derivasyonu.....	20
1.5.1.2. Üçlü tek kutuplu uzuv derivasyonu	22
1.5.1.3. Göğüs derivasyonları	22
1.6. Kardiyak Aritmiler	23
1.6.1. N tipi aritmi grubu.....	25
1.6.2. S tipi aritmi grubu	27
1.6.3. V tipi aritmi grubu.....	29
1.6.4. F tipi aritmi grubu	30
1.6.5. Q tipi aritmi grubu.....	31
1.7. Yumuşak Hesaplama.....	32
2. MATERYAL VE YÖNTEM	33
2.1. K En Yakın Komşu Algoritması (k Nearest Neighbor, kNN)	33
2.2. Karar Ağaçları	34
2.2.1. J48 algoritması	34
2.3. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP, Multi Layer Perceptron)	35
2.4. Destek Vektör Makineleri (SVM, Support Vector Machine)	36
2.5. Topluluk Öğrenme (Ensemble Learning, EL).....	38
2.5.1. Random Forest (RF) algoritması.....	39
2.5.2. İstifleme (Stacking) algoritması	39
2.6. EKG İşareti Ön İşleme	40
2.7. İşaret Bölümlendirmesi	40
2.7.1. Kayan pencere yöntemi	41
2.8. Normalleştirme İşlemi.....	41
2.9. K Katlı Çapraz Doğrulama (K-Fold Cross Validation).....	42
2.9. Wrapper Öznitelik Seçme Yöntemi	42

2.10. Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	43
2.11. Ayrık Fourier Dönüşümü	44
2.12. İstatistiksel Yöntemler.....	44
3. GELİŞTİRİLEN QRS KOMPLEKS TESPİT YÖNTEMİ	46
3.1. QRS Kompleks Tespit Yöntemi Yapısı	46
3.1.1. Ön işleme aşaması	47
3.1.1.1. Sayısal FIR filtre	47
3.1.1.2. Kare alma işlemi	48
3.1.1.3. Hareketli ortalama işlemi	48
3.1.1.4. Normalizasyon işlemi	49
3.1.2. QRS kompleksi bileşenlerine karar verme aşaması	50
3.2. Deneysel Sonuçlar	55
3.2.1. MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı	55
3.2.2. Fantasia Veri Tabanı	56
3.2.3. MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanı	56
3.2.4. QT Veri Tabanı	57
3.2.5. European ST-T Veri Tabanı	58
3.3. Tartışma.....	59
3.4. Sonuçlar	60
4. ÖNERİLEN ARİTMİ SINIFLANDIRMA YÖNTEMİ.....	62
4.1. Tez Çalışmasında İzlenen Süreç.....	62
4.1.1. Eğitim süreci	63
4.1.2. Test süreci	64
4.2. Önerilen Topluluk Öğrenme Tabanlı Yöntem	65
4.3. MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı Bilgisi	66
4.3.1. Kategori bazlı değerlendirme planı	67
4.3.2. Hasta bazlı değerlendirme planı	68
4.4. QRS Kompleksi Algılama.....	69
4.5. Taban Hattı Gezinmesinin Ortadan Kaldırılması	69
4.6. Öznitelik Çıkartma İşlemi	72
4.6.1. Bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkarma yöntemi.....	74
4.6.2. Ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	76
4.6.3. EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	78
4.6.4. Ayrık fourier dönüşümü ve güç spektral yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemi	83
4.7. Modele Ait İstatistiksel Başarım Ölçütleri	89
4.8. Örüntü Tanıma Yöntemlerine Ait Öznitelik Seçme ve Modellerin Eğitilmesi	90
4.8.1. Kategori bazlı değerlendirme planına ait özniteliklerin seçilmesi ve modellerin eğitilmesi.....	91
4.8.2. Hasta bazlı değerlendirme planına ait özniteliklerin seçilmesi ve modellerin eğitilmesi	93
4.8.3. Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile sınıflandırma işlemi	95
4.8.4. Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile sınıflandırma işlemi	97
5. DENEYSEL SONUÇLAR	99
5.1. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Modellerin Test Edilmesi.....	99

5.1.1 Model 1.1	99
5.1.2 Model 1.2	100
5.1.3 Model 1.3	101
5.1.4 Model 1.4	103
5.1.5 Model 1.5	104
5.1.6 Model 1.6	105
5.1.7 Model 2.1	107
5.1.8 Model 2.2	108
5.1.9 Model 2.3	109
5.1.10 Model 2.4	111
5.1.11 Model 2.5	112
5.1.12 Model 2.6	113
5.1.13 Model 3.1	115
5.1.14 Model 3.2	116
5.1.15 Model 3.3	117
5.1.16 Model 3.4	119
5.1.17 Model 3.5	120
5.1.18 Model 3.6	121
5.1.19 Model 4.1	122
5.1.20 Model 4.2	124
5.1.21 Model 4.3	125
5.1.22 Model 4.4	126
5.1.23 Model 4.5	128
5.1.24 Model 4.6	129
5.2. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Modellerin Test Edilmesi	130
5.2.1 Model 5.1	130
5.2.2 Model 5.2	131
5.2.3 Model 5.3	133
5.2.4 Model 5.4	134
5.2.5 Model 5.5	135
5.2.6 Model 5.6	136
5.2.7 Model 6.1	137
5.2.8 Model 6.2	138
5.2.9 Model 6.3	139
5.2.10 Model 6.4	140
5.2.11 Model 6.5	141
5.2.12 Model 6.6	142
5.2.13 Model 7.1	143
5.2.14 Model 7.2	144
5.2.15 Model 7.3	145
5.2.16 Model 7.4	146
5.2.17 Model 7.5	148
5.2.18 Model 7.6	149
5.2.19 Model 8.1	150
5.2.20 Model 8.2	151
5.2.21 Model 8.3	152
5.2.22 Model 8.4	153
5.2.23 Model 8.5	154
5.2.24 Model 8.6	155

5.3. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler	
Kullanılarak Modellerin Test Edilmesi	156
5.3.1 Model 9.1	156
5.3.2 Model 9.2	158
5.3.3 Model 9.3	159
5.3.4 Model 9.4	160
5.3.5 Model 9.5	162
5.3.6 Model 9.6	163
5.4. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler	
Kullanılarak Modellerin Test Edilmesi	165
5.4.1 Model 10.1	165
5.4.2 Model 10.2	166
5.4.3 Model 10.3	167
5.4.4 Model 10.4	168
5.4.5 Model 10.5	169
5.4.6 Model 10.6	170
5.5. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Çalışmaların Sonuçları.....	171
5.6. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Çalışmaların Sonuçları.....	174
5.7. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler	
Kullanılarak Yapılan Çalışma	177
5.8. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler	
Kullanılarak Yapılan Çalışma	179
5.9. Literatürdeki Çalışmalar İle Değerlendirme.....	181
5.9.1 Kategori bazlı değerlendirme	181
5.9.2 Hasta bazlı değerlendirme	183
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	186
KAYNAKLAR	189
KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER	198
ÖZGEÇMİŞ	199

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	Kalbin temel anatomisi ve iletim sistemi.....	10
Şekil 1.2.	Kalbin iletim sistemi	12
Şekil 1.3.	Kalpteki uzmanlaşmış hücrelerin her biri için farklı aksiyon potansiyelleri	14
Şekil 1.4.	EKG sinyaline ait tek bir kalp döngüsü ve bileşenleri.....	16
Şekil 1.5	Normal 12 derivasyonlu EKG kayıt sisteminde kalbin elektrokardiyografik görüntüleri	19
Şekil 1.6.	Örnek bir 12 derivasyonlu normal EKG kaydı	20
Şekil 1.7.	N tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri	26
Şekil 1.8.	S tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri.....	27
Şekil 1.9.	V tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri	29
Şekil 1.10.	F tipi aritmi grubuna ait atım türünün dalga şekli.....	30
Şekil 1.11.	Q tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri	31
Şekil 2.1.	Farklı k parametreleri için kNN sınıflaması	33
Şekil 2.2.	4 girişli, 4 gizli katmanlı ve tek çıkışlı Örnek ÇKA yapısı kullanılarak sınıflandırma	36
Şekil 2.3.	Doğrusal ayrılabilen destek vektör makineleri	37
Şekil 2.4.	Topluluk Öğrenme modeli	38
Şekil 2.5.	Wrapper öznitelik seçim yaklaşımı.....	43
Şekil 3.1.	QRS Kompleks Algılama Yönteminin blok diyagramı	47
Şekil 3.2.	Ham EKG işaretinin (a) QRS kompleksinin yönünün ve R zirvesinin uç noktasının tespit edilmesi (b) Q ve S noktalarının konumlarının saptanması	52
Şekil 3.3.	103 nolu EKG kaydına ait ön işleme ve karar verme aşaması grafikleri.....	54
Şekil 4.1.	Aritmileri sınıflandırmak için eğitim ve test sürecinde izlenen aşamalar.....	62
Şekil 4.2.	İstifleme (stacking) yöntemine dayalı Topluluk Öğrenmeye ait blok diyagram	65
Şekil 4.3.	MIT-BIH AVT'nın kategorilere göre eğitim ve test kümelerine ayrılması.....	67
Şekil 4.4.	İki aşamalı medyan filtreye ait blok diyagram	70
Şekil 4.5.	İki aşamalı medyan filtrenin aşamaları, (a) ham EKG işareti, (b) ilk medyan filtresine ait işaret, (c) ikinci medyan filtresine ait işaret ve (d) taban hattı gezintisi kaldırılmış EKG işareti.....	71
Şekil 4.6.	Medyan filtre kullanılarak taban hattı gürültüsünün EKG işaretinden kaldırılması işlemi	72
Şekil 4.7.	256 örnek genişliğine sahip EKG dalga şeklinin bir bölütü	75
Şekil 4.8.	ADD'nin 5. seviyeden ayrıştırma ağacı, her seviyedeki detay (cA) ve yaklaşım (cD) katsayılarının frekans aralığı	76
Şekil 4.9.	Normal bir kalp atımının 256 örneklilik bölütü detay (cA) ve yaklaşım (cD) katsayılarının grafikleri.....	77

Şekil 4.10.	Kullanılan ADD yöntemindeki Daubechies-8 (db8) ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu.....	77
Şekil 4.11.	EKG işaretindeki bir kalp atımına ait bileşenlerinin zaman penceresi kullanılarak morfolojik özniteliklerinin çıkartılması.....	79
Şekil 4.12.	EKG işaretindeki ardışık iki R tepesi arasındaki RR aralığı.....	80
Şekil 4.13.	EKG işaretindeki 256 örneklilik bölütte EKG işaretinin bileşenlerinin zaman penceresi kullanılarak elde edilmesi.....	81
Şekil 4.14.	EKG işaretine ait morfolojik tabanlı özniteliklerin çıkartılması için önerilen yöntemin blok diyagramı.....	82
Şekil 4.15.	EKG işaretine ait frekans uzayı özniteliklerinin çıkartılması için önerilen 256 örneklilik bölütün zaman penceresi yapısı.....	83
Şekil 4.16.	EKG işaretinin 256 örneklilik bölütüne Hanning penceresinin uygulanmasının etkisini gösteren grafik.....	84
Şekil 4.17.	Hanning pencereli EKG işaretine AHFD uygulanması sonucu oluşan genlik spektrumu.....	85
Şekil 4.18.	Hanning pencereli EKG işaretinin Welchs yöntemi ile güç spektral yoğunluğunun elde edilmesi.....	86
Şekil 4.19.	Frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemi blok diyagramı.....	87
Şekil 4.20.	Welchs yöntemi kullanılarak EKG bileşenlerinin Güç Spektral Yoğunluğunun elde edilmes.....	87

TABLULAR DİZİNİ

Tablo 1.1.	EKG Normal sinüs ritim süreleri	18
Tablo 1.2.	EKG Normal sinüs ritim genlikleri.....	18
Tablo 1.3.	MIT-BIH AVT AAMI standardına göre dağılımı	25
Tablo 3.1.	Önerilen yöntemin MIT-BIH AVT'deki diğer algoritmalarla karşılaştırılması	55
Tablo 3.2.	Önerilen yöntemin Fantasia VT'daki diğer algoritmalarla karşılaştırılması	56
Tablo 3.3.	Önerilen yöntemin diğer algoritmalarla karşılaştırılması	57
Tablo 3.4.	Önerilen yöntemin QT Veri Tabanındaki diğer algoritmalarla karşılaştırılması	58
Tablo 3.5.	Önerilen yöntemin European ST-T Veri tabanındaki diğer algoritmalarla karşılaştırılması.....	59
Tablo 3.6.	Önerilen QRS algılayıcının kullanılan veri tabanlarına ait sonuçlarının özeti	59
Tablo 4.1.	Kategori bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı	68
Tablo 4.2.	Hasta bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı	69
Tablo 4.3.	Her bir model grubuna ait çıkartılan öznelik sayılarının dağılımı	73
Tablo 4.4.	EKG işaretinden çıkartılan ADD tabanlı özneliklerin listesi	78
Tablo 4.5.	EKG işaretinden çıkartılan morfolojik öznelikler	80
Tablo 4.6.	AFD ve GSY tekniği kullanılarak çıkartılan EKG işaretine ait öznelikler.....	88
Tablo 4.7.	Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait parametreler ve eğitim başarımları.....	91
Tablo 4.8.	Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş öznelik listesi	92
Tablo 4.9.	Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait parametreler ve eğitim başarımları.....	93
Tablo 4.10.	Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilen öznelikler listesi	94
Tablo 4.11.	Kategori bazlı değerlendirme planına ait seçilen hibrit özneliklerin listesi	95
Tablo 4.12.	Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş hibrit özneliklerin listesi	96
Tablo 4.13.	Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznelikler ile oluşturulan modellerin parametre ve eğitim başarımları	96
Tablo 4.14.	Hasta bazlı değerlendirme planına ait seçilen hibrit özneliklerin listesi	97
Tablo 4.15.	Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş hibrit özneliklerin listesi	98

Tablo 4.16.	Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznelikler ile oluşturulan modellerin parametre ve eğitim başarımlar.....	98
Tablo 5.1.	Model 1.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları	99
Tablo 5.2.	Model 1.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları	101
Tablo 5.3.	Model 1.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları.....	102
Tablo 5.4.	Model 1.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları	103
Tablo 5.5.	Model 1.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları	104
Tablo 5.6.	Model 1.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	106
Tablo 5.7.	Model 2.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları	107
Tablo 5.8.	Model 2.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları	109
Tablo 5.9.	Model 2.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları.....	110
Tablo 5.10.	Model 2.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları	111
Tablo 5.11.	Model 2.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları	113
Tablo 5.12.	Model 2.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	114
Tablo 5.13.	Model 3.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları	115
Tablo 5.14.	Model 3.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları	117
Tablo 5.15.	Model 3.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları.....	118
Tablo 5.16.	Model 3.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları	119
Tablo 5.17.	Model 3.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları	120
Tablo 5.18.	Model 3.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	122
Tablo 5.19.	Model 4.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları	123
Tablo 5.20.	Model 4.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları	124
Tablo 5.21.	Model 4.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları.....	126
Tablo 5.22.	Model 4.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları	127
Tablo 5.23.	Model 4.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları	128
Tablo 5.24.	Model 4.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	130
Tablo 5.25.	Model 5.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	131
Tablo 5.26.	Model 5.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	132
Tablo 5.27.	Model 5.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları.....	133
Tablo 5.28.	Model 5.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	134
Tablo 5.29.	Model 5.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	135
Tablo 5.30.	Model 5.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	136
Tablo 5.31.	Model 6.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	137
Tablo 5.32.	Model 6.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	139
Tablo 5.33.	Model 6.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları.....	140
Tablo 5.34.	Model 6.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	141
Tablo 5.35.	Model 6.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	142
Tablo 5.36.	Model 6.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	143
Tablo 5.37.	Model 7.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	144
Tablo 5.38.	Model 7.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	145
Tablo 5.39.	Model 7.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları.....	146
Tablo 5.40.	Model 7.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	147
Tablo 5.41.	Model 7.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	148

Tablo 5.42. Model 7.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	149
Tablo 5.43. Model 8.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	150
Tablo 5.44. Model 8.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	151
Tablo 5.45. Model 8.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları	153
Tablo 5.46. Model 8.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	154
Tablo 5.47. Model 8.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	155
Tablo 5.48. Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	156
Tablo 5.49. Model 9.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	157
Tablo 5.50. Model 9.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	159
Tablo 5.51. Model 9.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları	160
Tablo 5.52. Model 9.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	161
Tablo 5.53. Model 9.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	163
Tablo 5.54. Model 9.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	164
Tablo 5.55. Model 10.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları	165
Tablo 5.56. Model 10.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları	166
Tablo 5.57. Model 10.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları	167
Tablo 5.58. Model 10.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları	168
Tablo 5.59. Model 10.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları	170
Tablo 5.60. Model 10.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları	171
Tablo 5.61. Kategori bazlı değerlendirme planı, aritmili kalp atımlarının sınıflandırma sonuçları	173
Tablo 5.62. Hasta bazlı değerlendirme planı, aritmili kalp atımlarının sınıflandırma sonuçları	176
Tablo 5.63. Kategori bazlı değerlendirme planı, hibrit öznelikler ile aritmili kalp atımlarını sınıflandırma sonuçları	178
Tablo 5.64. Kategori bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme yöntemine ait sınıflandırma sonuçları	179
Tablo 5.65. Hasta bazlı değerlendirme planı, hibrit öznelikler ile aritmili kalp atımlarını sınıflandırma sonuçları	180
Tablo 5.66. Hasta bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme yöntemine ait sınıflandırma sonuçları	180
Tablo 5.67. Literatürde kategori bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar	182
Tablo 5.68. Literatürde hasta bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar	183
Tablo 5.69. Literatürde hasta bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar	184

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar

AAMI	: Association for the Advancement of Medical Instrumentation (Tıbbi Cihazların Geliştirilmesi Derneği)
BPM	: Beat Per Minute (Dakika Başına Atım)
CAD	: Computer Aided Detection (Bilgisayar Destekli Teşhis)
DT	: Decision Tree (Karar Ağaçları)
DWT	: Discrete Wavelet Transform (Ayrık Dalgacık Dönüşümü)
EKG	: Electrocardiogram (Elektrokardiyogram)
EL	: Ensemble Learning (Topluluk Öğrenme)
FIR	: Finite Impulse Response (Sonlu Dürtü Yanıtı)
FFT	: Fast Fourier Transform (Hızlı Fourier Dönüşümü)
HR	: Heart Rate (Kalp Hızı)
HRV	: Heart rate variability (Kalp Hızı Değişkenliği)
kNN	: k-Nearest Neighbor (k-En Yakın Komşu)
MIT-BIH	: MIT-BIH Arrhythmia Database (MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı)
MLP	: Multilayer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcı)
NSR	: Normal Sinus Rhythm (Normal Sinüs Ritmi)
PSD	: Power Spectral Density (Güç Spektral Yoğunluğu)
RF	: Random Forest (Rassal Orman)
SVM	: Support Vector Machine (Destek Vektör Makinaları)
WHO	: World Health Organization (Dünya Sağlık Örgütü)

EKG İŞARETİNDEKİ ARİTMİLERİN YUMUŞAK HESAPLAMA ALGORİTMALARI KULLANILARAK SINIFLANDIRILMASI

ÖZET

Kardiyak aritmilerin doğrudan ya da dolaylı olarak yol açtığı sağlık problemleri yaşamı tehdit edebilmektedir. Elektrokardiyogram (EKG) işaretinin analizi, klinik araştırmalarda ve hastalık teşhisinde kalbin işlevini değerlendirmek için önemli bir tanı aracıdır. Günümüze kadar EKG işaretinin analizi için çeşitli Yumuşak Hesaplama yöntem ve teknikleri önerilmiştir. Bu tez çalışmasında, EKG işaretindeki kalp atımlarını kategori ve hasta bazlı değerlendirme planına göre aritmili kalp atımlarını otomatik olarak sınıflandıran topluluk öğrenme tabanlı yeni bir yöntem önerilmiştir. EKG işaretindeki taban hattı gürültüsünü kaldırmak için iki aşamalı medyan filtre kullanılmıştır. EKG işaretine ait P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası bileşenlerinin konumları, geliştirilen QRS kompleksi algılayıcısı ile belirlenmiştir. Bu tez kapsamında dört farklı öznitelik çıkartma yöntemi kullanılmıştır. Bunlardan Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı yeni bir öznitelik çıkartma tekniği önerilmiştir. Wrapper öznitelik seçme algoritması kullanılarak hibrit alt öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Temel öğrencileri Multi Layer Perceptron (MLP) ve Random Forest (RF), meta öğrencisi Lineer Regresyon (LR) sınıflandırıcıları istifleme (stacking) algoritması kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yeni yöntemin, kategori bazlı aritmili kalp atımlarının sınıflandırmasına ait ortalama başarımlar; doğruluk %99,88, duyarlılık %99,08, keskinlik %99,94 ve pozitif öngörü (+P) %99,08 olarak elde edilmiştir. Hasta bazlı aritmili kalp atımlarının sınıflandırılmasına ait ortalama başarımlar; doğruluk %99,72, duyarlılık %99,30, keskinlik %99,83 ve pozitif öngörü (+P) %99,30 olarak elde edilmiştir. Böylece, önerilen yöntemin literatürdeki benzer çalışmalardan daha yüksek bir başarımla sonuçuna sahip olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Elektrokardiyogram (EKG), Kalp Atımı Sınıflama, Kalp Atımı Bölütleme, Öznitelik Çıkartma, Topluluk Öğrenme.

CLASSIFICATION OF ARRHYTHMIAS IN ECG SIGNAL USING SOFT COMPUTING ALGORITHMS

ABSTRACT

Health problems, directly or indirectly caused by cardiac arrhythmias, may threaten life. The analysis of electrocardiogram (ECG) signals is an important diagnostic tool for assessing cardiac function in clinical researches and disease diagnosis. Until today various Soft Computing methods and techniques have been proposed for the analysis of ECG signals. In this thesis, a new Ensemble Learning based method is proposed that automatically classifies the arrhythmic heart beats of ECG signal according to the category based and patient based evaluation plan. A two-stage median filter was used to remove the baseline noise from the ECG signal. The locations of fiducial points of the ECG signal were determined using the developed QRS complex detector. Within the scope of this thesis, four different feature extraction methods were utilized. A new feature extraction technique based on the Power Spectral Density has been proposed. Hybrid sub-feature clusters were constructed using a wrapper-based feature selection algorithm. A new method based on Ensemble Learning has been proposed by using stacking algorithm. Multi-layer perceptron (MLP) and random forest (RF) as base learners and Linear Regression (LR) as meta learner were utilized. Average performance values for the category-based arrhythmia heart beat classification of the proposed new method based on Ensemble Learning; accuracy was 99,88%, sensitivity was 99,08%, specificity was 99,94% and positive predictivity (+P) was 99,08%. Average performance values for patient-based arrhythmia heart beat classification were 99,72% accuracy, 99,30% sensitivity, 99,83% specificity and 99,30% positive predictivity (+P). Thus, it is concluded that the proposed method has higher performance results than the similar studies in the literature.

Keywords: Electrocardiogram (ECG), Heartbeat Classification, Heartbeat Segmentation, Feature Extraction, Ensemble Learning.

GİRİŞ

Dünya Sağlık Örgütü'nün (World Health Organization, WHO) [1] verilerine göre her yıl yaklaşık olarak 17.7 milyon insan, kalp hastalıkları ve bu hastalıkların neden olduğu farklı organlardaki işlevsel bozulmalardan dolayı hayatlarını kaybetmektedir.

Elektrokardiyogram (EKG), kalp kaslarının kasılmasını sağlayan elektriksel aktivitenin zamana göre değişiminin grafiksel olarak gösterimidir. EKG, kalbin ve kardiyovasküler sistemin işlevsel yönleri hakkında önemli bilgiler taşımaktadır. EKG, doktorlara son derece yararlı bilgiler sağlayan, göğüs yüzeyine elektrotlar yerleştirilerek elde edilen girişimsiz bir yöntem olarak kabul edilmektedir. EKG işaretinin analiz edilmesi, tıbbi açıdan değerlendirmelerin rutin bir parçası haline gelmektedir. Sabit/taşınabilir EKG cihazlarından, holterlerden, mobil kardiyak telemetri sistemlerinden, olay kaydedicilerinden, kablosuz sensör tabanlı sistemlerden ve gömülü platformlardan çok miktarda veri kayıt edilmektedir. Bu tür cihazlar tarafından yüksek miktarda veri elde edilmekte ve bu nedenle bu kayıtların analizine yardımcı olan algoritmaların geliştirilmesi zorunlu hale gelmektedir. EKG işaretinde, kalp atışında meydana gelen anormalliklere genellikle aritmi denmektedir. Aritmi normal sinüs ritminden farklı herhangi bir kardiyak bozukluk için genel bir terimdir. Kalp hastalıklarının erken dönemde teşhisi ve uygun tedavi yönteminin uygulanması yaşam standardını artırıcı ve insan hayatını uzatıcı bir etki yapmaktadır. Doktorların uzun EKG kayıtlarını çok kısa sürede analiz etmeleri çok zordur ve insan gözü sürekli olarak EKG işaretinin yapısal değişikliklerini tespit etmek için pek uygun değildir. Bu nedenle, kardiyak aritminin veya anormalliklerin erken teşhisi için güçlü Bilgisayar Destekli Tanı (Computer Aided Diagnosis) sistemlerinin geliştirilmesi ve desteklenmesi gerekmektedir. Bu yüzden, Bilgisayar Destekli Tanı sistemlerine yardımcı olabilecek etkili ve sağlam; sinyal işleme, öznitelik çıkartma ve sınıflandırma yöntemlerinin geliştirilmesi büyük önem taşımaktadır.

Bu tezde, EKG kayıtları incelenerek EKG işaretindeki ön işleme, QRS algılayıcı algoritmalar, öznitelik çıkartma yöntemlerini ve kardiyak aritmili kalp atımlarını

analiz eden sınıflandırma ya da örüntü tanıma yöntemlerinin geliştirilmesine odaklanılmaktadır. Hastalık durumunda EKG işareti, normal durumundan farklı olarak, şekilsel ve frekans sıklığı bakımından değişim göstermektedir. EKG kayıtlarındaki bu anormallikler insanlar tarafından tespit edilmesi zordur ve yüksek derecede hataya açık olmaktadır. Bu nedenle aritmili kalp atımlarını otomatik sınıflayan sistemler için, EKG işareti kullanılarak etkili makine öğrenmesi algoritmaları ile yeni yöntem ve teknikler tez kapsamında önerilmektedir.

Bu tezde, gelişmiş sayısal işaret işleme, öznitelik çıkartma, öznitelik seçme ve örüntü tanıma yöntem ve teknikleri kullanılarak otomatik aritmi tespiti yapmak amacıyla EKG kayıtlarının analiz edilmesi hedeflenmiştir. EKG işaretinden aritmili atım tespiti için uygun öznitelik çıkartma, makine öğrenmesi yöntemleri gibi yaklaşımları kullanmak ana motivasyonumuzu oluşturmaktadır. Özellikle, EKG atımlarının doğru tespiti için uygun özniteliklerin çıkartılması, seçilmesi ve sınıflandırma doğruluğunu artırmaya odaklanarak zorlu koşullarda bile sınıflandırma başarımını makul ölçüde yüksek tutmaya çalışan otomatik aritmili kalp atımlarını sınıflandıran bir yöntem önermekteyiz.

Önerilen otomatik aritmili kalp atımı sınıflandırma yöntemi, EKG kayıtları ön işleme sürecinden geçirilerek, şekilsel, zaman ve frekans sıklığı değişimleri doğru bir şekilde analiz edilmeye çalışılmıştır. EKG işaretinden öznitelik çıkartma yöntemleri incelenmiştir. Daha sonra var olan yöntemler ve yeni önerilen yöntemler ile EKG işaretinden öznitelikler çıkartılarak öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Öznitelik kümeleri, öznitelik seçme ve boyut azaltma teknikleri kullanılarak en anlamlı olan öznitelik alt kümeleri belirlenmiştir. Belirlenen öznitelik alt kümeleri kullanılarak, var olan sınıflayıcılar ile önerilen sınıflama yöntemi algoritması eğitilip test edilerek yeni yöntemin başarımı, geçerliliği ve güvenilirliği doğrulanmıştır.

Önerilen otomatik aritmili kalp atımı sınıflandırma yöntemi, ön işleme, özellik çıkarma, özellik seçme, parametre optimizasyonu ve sınıflandırma adımlarından oluşmaktadır. Kalp atımlarını sınıflandırmak için MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı'ndan 16 çeşit aritmili atım sınıfını içeren EKG kayıtları kullanılmıştır. Ön işleme aşamasında, EKG işaretindeki temel hat gezintisi (DC ofseti) azaltılarak, EKG işareti izoelektrik hat seviyesine oturtulmaya çalışılmaktadır. EKG işaretindeki R

tepelerinin konum bilgileri, veri tabanındaki ek açıklama dosyaları (annotation file) kullanılarak elde edilmiştir. Öznitelik çıkartma aşamasında, EKG işareti için literatürdeki çalışmalarda kullanılan öznitelik çıkartma yöntemlerinin yanı sıra, farklı bir teknikle çıkardığımız özelliklerde kullanılmıştır. Öznitelik seçimi aşamasında, literatürde kullanılan ve bizim önerdiğimiz yöntemle çıkartılan özelliklerden en fazla bilgi taşıyanları tespit edilmiştir. Parametre optimizasyonu ile kullanılacak olan makine öğrenmesi algoritmalarının sınıflandırmaya uygun hale getirilmesi sağlanmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise oluşturulan test ve eğitim öznitelik kümeleri kullanılarak önerilen otomatik aritmili kalp atımı sınıflandırma yönteminin başarımı değerlendirilmiştir.

Çalışma için kullanılacak olan EKG kayıtları, herkesin erişimine açık olan MIT-BIH Aritmi Veri Tabanından sağlanmıştır. EKG kayıtları işlenerek, karakteristik özelliklerini en iyi şekilde ortaya çıkaran yöntemler kullanılmıştır. Öznitelik çıkarma ve seçme yöntemleri ile makine öğrenmesi algoritmaları üzerinde test edilerek, aritmili kalp atımlarının otomatik sınıflandırılmasında etkin bir şekilde yol gösterici bir yöntem önerilmiştir.

Literatürde, EKG işaretini analiz ederek kardiyak aritmileri sınıflandıran çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan bazıları aşağıda açıklanmıştır.

Ceylan yapmış olduğu doktora tezinde, EKG sinyalleri sınıflandırılarak kalp krizi riski olan ve geçiren hastaların kayıtları incelemek amaçlı tele-kardiyoloji sistemi önerilmiştir [2]. İşler'in yapmış olduğu doktora tezinde, EKG kayıtlarından Konjestif Kalp Yetmezliği hastalığının teşhisi için Kalp Hızı Değişikliği parametrelerini kullanmıştır [3]. Kutlu'nun yapmış olduğu doktora tezinde, EEG ve EKG işaretlerindeki örüntüleri tanıma ve sınıflandırma amacı ile bilgisayar destekli bir sistem gerçekleştirmiştir [4]. Özdemir yapmış olduğu doktora tezinde, mobil bir yapay sinir ağı tabanlı otomatik aritmi sınıflandırıcıyı FPGA yongası üzerinde gerçekleştirmiştir [5]. Okkesim yapmış olduğu doktora tezinde, koroner anjiyografinin hastalarda meydana getirdiği stresin sempatik sinir sistemine olan etkilerini incelemişlerdir. Sonuç olarak, sempatik uyarılmanın en çok anjiyo esnasında olduğunu gözlemlemişlerdir [6]. Yıldız yapmış olduğu doktora tezinde, EEG ve EKG kayıtlarını kullanarak, kişinin uyanıklık seviyesini tespit eden ve

kişinin Obstruktif Uyku Apne Sendromu (OUAS) olup olmadığını belirleyen bir örüntü tanıma sistemi geliştirmiştir [7]. Zeybekoğlu yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, EKG kayıtlarını kullanarak otomatik aritmi tanıyan, yapay sinir ağı tabanlı bir sistem gerçekleştirmiştir [8]. Bilgin'in yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, Kalp Hızı Değişikliği kullanılarak aritmi türü olan supraventriküler aritmi sınıflandırması ve sempatovagal denge değişimi analizi yapılmıştır [9]. Alptekin'nin yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, bilgisayar ortamındaki EKG kayıtlarından Atrial Olgunlaşmamış Atım ve Ventriküler Olgunlaşmamış Atım aktivitelerinin bulunması sağlamıştır [10]. Özcan yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, EKG sinyalindeki anormallikleri tespit etmek amacıyla bulanık yaklaşım kullanmıştır [11]. Günay'ın yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, dalgacık dönüşümü ve deneme tabanlı kip ayrışımı kullanarak EKG kayıtları analiz edilmiş ve yapay sinir ağı kullanarak Ventriküler Geç Potansiyeller tanısının sonuçlarını değerlendirmiştir [12]. Mete'nin yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, EKG sinyaline karışan kas gürültüsü (EMG) çeşitli süzgeçler kullanılarak bastırılmaya çalışılmış ve bu süzgeçlerin başarımları karşılaştırılmıştır [13]. Yücelbaş yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG kayıtlarının çeşitli özellikleri çıkarıp Yapay Sinir Ağı tabanlı sınıflayıcı sistemlerinde değerlendirerek kalpteki aritmileri tespit etmeye çalışmıştır [14]. Sakarya yapmış olduğu yüksek lisans tezinde, EKG sinyalinde bulunan QRS dalgasını uygun bir şekilde belirlemek amacıyla EKG kayıtlarını analiz ve sınıflandırma sistemi tasarlamıştır [15].

EKG işareti elde edildikten sonra, kişiden kişiye değişen farklılıklardan dolayı çeşitli gürültü kaynaklarının bozucu etkisi ile EKG işaretinin dalga formlarındaki ve aralıklarındaki değişiklikler QRS kompleksinin algılanmasına olumsuz etki yapmaktadır. Bu neden ile QRS bulucu algoritmalarda gürültü azaltmak için ön işleme aşaması (preprocessing satge) uygulandıktan sonra karar verme aşaması (decision making stage) ile R tepesi bulma işlemi yapılmaktadır. Literatürde yapılan QRS bulucu çalışmaları genellikle ön işleme ve karar verme olmak üzere temel olarak iki aşamadan oluşmaktadır. Literatürde, EKG işaretini analiz etmek amacıyla farklı yaklaşımlar kullanılarak pek çok QRS algılama yöntemi önerilmiştir.

Adaptif matematiksel morfoloji tabanlı QRS complex algılayıcı bir yöntem Yazdani ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [16]. İki aşamalı medyan filtre ve Savitzky-

Golay smoothing filtre kullanarak kurtosis tabanlı bir QRS complex algılama yöntemi, Sharma ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [17]. QRS kompleks algılamak amacıyla ters biorthogonal dalgacık ayrışması and doğrusal olmayan filtreleme kullanılarak dalgacık tabanlı bir algoritma, Mourad ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [18]. QRS kompleks algılama amacıyla, zaman bağımlı entropi hesabı kullanan entropi ölçümüne dayalı bir algoritma, Farashi tarafından önerilmiştir [19]. Yüksek geçiren doğrusal olmayan filtre tabanlı bir QRS kompleks algılayıcı algoritma, Castells-Rufas ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [20]. EKG işaretinin bileşenlerini saptamak için sürekli dalgacık dönüşümü temelli bir algoritmayı, Yochum ve arkadaşları önermişlerdir [21]. S-Transform ve Shanon energy tabanlı bir algoritma kullanarak R tepesi algılama yöntemi, Zidelma ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [22]. R tepesi algılamak için Butterworth düşük geçiren filtre, Ampirik Mod Ayrıştırma ve geliştirilmiş yaklaşık zarf tabanlı bir yöntem, Li ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [23]. QRS kompleks algılama için optimize edilmiş bilgi tabanlı bir yöntem, Elgendi tarafından önerilmiştir [24]. R tepesi belirginleştirmeye dayalı ve değişken pencere genişliği olan bir QRS algılama yöntemi, Dohare ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [25]. QRS algılamak için VLSI (very large scale integration) morfoloji tabanlı bir algoritma, Zhang ve arkadaşları tarafından sunulmuştur [26]. Tekil değer ayrıştırma filtresi ve geri arama sistemi kullanarak R tepesi saptamak için bir algoritma, Jung ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [27]. Faz uzayı temelli bir algoritmaya Öklid mesafe ölçümünü uygulayarak R tepesi algılayan bir yöntemi, Plesnik ve arkadaşları önermiştir [28]. Dalgacık temelli doğrusal cebir yaklaşımını kullanarak QRS kompleks algılama algoritması, Luigi ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [29]. Çoklu yüksek dereceli moment adı verilen matematiksel-istatistiksel tabanlı bir metrik kullanarak R tepesi algılama algoritması, Ghaffari ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [30]. Vücut alan ağı temelli içerik duyarlı QRS algılama şeması, Wei ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [31]. Modifiye edilmiş Hilbert dönüşümü tabanlı risk skorlama modeli kullanarak QRS kompleks bulan bir algoritma, Ghaffari ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [32]. Kalp hızı zamanlama bilgisini ve morfolojik EKG özelliklerini birleştiren bir QRS algılama algoritmasını, Adnane ve arkadaşları önermişlerdir [33]. Gecikmeli koordinat haritalama tabanlı R tepesi algılama algoritmasını, Cvikl ve arkadaşları önermişlerdir [34]. Dalgacık tabanlı gürültü

azaltma kullanılarak hareketli ortalama temelli QRS algılama algoritması, Chen ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [35]. Dalgacık dönüşüm temelli EKG tanılama sistemini, Martinez ve arkadaşları önermiştir [36]. Hilbert dönüşümü tabanlı özellikler kullanarak QRS algılama algoritmasını, Benitez ve arkadaşları önermişlerdir [37]. MIT-BIH arrhythmia veri tabanını kullanarak QRS algılama kurallarını nicel olarak inceleyen bir çalışmayı, Hamilton ve Tompkins sunmuşlardır. [38]. EKG işaretinde eğim, genlik ve genişlik gibi sayısal bilgileri kullanarak QRS kompleks algılayıcı bir algoritma, Pan and Tompkins tarafından geliştirilmiştir [39].

Literatürde, EKG kayıtlarını analiz etmek amacıyla farklı yaklaşımlar kullanılarak otomatik aritmi tespiti ve sınıflandırması yapan ya da sınıflandırma doğruluğunu iyileştirmeyi hedefleyen pek çok yöntem önerilmiştir.

Chazal ve ark. [40], yapmış oldukları çalışmada, EKG işaretindeki morfolojik ve kalp atımı aralıkları özneliklerini kullanarak 5 temel aritmili kalp atımını sınıflandırmak için otomatik sınıflama yöntemi önermişlerdir. Geliştirilen modelin ortalama başarısı %81,9 olarak hesaplanmıştır. Chen ve ark. [41], yaptıkları çalışmada, kalp atımı aralıklarını ve dinamik öznelikleri kullanarak kalp atımlarını kategori (15) ve hasta (5) bazlı sınıflara ayırmak için SVM sınıflayıcı bir sistem önermişlerdir. Önerilen yöntemin kategori bazlı ortalama başarısı %98,46 ve hasta bazlı ortalama başarısı %93,1 olarak elde edilmiştir. Park ve ark. [42], yaptıkları çalışmada, aritmi bulmak için adaptif öznelik çıkartma ve basamaklı sınıflama yöntemi kullanmışlardır. Çalışmada, 10 adet aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları %97,34 olarak bulunmuştur. Raj ve ark. [43], yaptıkları çalışmada, kardiyak aritmileri sınıflandırma amacıyla DOST yaklaşımı ile zaman-frekans gösterimine yönelik öznelikler çıkartılmış ve PSO ayarlı SVM kullanarak sınıflandırmıştır. Önerilen yöntem, kategori (16) bazlı ortalama başarısı %99,16 ve hasta (5) bazlı ortalama başarısı %89,10 olarak elde edilmiştir. Afkhami ve ark. [44], yaptıkları çalışmada, kardiyak aritmileri sınıflandırmak için istatistiksel, kalp atımı aralıkları ve Gauss karışım modellemesi özneliklerini ile karar ağacı sınıflandırıcısını kullanmışlardır. Önerilen yöntem, kategori bazlı ortalama başarısı %99,70 ve hasta bazlı ortalama başarısı %96,15 olarak elde edilmiştir. Thomas ve ark. [45], yaptıkları çalışmada, kardiyak aritmilerin otomatik olarak sınıflandırılması için çift ağaç kompleks dalgacık dönüşümü (DTCWT) tabanlı özellik çıkartma

tekniki ile yapay sinir ağı sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Çalışmada, 5 adet aritmi türünü sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %97,86 olarak bulunmuştur. Ebrahimzadeh ve ark. [46], yaptıkları çalışmada, aritmi bulmak için yüksek dereceli istatistik ve zamansal öznitelik çıkartma ile radyal temel fonksiyonu olan arılar algoritması yöntemini kullanmışlardır. Çalışmada, 5 adet aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %95,18 olarak bulunmuştur. Wang ve ark. [47], yaptıkları çalışmada, lineer diskriminant analizi ile temel bileşen analizi ve 8 farklı tipte aritmeyi ayırt etmek için bir olasılıksal sinir ağı sınıflandırıcısını birleştiren özellik azaltma yöntemini sunmuşlardır. Önerilen yöntemin ortalama başarımları % 99,71'dir. Martis ve ark. [48], yaptıkları çalışmada, kardiyak aritmeleri sınıflandırmak amacıyla yüksek dereceli spektrum öznitelikleri ile en küçük kare SVM sınıflayıcısı kullanılmıştır. Çalışmada 5 tip atım analiz edilerek ortalama başarımları %93,48 olarak bulunmuştur. Ye ve ark. [49], yaptıkları çalışmada, aritmi sınıflandırması için dalgacık dönüşümü, bağımsız bileşen analizi ve morfolojik tabanlı öznitelikler ile SVM sınıflayıcısı kullanılmıştır. Önerilen yöntem, kategori (16) bazlı ortalama başarımları %99,71 ve hasta (5) bazlı ortalama başarımları %88,20 olarak elde edilmiştir. Huang ve ark. [50], yaptıkları çalışmada, aritmi sınıflandırması için bağımsız bileşen analizi tabanlı ve kalp atımı aralıkları öznitelikleri ile seyrek temsile dayalı sınıflandırmayı birleştiren bir yöntem önerilmiştir. Çalışmada, 8 adet aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %98,35 olarak bulunmuştur. Wen ve ark. [51], yaptıkları çalışmada, kalp atımını sınıflamak için kalp atımı aralıkları ve ham dalga özniteliklerini ile SOM ağı tabanlı CMAC yöntemini önermişlerdir. Çalışmada, 16 adet aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %98,21 olarak elde edilmiştir. Osowski ve ark. [52], yaptıkları çalışmada, kalp atımı tanımlama için yüksek dereceli istatistik tabanlı ve Hermite tabanlı fonksiyonlar ile öznitelikler kullanarak SVM tabanlı bir sınıflandırma yöntemi önermişlerdir. Çalışmada, 13 adet aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %98,18 olarak bulunmuştur. Lagerholm ve ark. [53], yaptıkları çalışmada, aritmi sınıflaması için Hermite tabanlı fonksiyonlardan ortaya çıkan katsayıları öznitelik olarak kullanan ve SOM sinir ağı ile kümeleyen bir yöntem önermişlerdir. Çalışmada, 16 aritmi çeşidini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları değeri %98,49 olarak elde edilmiştir. Rajesh ve ark. [54], yaptıkları çalışmada, kalp atımlarını sınıflandırmak için, gelişmiş tam

topluluk ampirik mod ayrışımı tekniği tabanlı çıkartılan öznitelikler ile AdaBoost topluluk sınıflandırıcısı kullanılarak sınıflandırılmaktadır. Çalışmada, 5 adet aritmi türünü sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları %99,10 olarak bulunmuştur. Fatin ve ark. [55], yaptıkları çalışmada, aritmi tanımlama için EKG işaretindeki doğrusal olan ve doğrusal olmayan özniteliklerin bir birleşimi ile SVM-RBF sınıflayıcısı kullanmıştır. Çalışmada, 5 aritmi tipini sınıflamak için elde ettikleri ortalama başarımları %98,91 olarak elde edilmiştir.

Bu tez çalışmasında, EKG işaretine ait önemli noktaların tespitini yapan bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma kullanılarak EKG işaretinden dört farklı yöntemle öznitelikler çıkarılmıştır. Bu öznitelikler, Wrapper öznitelik seçme yöntemi kullanılarak en anlamlı öznitelik alt kümeleri oluşturulmuştur. Seçilen öznitelik alt kümeleri kullanılarak aritmili kalp atımları önerilen Topluluk Öğrenme tabanlı istifleme yöntemi ile sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak, kategori ve hasta bazlı değerlendirme planına göre başarımları yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip bir yöntem önerilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında Bölüm 1’de kalbin yapısı, uyarı ve ileti sistemi, EKG işareti ve oluşumu, aritmi türleri ile ilgili çeşitli açıklamalar yapılarak anlatılmaktadır.

Bölüm 2’de, çalışmada kullanılan materyal, yöntem ve teknikler sunulmuştur.

Bölüm 3’te, tez çalışması kapsamında geliştirilen düşük hesaplama yüküne sahip QRS kompleks tespit yöntemi verilmiştir.

Bölüm 4’te, tez çalışması kapsamında ön işleme, gürültü giderme, öznitelik çıkartma, öznitelik seçme aşamaları ve geliştirilen aritmi sınıflandırma yöntemi açıklanmaktadır.

Bölüm 5’te, elde edilen deneysel sonuçlar verilmiş ve literatür ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

Bölüm 6’da, tez çalışması kapsamında elde edilen sonuçlar ve öneriler yer almaktadır.

1. GENEL BİLGİLER

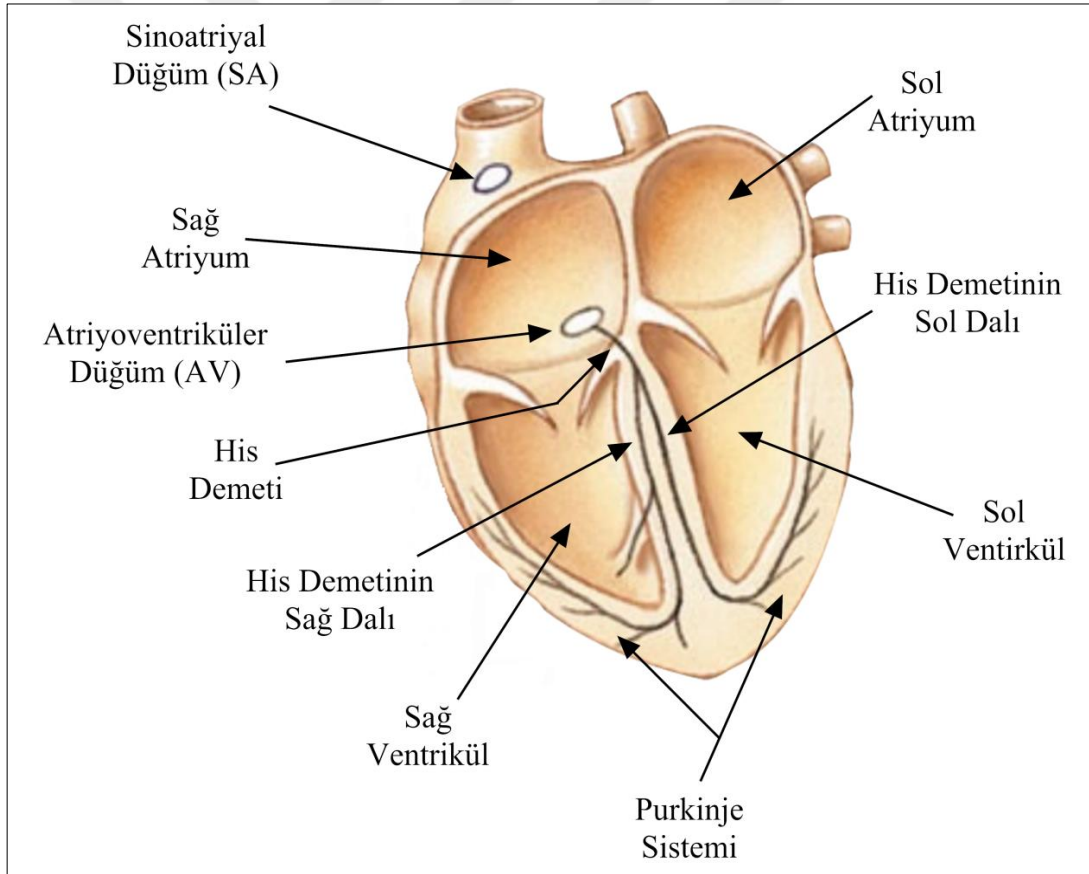
Kalp, oksijen bakımından zengin olan kanı vücudun dokularına ve organlarına verimli bir şekilde yollamak için özel bir uyarı ve ileti sistemi ile tasarlanmış karmaşık bir kas yapısına sahip mekanik bir pompadır. Bu işlev, kalbin ritim bozuklukları dahil olmak üzere kalp hastalıklarından dolayı bozulabilmektedir. Normal kalp atımı, kalp kas hücrelerinin elektriksel aktivasyonu sonucu oluşan depolarizasyon dalgası tarafından başlatılan, kulakçıklardan başlayarak karıncıklara doğru iletilen düzenli ve koordineli kalp atışları dizisidir. Böylece, kalp mekanik olarak kasılıp-gevşeyerek pompalama görevini yerine getirmekte ve kan dolaşımını sağlamaktadır. Aritmi, kalbin uyarı ve ileti sisteminde elektriksel olarak meydana gelen bir rahatsızlıktır ve bunu takiben kalbin ritmik ve koordineli çalışmasını bozarak mekanik olarak pomplama yeteneğini olumsuz yönde etkilemektedir. Farklı türlerde aritmiler mevcuttur. Bazıları tek bir anormal kalp atımından oluşurken, bazıları daha uzun sürer ve çok ciddi bulgular ortaya çıkarmaktadır. Aritmiler kalbin çalışmasını gerçekten tehlikeye atabilir ve yaşamı tehdit eden bir durum oluşturabilir. Bu nedenle, EKG kayıtlarını analiz ederek elde edilebilecek kardiyak aritmilerin tanısı önemli bir tıbbi konudur. Bu bölümde kalbin yapısı, işleyişi ve aritmiler ile ilgili bilgiler verilmektedir.

1.1. Kalbin Anatomisi

Kalp, ritmik olarak kasılıp gevşeyerek çalışan bir kastır ve vücudun her tarafına kan pompalayarak kan dolaşımını sağlamaktadır. Kalbin duvarlarını oluşturan, miyokart adı verilen kalp kasından oluşmaktadır. Kalp, Şekil 1.1'de gösterildiği gibi sağ ve sol kısmında kulakçıklardan (atriyum) ve karıncıklardan (ventrikül) oluşan dört bölümden meydana gelmektedir. Karıncıklar ve kulakçıklar kendi aralarında birer birimdir. Bu durum kalbin elektriksel fonksiyonu için özel bir öneme arz etmektedir. Her bir normal kalp atışında kalbin tamamı boyunca bir elektrik akımı dalgası yayılmakta ve miyokart kasılması tetiklenmektedir. Elektriksel yayılım rastgele değil, etkili bir kasılıp-gevşeme çevrimi sistol ve diyastolden oluşan koordine bir

düzen içinde kalp kası boyunca yayılmaktadır. Bu, vücut yüzeyinden ölçülebilen potansiyel bir fark meydana getirmektedir. Bu potansiyel fark, vücut yüzeyine bağlanan elektrotlar vasıtasıyla algılanmakta, bütünleşmiş elektronik devreler ile güçlendirilmekte ve filtrelenerek Elektrokardiyogram (EKG) işareti olarak kayıt edilmekte ve görüntülenebilmektedir. EKG, her kalp atışında zamana göre potansiyel fark değişimine sahip elektro fizyolojik kökenli bir sinyal olarak meydana gelmektedir. EKG işareti, kalp ve kardiyovasküler sisteme ait işlevselliklerin durumu hakkında bilgi veren ve bu sisteme ait rahatsızlıkların tespiti ve teşhisi için kliniksel olarak yaygın bir şekilde kullanılan önemli bir araçtır.

Şekil 1.1, Kalbin bölümlerini, sinoatriyal (SA) düğümü, atriyoventriküler (AV) düğümü, his demeti, his demeti dallarını ve kalbin Purkinje sistemini göstermektedir.



Şekil 1.1. Kalbin temel anatomisi ve iletim sistemi [56]

Sağ atriyum üst ve alt vena kava vasıtasıyla vücudun farklı bölgelerinden venöz kan alır ve kanı sağ ventriküle yönlendirir. Sağ ventrikül, kanları akciğerlere iletmek için pulmoner artere pompalar. Sol atriyum, dört ayrı pulmoner damar yoluyla

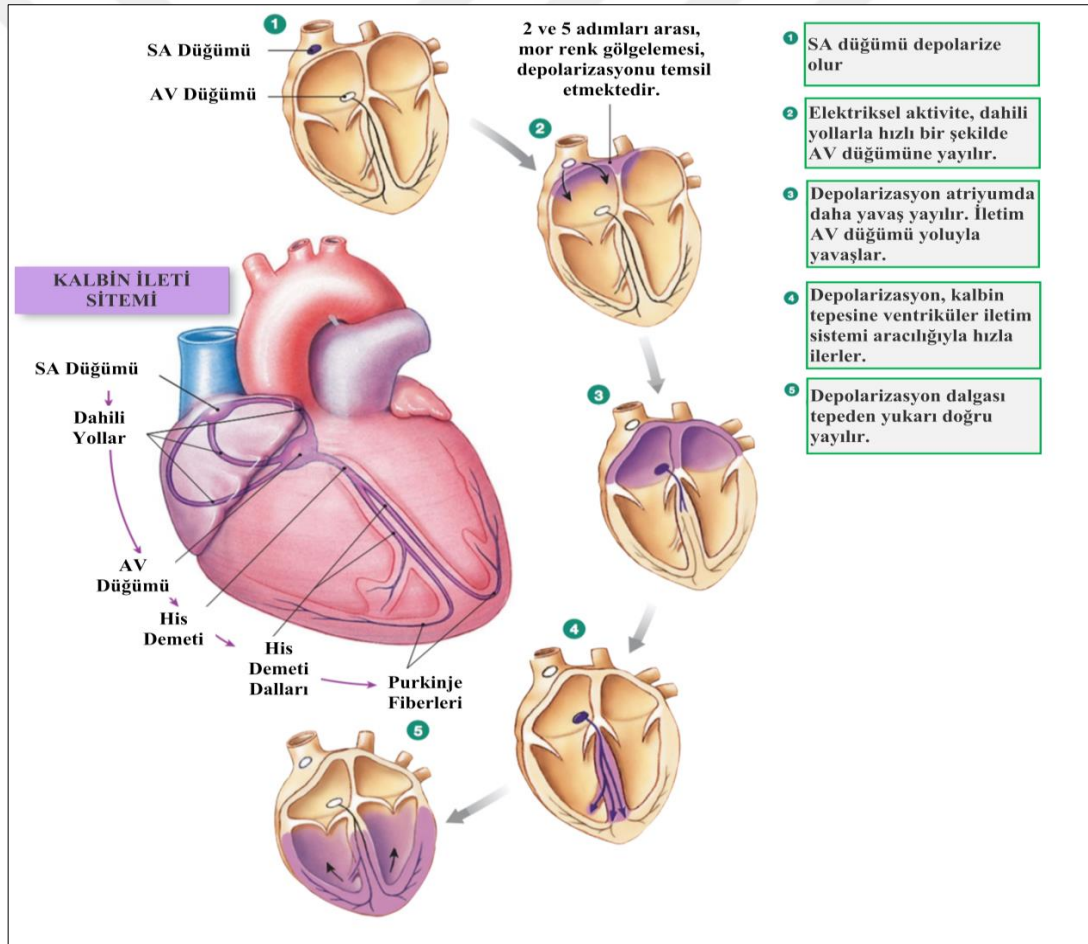
akciğerlerden oksijenlenmiş kanı alır ve kanı sol ventriküle iletir. Sol ventrikül, oksijenlenmiş kanı aorta pompalar ve vücudun farklı bölgelerine iletir [57].

1.2. Kalbin Uyarı ve İleti Sistemi

Sinoatriyal düğüm noktası kardiyak impulsun kaynağı olup kalbin kalp pildir. Üst vena kava girişine yakın sağ atriyumdan yüksek bulunur. Sinoatriyal impulsun doğrudan atrioventriküler (AV) düğümüne yönlendiren ince bir kas hücresi tabakasından oluşur. Atriyum ayrıca, impulsun sinüs düğümünden gelmesi üzerine kasılma yapar. Atriyumun kasılması ile ventriküllere kan pompalanır. Sinüs dalgalarının ventriküllere ulaşabileceği tek yol atrioventriküler (AV) düğümüdür. Ventriküler duvara (septuma) bitişik olarak sağ atriyumun tabanında bulunur. AV düğüm, atriyum ve ventriküllerin daralması eş zamanlı olarak gerçekleşmemesi için sinüs impulsunun iletimini ventriküllere yavaşlatarak/geciktirerek iletir. Bu sayede, ventrikülerin içi tamamıyla kan ile dolarak daha iyi bir kalp debisi ile kan vücuda pompalanır. AV düğümü, iki ana dala bölünen kısa bir yapı olan his demetlerine doğru uzanır, sol ve sağ dal demetleri olarak devam eder. His demetinin sağ dalı, ventriküler duvarın (septumun) sağ tarafına doğru uzanan his demetinin uzun ve ince bir dalıdır. Sağ ventrikülün endokardındaki Purkinje sisteminin oluşturduğu ağ da sonlanır. His demetinin sol dalı, üç farklı fasikülden oluşmaktadır, ventriküler duvarın (septumun) sol tarafına yayılmış olan His demetinin kısa bir dalıdır ve Purkinje sisteminin oluşturduğu ağ da sonlanır. Purkinje sistemi, her iki ventrikülün endokardındaki bir fiber ağı içeren iletim sisteminin sonlandırma kısmıdır. İmpuls doğrudan miyokarda yayılır ve böylece her iki ventrikülde aynı anda kasılmaya neden olur. Ventriküller, kalbin vücuda kan pompalayan ana pompalama odalarıdır. Ventriküllerin kasları kalpteki en kalın yapıdaki kaslardır ve elektrokardiyogramda (EKG) en büyük sapmayı oluştururlar [57].

Şekil 1.2'de 1 numaralı adımda, SA düğümü bir aksiyon potansiyeli oluşturduğunda kasılma için bir elektrik sinyali dalgası başlatır ve bitişik hücrelere yayılarak devam etmektedir. Elektriksel iletim, 2 numaralı adımda iki düğüm arasında iletim yolları boyunca hızlıdır, fakat 3 numaralı adımda ise atriyum kasılma hücreleri boyunca daha yavaş olmaktadır. Aksiyon potansiyelleri atriyuma yayılırken atriyum ve ventriküllerin birleşiminde kalbin fibröz iskeletiyle karşılaşmaktadır. Bu barikat,

elektrik sinyallerinin atriyumdan ventriküle transferini engellemektedir. Sonuç olarak, AV düğümü, aksiyon potansiyellerinin ventriküllerin kasılabilen fiberlerine ulaşabileceği tek yol durumunda olmaktadır. Elektrik sinyali, 4 numaralı adımda AV düğümünden, His demetine ve His demeti dalları boyunca ilerleyerek kalbin tepe kısmına geçmektedir. Purkinje fiberleri, 5 numaralı adımda elektriksel darbeleri (impulsları) çok hızlı bir şekilde ileterek kalbin tepesindeki kalp kaslarının hemen hemen aynı anda kasılmasını sağlamaktadır. Kanın ventriküllerden çıkması, kasların duvarlarda spiral olarak düzenlenmiş olmasıyla mümkün olmaktadır. Bu kaslar kasılırken, kalbin tepesini ve tabanını birbirine yaklaştırarak kanın ventriküllerin üstündeki açıklıklardan dışarı doğru sıkıştırarak çıkmasını sağlamaktadır [56].



Şekil 1.2. Kalbin iletim sistemi [56]

1.2.1. Kardiyak çevrim

Bir kalp atışının başlangıcından diğer kalp atışının başlangıcına kadar oluşan kardiyak olaylara kalp çevrimi denmektedir. Her çevrim, sinüs düğümünde bir

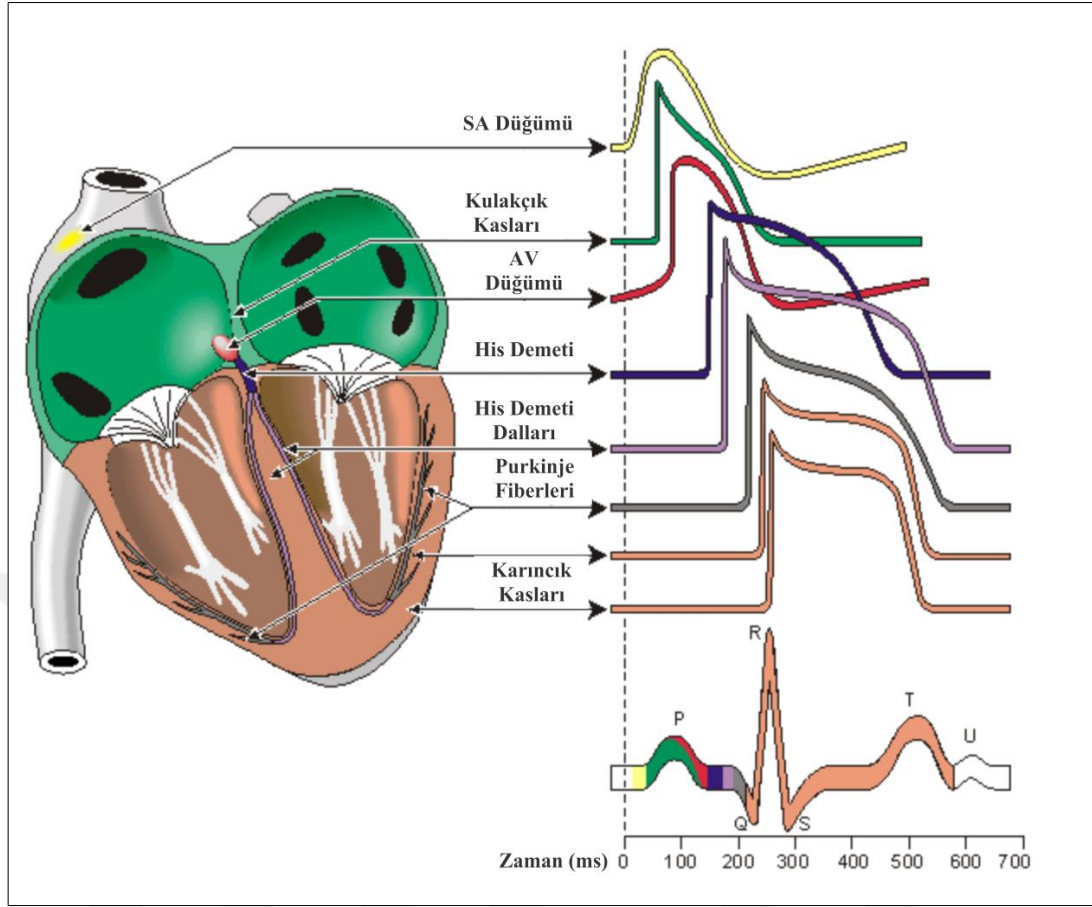
aksiyon potansiyelinin kendiliğinden oluşmasıyla başlatılmaktadır. Bu düğüm sayesinde aksiyon potansiyeli, hızlı bir şekilde hem atriyumdan hem de AV üzerinden his demeti boyunca ventriküle ilerler. Atriyumlardan ventriküllere iletme sisteminin bu özel düzenlemesi nedeniyle, atriyumdan ventriküle kalp atışının geçişi sırasında 0,1 saniyeden fazla bir gecikme olmaktadır. Bu gecikme, atriyumun ventriküllerden önce kasılmasına ve böylece güçlü bir ventriküller kasılmaya başlamadan önce ventriküllerin tamamının kanla dolmasını sağlamaktadır. Böylece, atriyumlar kasılarak ventriküllerin içini kan doldurarak birincil pompalamayı sağlamakta ve daha sonra ventriküller kasılarak vücudun vasküler sistemi boyunca kan akışını sağlamak için ana güç kaynağını oluşturmaktadır [58].

1.2.2. Sistol ve diastol

Kalp atış hızı, diastol adı verilen ve kalbin kanla dolduğu bir gevşeme döneminden ve bunu takip eden sistol adı verilen bir kasılma döneminden oluşmaktadır. Sistol ve diastol dahil olmak üzere kalp frekansının toplam süresi, kalp atış hızına karşılık gelmektedir. Örneğin, kalp atış hızı 72 atım/dakika ise, kalp atış hızı süresi, atım başına $1/72$ atım/dakika, yaklaşık olarak 0,0139 dakika veya atım başına 0,833 saniyedir [58].

1.3. Elektrokardiyogram (EKG)

Sinüs düğümünün içsel oranı en yüksek olduğu için tüm kalbin aktivasyon frekansını ayarlamaktadır. Atriyumdan AV düğümüne olan bağlantı başarısız olursa, AV düğümü kendi iç frekansını benimseyerek aksiyon potansiyeli başlatabilmektedir. İletim sistemi, his demetinde de başarısız olursa, ventriküller en yüksek içsel frekansa sahip olan kendi bölgesi tarafından belirlenen oranda atım yapabilmektedir. Farklı uzmanlaşmış kalp dokusunda gözlemlenen (eylem darbelerinin)/aksiyon potansiyellerinin dalga biçimleri Şekil 1.3'te gösterilmektedir [59].



Şekil 1.3. Kalpteki uzmanlaşmış hücrelerin her biri için farklı aksiyon potansiyelleri [59]

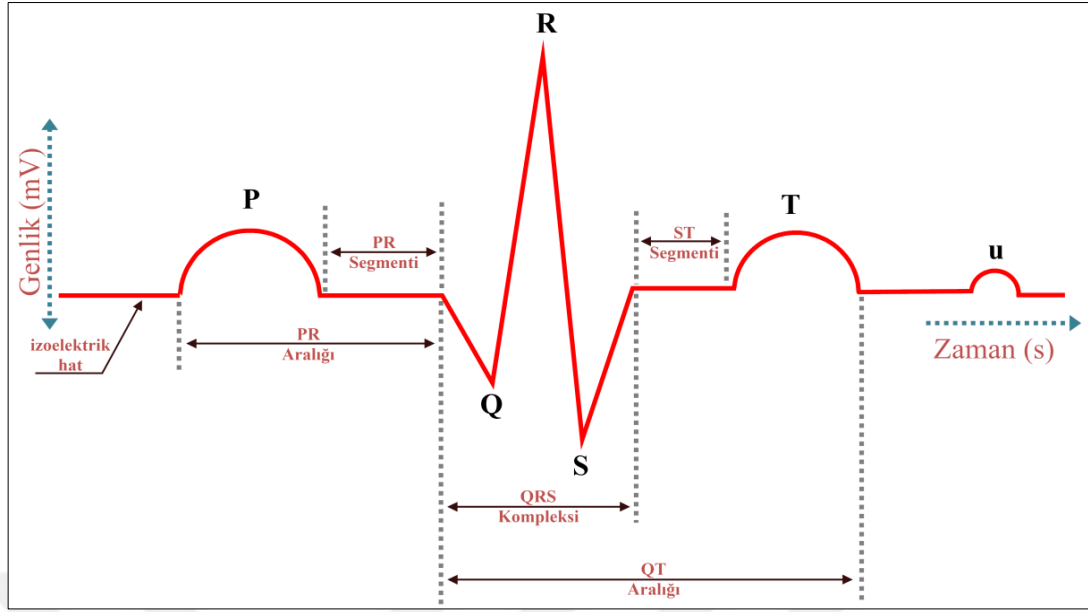
Şekil 1.3'te kalpte bulunan özel hücrelerin her birinin oluşturduğu aksiyon potansiyellerine ait farklı dalga şekilleri gösterilmektedir. Gösterilen gecikme, normalde sağlıklı kalpte bulunan yaklaşık değerlerdir [59].

Kalpte, hareketi başlatan kalp pili hücreleri ve kasılma sağlayan kalp kası hücreleri olmak üzere iki ana hücre türü bulunmaktadır. Hareketi başlatan kalp pili (cardiac pacemaker) hücreleri herhangi bir dış uyaran olmaksızın kendiliğinden depolarize olarak aksiyon potansiyelini başlatmaktadır. Kasılmayı sağlayan kalp kası hücreleri bir dış uyarana bağımlı olarak sadece uyarıldığı zaman kasılmaktadır [60]. Şekil 1.3 incelendiğinde, SA ve AV düğümleri benzer şekilde aksiyon potansiyeline sahip dalga biçimleri sergilemektedir. Aynı zamanda, His demeti ve dalları, Purkinje fiberleri ve ventrikül kasları (miyokard) da aksiyon potansiyelleri bakımından benzer dalga şekillerini sergilemektedir [61].

SA düğümü, kalp pili olarak her iki atriyumda yayılan depolarizasyon dalgalarını başlatmaktadır. Bu depolarizasyon dalgaları, atriyumlarda kasılmaya neden olarak Şekil 1.3'teki gibi EKG sinyalindeki P dalgaları oluşmaktadır. Atriyum depolarizasyonunun dalgası AV düğümüne ulaştığında, depolarizasyon duraklatılarak AV düğüm boyunca yavaş bir iletim meydana getirilir. Bu kısa duraklama sayesinde Şekil 1.3'teki gibi her P dalgası sonrasında kısa düz taban çizgisi olan bölüm oluşmaktadır. Depolarizasyon dalgası, AV düğümü boyunca yavaşça iletilir ve ventriküler iletim sistemine ulaştığında depolarizasyon, His demeti, His demetinin sol ve sağ dalları ile bunların alt bölgeleri boyunca devam eder. Daha sonra depolarizasyon dalgasını, Purkinje fiberlerine dallanarak her iki ventriküle hızlı bir şekilde dağıtarak ventrikül kaslarının kasılmasını sağlar ve ventriküllerin içine dolan kanın pulmoner ve sistemik dolaşıma pompalanmasını sağlar. Ventriküllerin iletim sistemi, hızlı iletken olan Purkinje fiberlerinden oluşur ve Purkinje fiberlerinin terminal filamentleri ventriküler kalp kasını (miyokardı) depolarize ederek kasılmayı başlatır ve QRS kompleksinin dalga biçimi oluşturulmaya başlanır. Depolarizasyon ve kasılmayı takiben QRS kompleksinin dalga biçimi oluşur ve ventriküller, bir sonraki kalp atımı döngüsüne hazırlanmak için repolarizasyon sürecini başlatarak gevşeme evresine geçer. Ventriküllerin repolarizasyon sürecinde oluşan T dalgası, hızlı ve etkili bir şekilde gerçekleşmektedir. Ventriküllerin kasılması QRS kompleksinin başlangıcında başlamakta ve T dalgasının sonuna kadar sürmektedir ve ventriküllerin tüm depolarizasyon ve repolarizasyon sürecini oluşturmaktadır. Sonuç olarak, P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasının sonlanması ve yeni bir P dalgasının oluşumuna kadar geçen süre bir kalp çevrimi olarak adlandırılmaktadır. Kalp atımlarının tekrarlanması ile oluşan bu model elektrokardiyogram (EKG) sinyali olarak kayıt edilmektedir.

1.4. EKG İşaretinin Karakteristiği

Vücut yüzeyinden elektrotlar vasıtasıyla toplanan, kalbin elektriksel aktivitesinin kaydedilmesi sonucu oluşan grafik Şekil 1.4'te gösterilmektedir. Şekil 1.4'te görüldüğü üzere EKG işareti; P, Q, R, S, T ve u gibi dalgaların, PR ve ST segment gibi bölümlerin ve PR ve QT interval gibi aralıkların birleşiminden oluşmaktadır.



Şekil 1.4. EKG sinyaline ait tek bir kalp döngüsü ve bileşenleri [62-64]

EKG işareti, ilk kez 20. yüzyılın başlarında galvanometreyi icat eden Willem Einthoven tarafından kaydedilmiş ve isimlendirilmiştir. EKG işareti, membran potansiyelinin mutlak seviyesi ve kalbin mekanik davranışı ile ilgili hiçbir bilgi sağlamamakta, sadece kalpte meydana gelen elektriksel olaylara ait potansiyel farklılıkları göstermektedir [65].

P dalgası, elektrokardiyogramdaki (EKG) ilk eğridir/sapmadır (Şekil 1.4). Atriyal depolarizasyondan kaynaklanmaktadır ve sinüs uyarısının atriyuma yayılmış olduğunu göstermektedir [57].

PR aralığı olarak adlandırılan atriyal ve ventriküler aktivasyon arasındaki aralık, P dalgasının ilk sapması ile başlamakta ve QRS kompleksinin ilk sapması ile sona ermektedir. PR aralığı boyunca, depolarizasyon dalgası (Şekil 1.3) AV düğümü, AV demeti, His demeti dalları, sol dal grubunun fasikülleri ve Purkinje ağı yoluyla yayılmaktadır [65]. Normal PR aralığı, sinüs dalgasının, atriyumdan ventriküllere kadar geçen süreyi içermektedir. Sinüs dalgalarının ventriküllere iletilmesinde, gecikme olduğunda PR aralığı uzamakta veya atriyum doğrudan ventriküle bağlanan kısa bir yol oluştuğunda ise PR aralığı kısalmaktadır [57].

PR segmenti, P dalgası ile QRS kompleksi arasındaki izoelektrik (taban hattı) veya düz çizgidir ve P dalgasının sonundan QRS kompleksinin başına kadar

ölçülmektedir. AV düğümünde ve His demetinde, His demeti dallarında ve Purkinje sisteminde depolarizasyon dalgasının yayılmasını temsil eder ve gecikme çoğu AV düğüm seviyesinde gerçekleşmektedir. Bu gecikme önemlidir, böylece atriyal ve ventriküler kasılma koordine edilerek aynı anda gerçekleşmemesi sağlanır. PR segmenti izoelektrik (düz çizgi) olduğu için, EKG'deki çeşitli defleksiyonları/sapmaları ölçmek için temel alınarak kullanılmaktadır [57].

Q dalgası, taban hattı çizgisinin (izoelektrik çizgi) altındaki QRS kompleksinin ilk dalgası olarak tanımlanmaktadır. Yalnızca derin bir Q dalgası varsa (R dalgası yoksa), QRS kompleksi bir QS kompleksi olarak da tanımlanabilmektedir. R dalgası, QRS kompleksinin ilk pozitif, yukarı yönlü dönüşü olarak tanımlanmaktadır. Sadece bir R dalgası mevcutsa (Q dalgası veya S dalgası yoksa), QRS kompleksi bir R dalgası olarak tanımlanabilmektedir. S dalgası R dalgasından sonra ilk negatif dalga olarak tanımlanmaktadır. QRS kompleksi, ventriküllerin aktivasyonunu göstermektedir. QRS kompleksi, EKG'de en büyük sapmayı üretir; çünkü ventriküller kalpteki kas hücrelerinin en büyük külesini oluşturmakta ve tümü miyokard (kalp kası) olarak adlandırılmaktadır [57].

QRS kompleksinin ardından, ST segmenti adı verilen düz bir hat meydana gelmektedir. QRS kompleksinin sonu ve ST segmentinin başlangıcı J noktası olarak adlandırılmaktadır. Düz ST segmentinin hemen ardından T dalgası adı verilen bir başka pozitif sapma oluşmaktadır. J noktası, J bağlantısı olarak da adlandırılır ve QRS kompleksinin sonuna ve ST segmentinin başlangıcına işaret etmektedir. ST segmenti, J noktasından T dalgasının başına kadar sürmektedir. ST segmenti düz veya izoelektriktir. Tüm hücrelerin depolarize edildiği ve kas hücrelerinin sürekli bir kasılma durumunda olduğu zamanı temsil etmektedir. Ventrikül kas hücreleri bu süre zarfında dışarıdan bir uyarı ile uyarılamamaktadır. T dalgası, hızlı ventriküler repolarizasyonu temsil eder. Repolarizasyon, miyokardiyal hücrelerin polaritesini dinlenme potansiyeline geri döndürmekte ve bir sonraki depolarizasyon dalgası için ventrikülleri hazır hale getirmektedir [57].

P dalgasını, QRS kompleksini ve T dalgasını içeren normal kardiyak çevrimin dışında, T dalgasından sonra bazen U dalgası olarak adlandırılan küçük bir pozitif sapma meydana gelebilmektedir. U dalgası daima mevcut değildir, ancak EKG'de

kaydedilecek en son dalga olabilmektedir. U dalgaları, kalp atış hızı yavaş olduğunda (genellikle 65 atım/dakika) görülebilmekte ve kalp atış hızı 95 bpm'in üzerinde olduğunda ise nadiren kayıt edilebilmektedir [57].

QT aralığı, QRS kompleksi, ST segmenti ve T dalgasını içermektedir. QRS kompleksinin başından T dalgasının sonuna kadar ölçülmektedir. U dalgası, ölçüme dahil edilmemektedir [57]. Ventriküler uyarı başlangıcından gevşemenin sonuna kadar ventriküler sistolün zamanına karşılık gelmektedir. QT aralığının uzun ya da kısa olması aritmiler ve ani ölüm için klinik açıdan önemli bir risk faktörüdür [65].

Tablo 1.1 ve Tablo 1.2'de EKG sinyali parametrelerine ait normal sinüs ritmi süreleri ve genlikleri detaylı bir şekilde gösterilmiştir. Buradaki değerler, dakikada 60 atım gibi belirli bir kalp hızına sahip olan sağlıklı ve yetişkin bir erkeğe ait EKG sinyalinden çıkarılan genel özelliklerdir.

Tablo 1.1. EKG Normal sinüs ritim süreleri [63, 66]

Özellik	Normal Değer	Normal Limit
P _{genişliği}	110 ms	± 20 ms
PR _{aralığı}	160 ms	± 40 ms
QRS _{genişliği}	100 ms	± 20 ms
QT _{aralığı}	400 ms	± 40 ms

Tablo 1.2. EKG Normal sinüs ritim genlikleri [63, 66]

Özellik	Normal Değer	Normal Limit
P _{genliği}	0.15 mV	± 0.05 mV
QRS _{yüksekliği}	1.5 mV	± 0.5 mV
ST _{seviyesi}	0 mV	± 0.1 mV
T _{genliği}	0.3 mV	± 0.2 mV

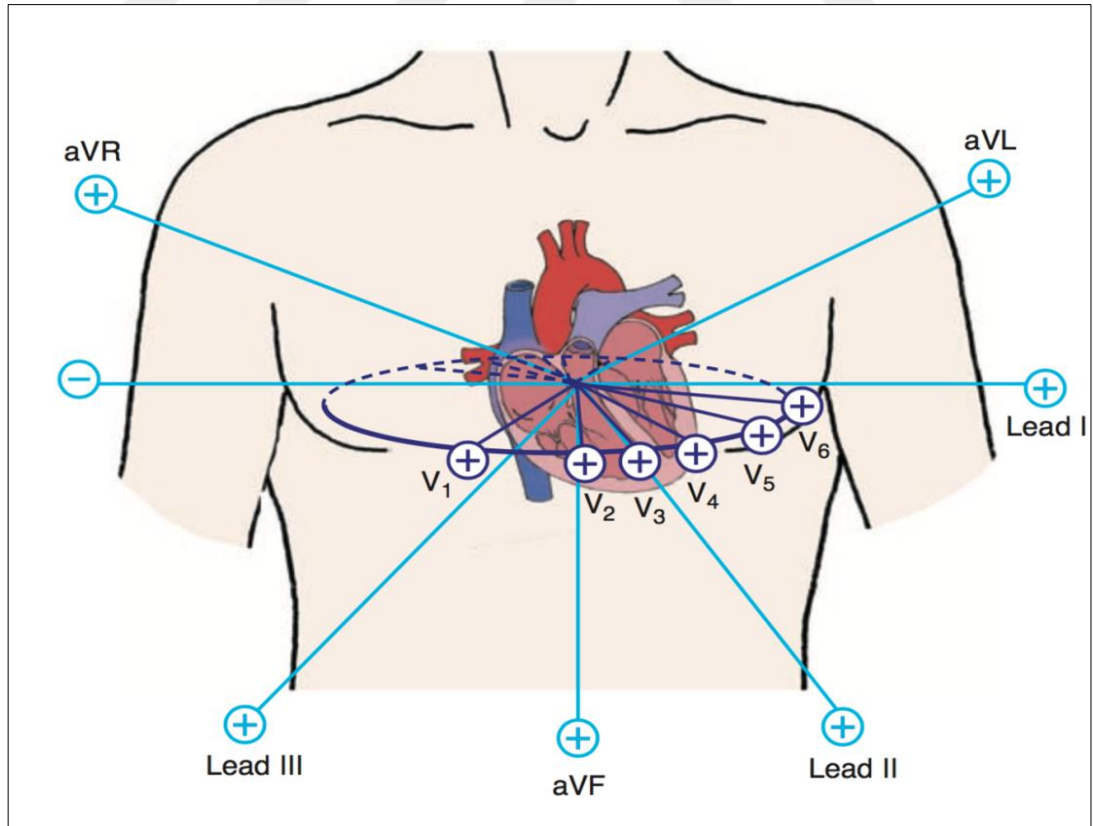
1.5. EKG Ölçüm Sistemi

Kalpte meydana gelen elektriksel uyarılar, vücudun iletkenliği sayesinde vücut yüzeyine iletilebilmektedir. Vücut yüzeyinde farklı konumlara yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla kalbe ait elektriksel uyarılar kayıt edilebilmektedir. İlk

zamanlarda galvanometre ile ölçülen kalbe ait elektriksel uyarılar günümüzde gelişen elektronik devre teknolojisi ile tümleşik olarak bir araya getirilmiş yükselteçler ve gerekli elektronik donanım kullanılarak çok kolay ve etkili bir şekilde ölçülmektedir.

EKG cihazlarında genellikle vücuda yerleştirilen elektrotların konumu ve sayısına göre kalbin elektriksel fonksiyonu birçok farklı açıdan potansiyel fark olarak kaydedilebilmektedir. Vücuda bağlanan elektrot sayısının artması çözünürlüğü artırarak EKG işaretinin daha hassas bir şekilde izlenmesine olanak sağlamaktadır. Klinik olarak EKG kaydı yapılırken 12 farklı ucun bir araya getirilerek oluşturduğu derivasyonlar kullanılmaktadır. Bu derivasyonlar, kalbin farklı açılardan değerlendirilmesini sağlayan vektörleri oluşturmaktadır.

Bu uçların altısı vücuda paralel düzlemde bulunmakta ve frontal EKG derivasyonları olarak adlandırılmaktadır. Diğer altı uç ise gövdeye dik düzlemde bulunmakta ve prekordiyal EKG derivasyonları olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.5'te 12 EKG derivasyonunun vücuda konumlandırılması gösterilmiştir.

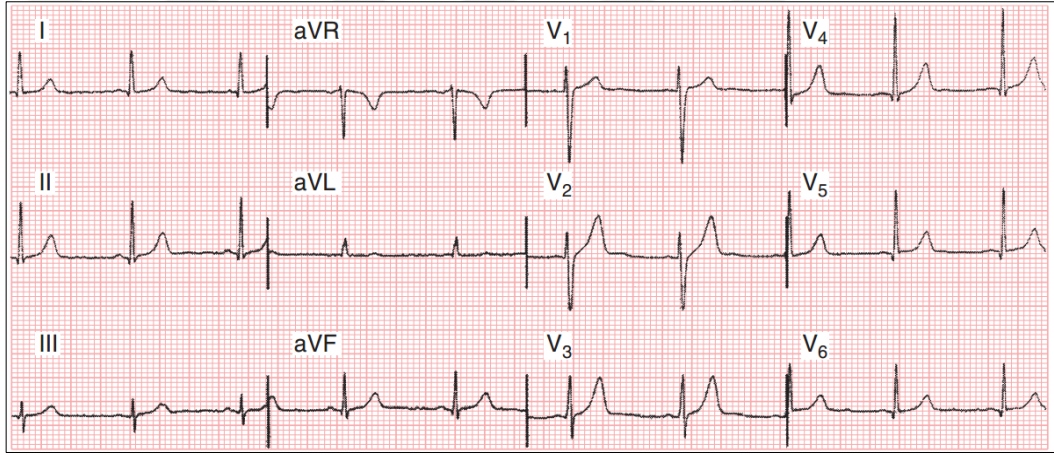


Şekil 1.5. Normal 12 derivasyonlu EKG kayıt sisteminde kalbin elektrokardiyografik görüntüleri [67]

1.5.1. EKG derivasyonları

EKG sisteminde kullanılan derivasyonların sayısı ve gösterimleri açıklanmaktadır. Einthoven çift kutuplu uzuv uçları 3 adet ve gösterimleri: I, II, ve III. Tek kutuplu artırılmış uzuv uçları 3 adet ve gösterimleri: aVR, aVL ve aVF. Tek kutuplu prekordiyal göğüs uçları 6 adet ve gösterimleri: V1, V2, V3, V4, V5, ve V6 olarak dağılım göstermektedir.

Şekil 1.6'da 12 derivasyonlu normal EKG kaydı, kollar ve bacaklar da bileklerin üzerine yerleştirilen elektrotlar yardımıyla kaydedilen üç adet çift kutuplu uzuv derivasyonu grafiği (Şekil 1.6 üzerinde sol baştan ilk grup I, II, III olarak belirtilmiştir).



Şekil 1.6. Örnek bir 12 derivasyonlu normal EKG kaydı [68]

Üç adet artırılmış tek kutuplu uzuv derivasyonu grafiği (Şekil 1.6 üzerinde sol baştan ikinci grup aVR, aVL, aVF olarak belirtilmiştir). Göğüs duvarı üzerindeki çeşitli konumlara yerleştirilen elektrotlar ile kaydedilen altı adet göğüs derivasyonu grafiğinden (Şekil 1.6 üzerinde sol baştan üçüncü ve dördüncü grup V1, V2, V3, V4, V5, V6 olarak belirtilmiştir) oluşmaktadır. Her bir derivasyon, klinik tedavi uzmanlarının kalbin elektriksel işlevini farklı açılardan incelemelerine olanak sağlamaktadır.

1.5.1.1. Üçlü çift kutuplu uzuv derivasyonu

EKG işareti kayıt edilirken, kollar ve bacaklara elektrotlar bileklerin üzerinde olacak şekilde bağlanmaktadır. Einthoven tarafından tasarlanan bu sistematik yaklaşımda,

sağ bacak elektrotu sadece elektriksel bir zemin ya da topraklama işlevi görmektedir. Sağ kol ve sol kol bilekleri üzerine bağlanan elektrotlar arasındaki potansiyel fark kaydedilerek EKG işareti izlenmektedir. Şekil 1.5'te Derivasyon I, II ve III'ün kalbe göre konumlarının belirlenmesi gösterilmektedir.

Derivasyon I (Lead I)'de EKG cihazının negatif elektrot ucu sağ kola, pozitif elektrot ucu sol kola bağlanmaktadır [58]. Depolarizasyon darbesinin yönü sol kola doğru yöneldiğinde EKG işaretinde yukarı ve pozitif bir sapma kaydedilmektedir. Depolarizasyon darbesinin yönü sağ kola doğru yöneldiğinde EKG işaretinde aşağı ve negatif bir sapma kaydedilmektedir [57].

Derivasyon II (Lead II)'de EKG cihazının negatif elektrot ucu sağ kola, pozitif elektrot ucu sol bacağına bağlanmaktadır [58]. Depolarizasyon darbesinin yönü sağ kola doğru yöneldiğinde EKG işaretinde aşağıya doğru bir sapma kaydedilmektedir. Depolarizasyon darbesinin yönü sol bacağına doğru yöneldiğinde EKG işaretinde yukarıya doğru bir sapma kaydedilmektedir [57].

Derivasyon III (Lead III)'de EKG cihazının negatif elektrot ucu sol kola, pozitif elektrot ucu sol bacağına bağlanmaktadır [58]. Depolarizasyon darbesinin yönü sol kola doğru yöneldiğinde EKG işaretinde aşağıya doğru bir sapma kaydedilmektedir. Depolarizasyon darbesinin yönü sol bacağına doğru yöneldiğinde EKG işaretinde yukarıya doğru bir sapma kaydedilmektedir [57].

Üçlü çift kutuplu uzuv derivasyonda ait denklemler aşağıdaki kombinasyonlarda sol kol, sağ kol ve sol bacak arasındaki gerilim farkını ölçerek hesaplanmaktadır:

$$I=V_{LA}-V_{RA} \quad (1.1)$$

$$II=V_{LL}-V_{RA} \quad (1.2)$$

$$III=V_{LL}-V_{LA} \quad (1.3)$$

Denklem (1.1), (1.2) ve (1.3) [62, 64, 69] kullanılan; V, (voltage) gerilim olarak ifade edilmektedir, LA (left arm) sol kolu ifade etmektedir, RA (right arm) sağ kolu ifade etmektedir ve LL (left leg) sol ayağı ifade etmektedir. Bu şekilde sol kol, sağ kol ve sol bacakta kaydedilen potansiyel farkı göstermektedir.

1.5.1.2. Üçlü tek kutuplu uzuv derivasyonu

Standart kullanımdaki diğer bir derivasyon sistemi ise artırılmış tek kutuplu uzuv derivasyonudur. Bu kayıt türünde, iki uzuv, elektrik dirençleri yoluyla elektrokardiyografin negatif ucuna bağlanmakta ve üçüncü uzuv, pozitif terminale bağlanmaktadır. Bu derivasyonda; a (augmented) artırılmış anlamıda kullanılmakta, V (voltage) gerilim ifade etmekte ve R (right) sağ kol, L (left) sol kol, F (foot) sol ayak olarak belirtilmektedir. Şekil 1.5'te aVR, aVL ve aVF'ye ait kalbe göre yönlerinin belirlenmesi temsil edilmektedir. Arttırılmış tek kutuplu uzuv derivasyonuna ait EKG kaydı Şekil 1.6'da aVR, aVL ve aVF olarak gösterilmektedir. Bu derivasyonda, EKG işaretini daha okunabilir hale getirmek için aVR, aVL ve aVF elektrotları tarafından ölçülen gerilimler elektronik devreler vasıtasıyla yükseltilerek kayıt edilmektedir.

Arttırılmış tek kutuplu uzuv derivasyonlarının konumları ve etkileri sırasıyla: aVR, tek kutuplu elektrot sağ kolun üzerine yerleştirilir ve sağ omuza doğru yönlendirilen elektriksel potansiyelleri algılayabilmektedir, aVL, tek kutuplu elektrot sol kolun üzerinde konumlandırılmıştır ve sol omuz yönündeki potansiyelleri saptayabilmektedir ve aVF: Tek kutuplu elektrot sol bacağın üzerine yerleştirilir ve sol kasık yönündeki potansiyelleri tespit etmektedir [57].

1.5.1.3. Göğüs derivasyonları

Geleneksel 12 derivasyonlu EKG'deki göğüs (prekordiyal) derivasyonlarının hepsi tek kutupludur ve V harfiyle isimlendirilmektedir. Göğüs derivasyonlarına ait elektrotlar V1 ile V6 arasında etiketlenilmiş ve evrensel olarak aşağıdaki gibi konumlandırılmıştır [57].

Elektrotların standart evrensel konumları:

- V1, sternumun hemen sağındaki 4. interkostal boşlukta kaydedilir.
- V2, sternumun hemen solundaki 4. interkostal boşlukta kaydedilir.
- V3, V2 ve V4 arasında kaydedilir.
- V4, 5. interkostal boşlukta, midklaviküler hattın solunda kaydedilir.
- V5, V4 ile aynı yatay seviyede, sola anterior aksiller çizgi üzerinde kaydedilir.
- V6, V5 ile aynı seviyede, sol aks aksiller çizgisinde kaydedilir.

Şekil 1.5'te V1'den V6'ya kadar kalbe göre yönlerinin belirlenmesi temsili olarak gösterilmiştir. Şekil 1.6'da bu altı standart göğüs derivasyonları ile kaydedilen sağlıklı kalbe ait elektrokardiyogramlar (V1'den V6'ya) gösterilmiştir. Göğüs duvarındaki farklı konumlara yerleştirilen elektrotlar tarafından ölçülen EKG işareti kalbin farklı açılardan değerlendirilmesine olanak sağlamakta ve uzmanlara kalple ilgili bilgiler sunmaktadır.

1.6. Kardiyak Aritmiler

Kalbin düzenli olarak kasılıp gevşemesini sağlamak amacıyla elektriksel olarak ritmik uyarılar üretmek ve bu uyarıları iletmek için kalp özel bir uyarı ve iletim sistemi ile donatılmıştır. Bu sayede kalp, tamamen kan ile dolmakta ve etkili bir kan basıncı oluşturarak kanın vücuda dolaşımını sağlamaktadır. Kalbin bu düzenli kas hareketi ve uyarı ve iletim sistemi, hassas kalp dokularının kan akışından kaynaklanan hasara karşı duyarlı olması kalp rahatsızlıklarına neden olmaktadır. Bunun sonucunda, kalp ritim bozuklukları veya aritmiler oluşması, kalp dokularının yetersiz kanlanması (miyokart iskemisi) sonucu kalbin oksijen kaynağının azalması ve sol ventriküllerin boyutunun artması ile kalbin mekanik yapısında kronik bozukluklar meydana gelmektedir.

EKG işareti analizinde, hasta hareketleri, elektriksel iletimdeki değişiklikler, vücudun karakteristikleri nedeniyle sinyal morfolojisindeki değişkenlikler, hem dış kaynaklardan (elektrik hattının girişimi, elektrotların hareketi gibi) hem de biyolojik kaynaklardan (yüksek frekanslı girişime neden olan kas hareketi ve taban hattı kaymasına neden olan solunum gibi) farklı gürültü kaynaklarının girişimlerine açık olması problem oluşturmaktadır. EKG işareti analizi yapılırken, EKG işaretinin kalitesinin artırılması başarımlar üzerinde doğrudan ve olumlu etki edeceği için EKG işaretini iyileştirmek amacıyla uygun ön işleme teknikleri kullanılması gerekmektedir.

Kalbin zamanla kasılıp gevşemesi ile oluşan kardiyak döngü, kalbin ritmini belirlemektedir. Bu ritim, kalbi etkileyen her hangi bir hastalık ya da bozukluk olmadığı sürece kalbin normal ritmi sayılmaktadır ve Normal Sinüs Ritmi (NSR) olarak isimlendirilmektedir. Normal sinüs ritmi, dakikada 60 ila 100 kalp atışı hızında düzenli bir ritimde SA düğümünde başlatılmaktadır. Her normal QRS

kompleksinden önce normal bir P dalgası görülmektedir [67]. Normal Sinüs Ritminden sapmış ritimlere anormal ve işlevini yerine getiremediği için aritmiler (ritim bozuklukları) denmektedir. Genel olarak, aritmiler iki gruba ayrılmaktadır. İlk grup, hayati tehlikesi olan ventriküler fibrilasyon ve taşikardi içeren, uzmanların defibrilatör cihazı ile acil müdahalesini gerektiren aritmilerdir. Bu çalışmada, hayati tehlike arz etmeyen ancak kalp ile ilgili ya da diğer sağlık problemlerini önlemek için teşhis gerektiren ikinci grup aritmiler (hayati tehlikesi az olan) analiz edilmektedir.

AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation - AAMI) standardına [70] uygun olarak, Tablo 1.3'te gösterilen aritmi grupları incelenmektedir. Bu gruplar, normal kalp atımı (N), supraventriküler ektopik atım (S), ventriküler ektopik atım (V), füzyon atımı (F) ve bilinmeyen atım (Q) sınıfları olarak dikkate alınarak etiketlenmiştir. Her grup, Tablo 1.3'te gösterildiği gibi bir veya daha fazla türden kalp atışı içermektedir.

Kalp atımlarını analiz etmek amacıyla geliştirilen algoritmaların, standart ve temsili bir veri tabanı olan MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı (MIT-BIH AVT) [71] kullanılarak sınıflandırma modelleri değerlendirilmektedir.

Düzensiz kalp atımları aritmi olarak nitelendirilmektedir. Kalp, çok hızlı (taşikardi), çok yavaş (bradikardi), çok erken (erken kasılma) ya da çok düzensiz (fibrilasyon) atım/atımlar yapabilmektedir. Aritmiler, EKG işaretini değişikliğe uğratarak, şekilsel ve zamansal düzensizliklerin ortaya çıkmasına neden olmaktadır. Bu düzensizlikleri tespit etmek için EKG işareti kullanılarak aritmili atım sınıflandırması yapan sistemler geliştirilmektedir.

Tablo 1.3. MIT-BIH AVT AAMI standardına göre dağılımı [71]

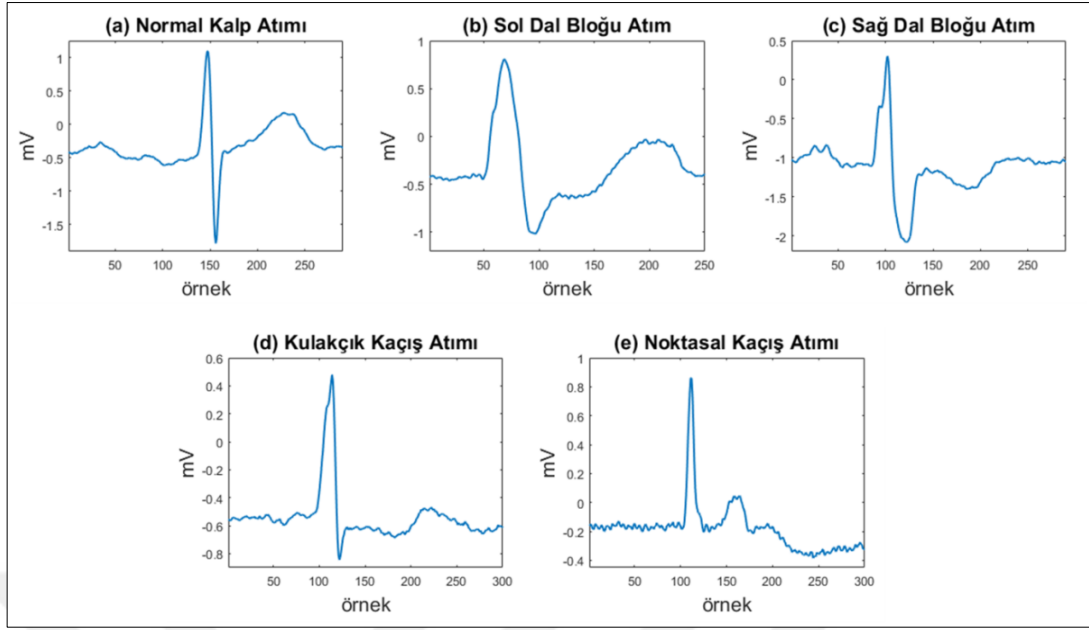
AAMI Standartı	Atım Türleri	Toplam	Kullanılan
Normal Atım Grubu (N)	NORMAL (N)	75052	75017
	LBBB (L)	8075	8072
	RBBB (R)	7259	7255
	AESC (e)	16	16
	NESC (j)	229	229
Supraventriküler Ektopik Atım Grubu (S)	APC (A)	2546	2546
	ABERR (a)	150	150
	NAPC (x)	193	193
	NPC (J)	83	83
Ventriküler Ektopik Atım Grubu (V)	PVC (V)	7130	7129
	FLWAV (!)	472	472
	VESC (E)	106	106
Füzyon Atım Grubu (F)	FUSION (F)	803	802
Bilinmeyen Atım Grubu (Q)	PACE (P)	7028	7024
	PFUS (f)	982	982
	UNKNOWN (Q)	33	33

Tablo 1.3'teki aritmilere ait dalga şekilleri Şekil 1.7 ile 1.11 arasında gösterilmektedir. Her bir grafikte, X ekseninde EKG işaretinin örnek cinsinden birimi gösterilmektedir. Y ekseninde EKG işaretinin orijinal genlik değeri mili volt (mV) birimi olarak gösterilmektedir.

1.6.1. N tipi aritmi grubu

N tipi aritmi grubunu oluşturan kalp atışları; normal atım (N), sol dal bloğu atım (L), sağ dal bloğu atım (R), kulakçık (atriyal) kaçış atımı (e) ve noktasal kaçış atımı (j) olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.7'de N tipi aritmi grubuna ait örnek EKG işaretleri çizdirilmiştir.

Normal sinüs ritmi, normal QRS kompleksleri olan düzenli bir kardiyak hıza sahiptir. P dalgaları normaldir ve QRS kompleksleri ile eşgüdümlüdür. Kalp hızı dakikada 60-100 atım arasında değişebilmektedir.



Şekil 1.7. N tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri

Karıncıklara elektrik darbesinin iletimi, His demeti ve His demetinin sağ ve sol dalları aracılığıyla yapılmaktadır. Bu dallardan birinde iletim değiştiğinde Purkinje sistemine yayılacak olan elektriksel darbe karıncıklara yayılmaktadır. Bu durum dallardan birinde tıkanıklık varsa meydana gelmektedir ve karıncıklardaki elektriksel darbesinin iletilmesindeki bir bozukluktur. Bu nedenle, elektriksel iletimin hızı azalacağından QRS kompleksinin uzaması meydana gelmektedir [72-74].

Ektopik odak, kulakçıkta normal yerinden başka bir yerde oluşan odak noktası ya da noktalarıdır. Ektopik odak, kulakçık aritmilerine neden olan çeşitli ritim bozukluklarından meydana gelmektedir. Ektopik odak SA düğümü ve AV düğümü arasında yer alıyorsa, P dalgası anormal ve bazen EKG’de negatif sapma olacaktır. Ektopik odak AV düğümüne yakın konumdayken, karıncıklar ve kulakçıklar aynı zamanda depolarize edilecek ve P dalgası EKG’de QRS kompleksi ile çakışacaktır [72-74].

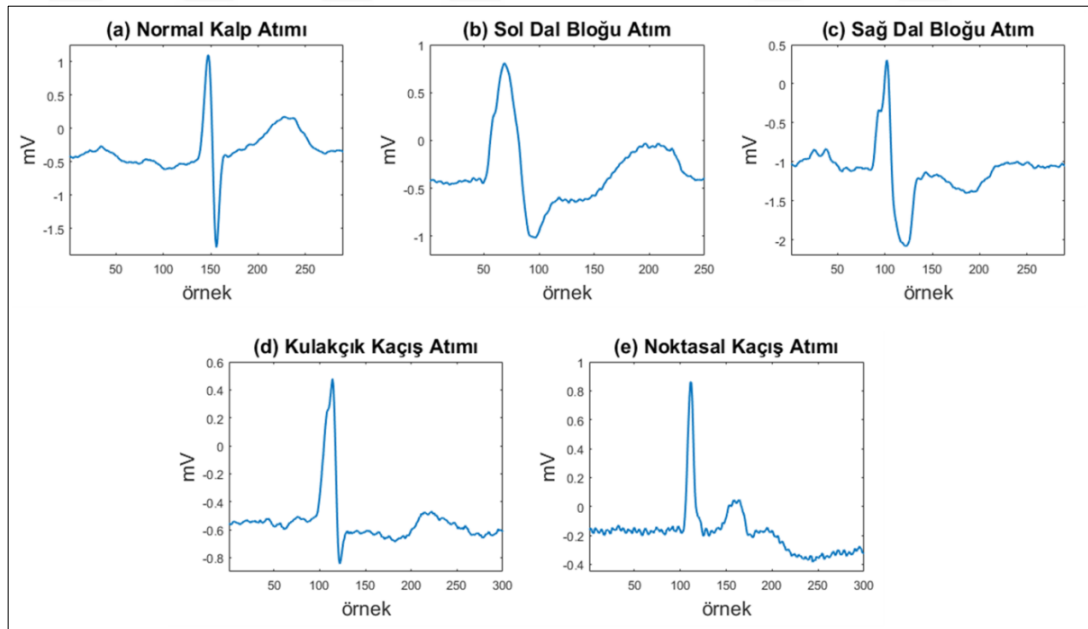
Kaçış atımları, kalp için bir güvenlik sistemi oluşturmaktadır ve duraklatılmaya veya bradikardiye yanıt olarak ortaya çıkmaktadır. Bu sayede, karıncıklar işlevini yerine getirerek dolaylı olarak kalbin pompalama görevini yerine getirmesini sağlamaktadır. Kalp, normal darbe üretiminde veya iletiminde başarısız olursa kontrollü olarak ektopik odaklardan kalp pili sağlamaktadır [72-74].

Kulakçık kaçış atımları, SA düğümü dışında kalan saklı kalp pillerinden veya SA düğümü darbelerinin iletimi, SA düğüm işlevinden dolayı tıkanması sonucu ortaya çıkmaktadır. Kaçış vuruşları, SA düğümünün altındaki herhangi bir kalp pili odağından kaynaklanabilmektedir. SA düğümü yeteri kadar yavaşlarsa kulakçıklardaki diğer saklı kalp pili odakları, kalp atımı oluşturmak için devreye girmektedir. Bu atımlardan kaynaklanan P-dalgası genel şeklinden farklıdır ve çoğu durumda polaritesi negatif olmaktadır [72-74].

Noktasal (AV nodal) kaçış atımları, genellikle uzun süreli SA düğümü darbelerinin duraklamalarını sonlandırmaktadır. QRS kompleksi normaldir çünkü darbe normal olarak karıncıklara uygulanmaktadır. Fakat, P dalgası ya hiç görülmez ya da QRS kompleksinin hemen öncesinde görülebilmektedir. Genel olarak P dalgası, geriye dönük olarak yürütüldüğünden dolayı anormaldir [72-74].

1.6.2. S tipi aritmi grubu

Hem kulakçık hem de karıncıkların üstünde (supraventriküler) erken atımlara karşılık gelmektedir.



Şekil 1.8. S tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri

S tipi aritmi grubunu oluşturan kalp atışları; kulakçık erken atımı (A), sapmış/yön değiştirmiş karıncık erken atımı (a), durdurulmuş/tıkanmış kulakçık erken atımı (x),

noktasal erken atımı (J) olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.8'de S tipi aritmi grubuna ait örnek EKG işaretleri çizdirilmiştir.

Kulakçık erken atımı, kulakçık ektopik atım veya erken kulakçık kasılması olarak da bilinmektedir. Kulakçık erken atımı, normal bir kalp atışı meydana gelmeden önce kulakçıkların anormal bir bölgeden elektriksel olarak aktivasyonu sonucu oluşan bir kalp atımıdır. Kalbin düzenli ritmi kulakçıklardan kaynaklanan erken bir atım ile kesintiye uğradığında kulakçık erken atımı meydana gelmektedir. Bu durumda, P dalgası ve ilişkili QRS kompleksi son atımdan sonra erken ortaya çıkmaktadır. PR aralığı genellikle daha kısa olmaktadır. P dalgasının morfolojisi anormaldir ve bunu bir duraklama adımı takip etmektedir. Elektriksel aktivasyon darbesi, uyarılara yanıt verilmediği dönemde (refrakter dönem) çok erken bir zamanda AV düğümüne ulaştığında bu dönemde kulaçlıklardan hiçbir elektriksel darbe yapılmadığından, kulakçık erken kasılmasının iletken olmadığı (non-conducted) söylenir. Bu durumda, anormal şekle sahip erken P dalgasını bir QRS kompleksi izlememektedir [67, 70, 71].

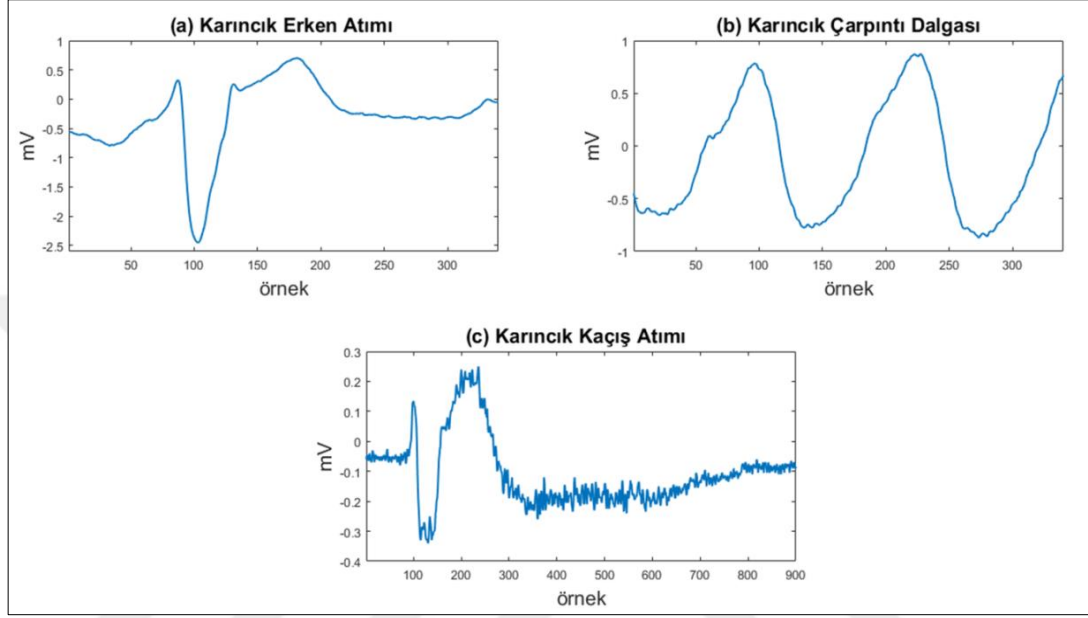
Erken noktasal atımı, AV düğümünde ortaya çıkan erken bir atımdır. Anormal biçimde şekli olan erken P dalgası ve erken QRS kompleksi, normal olarak düzenli bir kalp ritmini kesintiye uğratır [72, 74].

Kulakçık erken atımlarında P dalgaları genellikle ektopik bir odaktan çıkan elektriksel darbe sonucu oluştuğu için anormal bir yapıdadır. Böylelikle, SA düğümün etkinliği sıfırlanır ve önceki atımı takiben oldukça erken gerçekleşen kulakçık atımı meydana gelmektedir. Bu durumu, uzun bir RR aralığı takip ettiğinde, sapmış/yön değiştirmiş karıncık erken kasılması olarak belirlenmektedir [62, 75].

Ektopik odaklar, SA düğümü dışındaki kulakçığın herhangi bir yerinde bulunabilir. Çoklu ektopik odaklar söz konusu olabilir. Kulakçık erken atımları, bir birini tetikleyerek bir başka kulakçık erken atımını ardışık olarak takip ederek atriyal bigemini veya her iki normal kulakçık kasılması için bir kulakçık erken atımı oluşursa Atriyal trigemini meydana getirebilir. Üç ya da daha fazla ardışık kulakçık erken kasılması oluştuğunda ritim kulakçık taşikardisi olarak kabul edilmektedir [72-74].

1.6.3. V tipi aritmi grubu

Karincık erken atımı (karincık ektopik atımı, erken karincık kasılması), Şekil 1.9'da görülebileceği gibi, normal bir kalp atışı gerçekleşmeden önce karincıklardan kaynaklanan anormal elektriksel aktivasyon sonucu ekstra bir kalp atışıdır.



Şekil 1.9. V tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri

V tipi aritmi grubunu oluşturan kalp atışları; karincık erken atımı (V), karincık çarpıntı dalgası (!), karincık kaçış atımı (E) olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.9'da V tipi aritmi grubuna ait örnek EKG işaretleri çizdirilmiştir.

Karincık erken atımı, karincıklardan kaynaklanan ektopik atımlardır. EKG kaydında erken, geniş QRS kompleksleri görülmektedir. QRS kompleksi ile P dalgası ilişkili değildir ve telafi edici bir duraklama takip etmektedir. Karincık erken atımı, tek bir atım, iki veya daha fazla kümede veya tekrarlanan şekillerde atımlardan oluşmaktadır. Sık veya sürekli karincık erken atımı, kalp debisinde azalmaya sebep olabilmektedir [72-74].

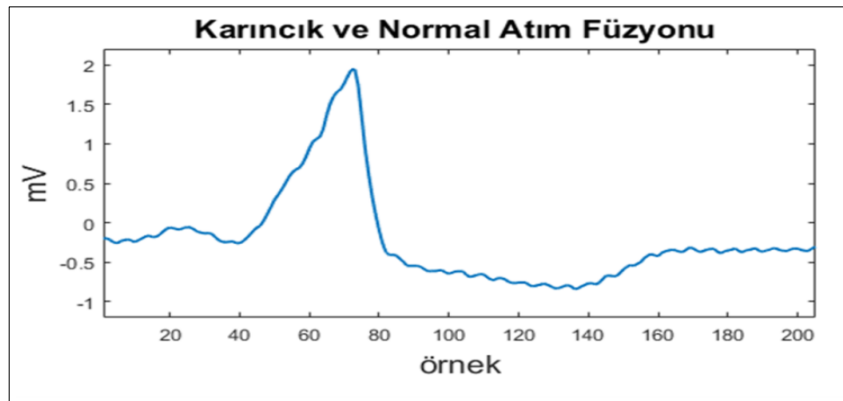
Karincık çarpıntı dalgası, karincıkların organize bir şekilde hızlı kasıldığı bir ritimdir. EKG işaretinde QRS kompleksi ile T ve P dalgaları gözlemlenmez. Karincıklar çok hızlı büzüldüğü için, içlerine kanın girmesi ve dolmaları için neredeyse hiç zaman kalmaz. Bu durumda kalp, kan dolaşımı için çok küçük bir miktar kan pompalar ve bu da kişinin bilinç kaybı yaşamasına sebep olmaktadır.

Karıncık çarpıntı dalgası, karıncıkların titreşim şeklinde sürekli ve düzensiz olarak kasıldığı karıncık fibrilasyonuna (ventriküler fibrilasyona) dönüşebilmektedir. Karıncık fibrilasyonu (ventriküler fibrilasyon), karıncık çarpıntı dalgasından çok daha kargaşa içinde olan bir ritimdir. Karıncık fibrilasyonunda EKG, görünüşte birbiriyle alakasız dalgalar gözlemlenebilmektedir. Karıncık fibrilasyonu ölümcül bir durumdur ve vücuda çok az bir kan akışı olmaktadır. Kan basıncının olmaması, kişinin bilincini hızlı bir şekilde kaybetmesi ve soluk almadığı zaman (kardiyak arrest) kalp durması yaşadığı söylenebilmektedir [75]. Bu durum genellikle bir defibrilatör cihazı kullanılarak tersine çevrilebilmektedir [72-74].

Karıncık kaçış atımı, dakikada 20 ila 40 atım arasındadır. Bu atımlar, sağ veya sol dal bloğu atımları gibi benzer morfolojiye sahiptir. Kalp debisi, yavaş kalp hızının bir sonucu olarak düşüktür; hipotansiyona, beyine ve diğer hayati organlarda perfüzyonun azalmasına neden olmaktadır. Bu durum, bayılma, şok ve konjestif kalp yetmezliği ile sonuçlanabilir [72-74].

1.6.4. F tipi aritmi grubu

F tipi aritmi grubunu oluşturan kalp atışı; karıncık ve normal atım füzyonu (F), olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.10'da F tipi aritmi grubuna ait örnek EKG işareti çizdirilmiştir.



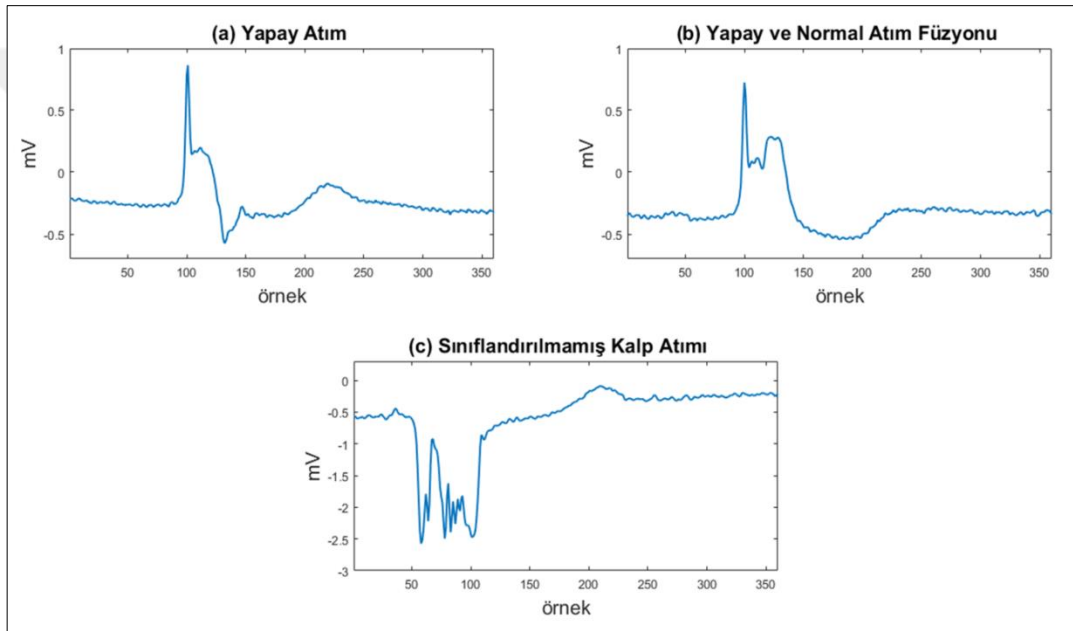
Şekil 1.10. F tipi aritmi grubuna ait atım türünün dalga şekli

Füzyon kalp atışı, kulakçık ve karıncıkların eşzamanlı olarak iki elektriksel darbe sonucu aktive edildiğinde ortaya çıkan melez bir atımdır ve EKG işaretinde P dalgası veya QRS kompleksinde değişiklikler gözlemlenebilmektedir. İki elektriksel darbenin karşılaşması karıncıkta olduğu zaman, karıncık ve normal atım füzyonu

olarak adlandırılmaktadır. Kulakçığıdaki füzyon atımı, eş zamanlı gelen iki kulakçık ektopik atımı çakıştığı zaman ortaya çıkmaktadır. Karıncık füzyon atımında, karıncık atımı bir normal sinüs ritmi, bir karıncık ektopik atımı veya bir noktasal atım ile eşleştiğinde ortaya çıkmaktadır [72, 74].

1.6.5. Q tipi aritmi grubu

Q tipi aritmi grubunu oluşturan kalp atışları; yapay atım (P), yapay ve normal atım füzyonu (f) ve sınıflandırılmamış kalp atımı (Q) olarak isimlendirilmektedir. Şekil 1.11'de Q tipi aritmi grubuna ait örnek EKG işaretleri çizdirilmiştir.



Şekil 1.11. Q tipi aritmi grubuna ait atım türlerinin dalga şekilleri

Kalbe medikal cihaz olarak bağlanan, kalp kasının kasılmasını sağlayan elektrik darbesini üreten ayağıta kalp pili (pacemaker) denilmektedir. Kalp pili, ürettiği elektrik darbesini yapay bir vuru olarak kalbe iletmektedir. Yapay vuruda, P dalgası çok nadiren görüldüğü için PR aralığı belirlenmemektedir. Yapay vurudan sonra QRS kompleksi gözlemlenmektedir. Yapay vuruda, ardışık iki R tepesi aralığı kalp pilinin elektriksel darbe üretim hızına bağlı olarak değişmektedir. Kalp, elektriksel darbeyi üretmediği veya gecikme oluştuğu durumda kalp pili devreye girerek kalbe elektriksel darbeyi iletmektedir. Bu esnada, kalp kendiliğinden elektriksel darbeyi oluşturduğu durumda her iki darbe eş zamanlı olarak melez bir atım olan yapay ve normal atım füzyonunu meydana getirmektedir. Yapay ve normal atım füzyonunda,

P dalgası belirgin değildir ve genişlemiş QRS kompleksi gözlemlenmektedir. Sınıflandırılmamış kalp atışı, esas olarak bazı dış koşullardan kaynaklanan gürültüler, elektrot ayrılması, hastanın hareket etmesi veya kalp pili kaynaklı kalp atışı nedeniyle ilgili tıbbi bilgileri içermeyen kalp atışlarına karşılık gelmektedir. Normalde, bu tip kalp atışları EKG kaydında çok fazla olmadığından ve tanıdaki düşük öneminden dolayı, göz ardı edilebilirler [72,73].

1.7. Yumuşak Hesaplama

Bilgisayar teknolojilerinin gelişimi, bilgiyi işleme gücü ve yeteneği arttıkça ve maliyetler düştükçe akıllı sistemlerin ve yumuşak bilgi işleme tekniklerinin daha çok kullanılabilir hale geldiği görülmektedir.

Yumuşak Hesaplama, izlenebilirlik, sağlamlık ve düşük çözüm maliyeti elde etmek için belirsizlik ve belirsizlik toleransını kullanmayı amaçlayan bir yöntemler topluluğudur. Başlıca bileşenleri, bulanık mantık, yapay sinir ağı ve olasılıksal akıl yürütmedir. Yazılım mühendisliği de dahil olmak üzere, yumuşak bilgi işleme birçok uygulama alanında giderek daha önemli bir rol oynamaktadır. Yumuşak bilgi işleme için rol modeli insan aklıdır [76].

Yumuşak hesaplama yöntemleri birçok gerçek dünya problemine uygulanmıştır. Bu uygulamalar; sinyal işleme, örüntü tanıma, kalite güvence ve endüstriyel denetim, iş tahmini, konuşma işleme, kredi derecelendirme, adaptif süreç kontrolü, robotik kontrol, doğal dil anlama gibi sıralanabilmektedir [76].

Yumuşak hesaplama teriminin mucidi Lotfi A. Zadeh, Yumuşak Hesaplamanın Bulanık Mantık ve Yapay Zeka'nın bir karışımı olmadığını, ancak her bir kullanıcının kendi alanındaki problemleri rekabetçi bir yol izlemek yerine tamamlayıcı bir şekilde ele alarak ayrı bir yöntem anlayışı ile katkıda bulunduğu bir disiplin olarak tanımlamaktadır [76].

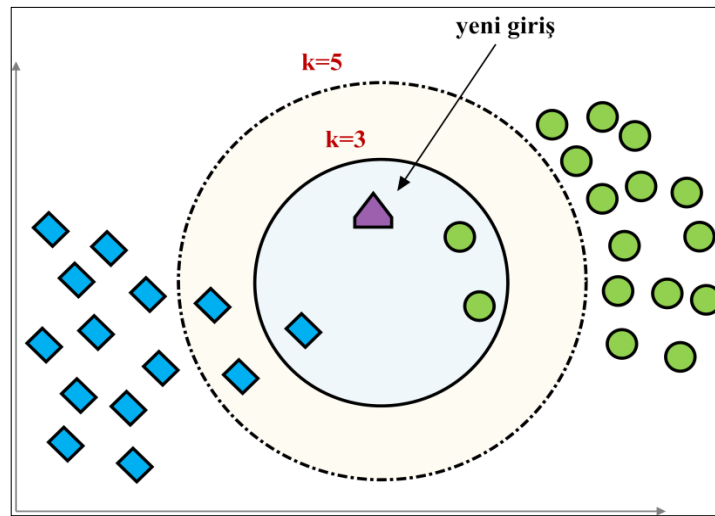
2. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde, tez çalışmasında kullanılan materyal, yöntem ve teknikler hakkında bilgi verilmektedir.

2.1. K En Yakın Komşu Algoritması (k Nearest Neighbor, kNN)

K en yakın komşu (kNN) algoritması, sınıflandırma ve regresyon için kullanılabilir parametrik olmayan, örnek (veya tembel) tabanlı bir algoritmadır. kNN algoritması, özellik alanındaki en yakın örnekleri bulmak için benzerlik ölçülerini kullanır (örneğin Öklid mesafesi) [77]. K değeri, oylama şemasına dahil edilen sınıfların sayısını belirler. Eğer $k=1$ ise, yeni giriş en yakın tek komşunun sınıfına atanır. 1-NN kuralı çoğu uygulamada kabul edilebilir sınıflandırma başarımını sağlamaktadır [78].

kNN sınıflandırma probleminin bir örneği Şekil 2.1'de gösterilmiştir. Şekildeki mor renkli 5 köşeli cisim, mavi renkli karelerle temsil edilen birinci sınıfa ya da yeşil renkli dairelerin temsil ettiği ikinci sınıfa sınıflandırılması gereken test örneğini temsil etmektedir.



Şekil 2.1. Farklı k parametreleri için kNN sınıflaması

Komşuların sayısı $k=3$ olarak seçilirse, test örneği birinci sınıfa temsil eden yani yeşil renkli daireye atanır, 3 komşu arasında 2 tanesi yeşil renkli dairedir. Fakat, $k=5$ olarak seçilirse, test örneği 5 komşunun arasından mavi renkli karelerin çoğunluğu olduğu ikinci sınıfa yani mavi renkli kareye atanır. Böylece, kNN sınıflandırıcısının sınıflandırma başarımının bir veri kümesinden diğerine farklı olan komşularının sayısına (yani k değerine) bağlı olduğu ve bu parametrenin en uygun değerini bulmak için ayarlanmasının gerektiği anlaşılmaktadır.

2.2. Karar Ağaçları

Verileri sınıflandırmak için kullanılan en yaygın algoritmalarından biri Karar Ağaçlarıdır. Karar ağaçlarının yaygın kullanılmasını sağlayan en önemli sebeplerden biri, oluşturulan modelin okunurluğunun yüksek olmasıdır. Ayrıca karar ağaçları, veri tabanlarına kolay entegre edilebilmesi, güvenli olması, değerlendirilmesinin, gerçekleştirilmesinin ve uygulanmasının kolay olması önemli özelliklerindedir. Karar ağaçları, karar düğümleri, dal ve yapraklardan oluşan bir yapıdadır. Her bir karar düğümüne gelen dal sayısı sadece bir iken, karar düğümünden çıkan dal sayısı birden fazla olmaktadır. Yukarıdan, aşağıya doğru hiyerarşik bir yapısı olan karar ağaçlarının en üstte yer alan karar düğümü kök düğüm olarak adlandırılmaktadır. Sınıflandırılacak olan verinin karar ağacının oluşturulmasında kök düğümün belirlenmesi önemlidir. Ayrıca karar ağacında yer alan düğümleri sınıflandırılacak verideki öznitelikleri, dallar özniteliklerin değerlerini ifade etmektedir. Hiyerarşik yapının en altında bulunan yapraklar ise sınıflandırma bilgisini içermektedir. Karar ağacı oluşturulduktan sonra, test edilecek veri kök düğümünden başlanarak yapraklara kadar hiyerarşik bir şekilde inilmektedir. Yaprğa inildiğinde test edilecek veri için işlem tamamlanmakta ve test edilen veriye ait sınıf belirlenmektedir [79-82].

2.2.1. J48 algoritması

J48 algoritması karar ağacı sınıflandırma modelinin yaygın olarak kullanılan versiyonudur. J48 algoritması geliştirilmeden önce, ID3 (Quinlan 1986) ve C4.5 (Quinlan 1993) karar ağacı algoritmaları Quinlan tarafından geliştirilmiştir. ID3 algoritmasında, basit matematiksel işlemler kullanılarak, çok büyük veri kümeleri üzerinden hızlı bir şekilde karar ağacını oluşturmaktadır. ID3 algoritması sadece öznitelikleri kategorik tipte olan verilerin sınıflandırma işlemleri için

kullanılmaktadır. ID3 algoritmasının gelişmiş versiyonu olan C4.5 algoritması ise, sayısal veri tipindeki özniteliklerin sınıflandırılması için kullanılmaktadır. J48 algoritması, sınıflandırılacak olan veride yer alan hem sayısal hem de kategorik öznitelikleri kullanarak karar ağacını oluşturmaktadır. Karar ağacını oluşturmak amacıyla geliştirilen ID3, C4.5 ve J48 algoritmaları entropi tabanlı bir yaklaşım sunmaktadır. Kök düğümün belirlenmesi amacıyla kullanılan entropi kavramı, algoritmalarındaki belirsizliği ifade etmek amacıyla kullanılmaktadır. K kümesinde veya düğümünde yer alan bir problemin entropisi hesaplanırken, logaritmik olasılık değerleri kullanılmaktadır. Denklem (2.1)'de entropi hesabını gösteren formül sunulmuştur. Denklemde yer alan $f(K)$, K kümesine ait entropi fonksiyonunu, N olasılık sayısını, O_n n. elemanın olasılık değerini ifade etmektedir [81].

$$f(K) = - \sum_{n=1}^N (O_n \times \log_2 O_n) \quad (2.1)$$

K kümesinde yer alan F özelliğinin entropisinin hesaplanmasına ait Denklem (2.2)'de sunulmuştur. Denklemde sunulan K_n , toplam değerleri, K_n , F özelliğine ait n. Elemanın değerini ifade etmektedir [81].

$$f(K,F) = \sum_{n=1}^N \frac{|K_n|}{|K|} \times f(K_n) \quad (2.2)$$

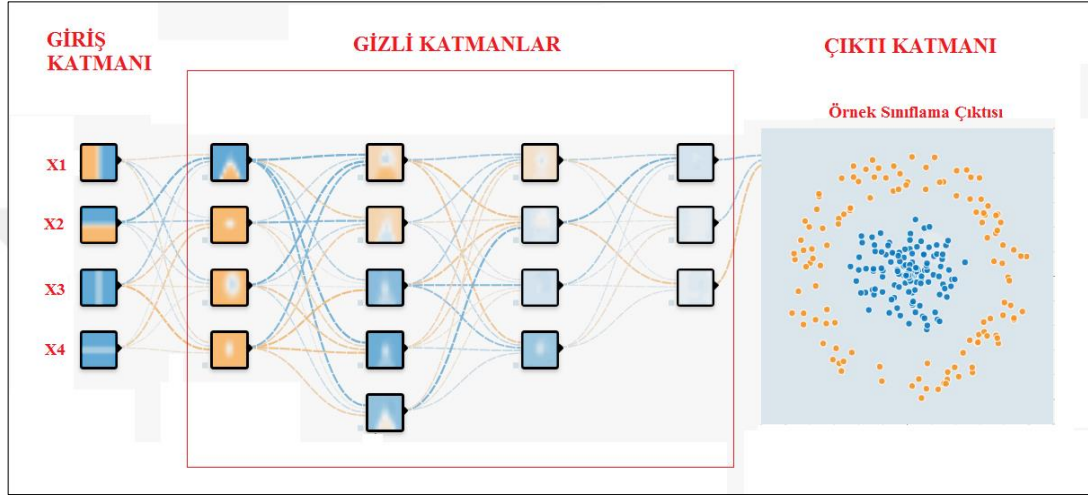
Denklem (2.3)'te ise bilgi kazancını bulan formül yer almaktadır. Bilgi kazancının en yüksek olduğu değer kök düğüm olarak bulunur. Denklemde yer alan BK değeri, K kümesinde F özelliğine ait bilgi kazancını ifade etmektedir.

$$BK = f(K) - f(K,F) \quad (2.3)$$

2.3. Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP, Multi Layer Perceptron)

Sınıflandırma işlemlerinde yaygın olarak kullanılan Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), öğrenme tabanlı ve ileri beslemeli yapay sinir ağı modeline ait bir çeşittir [82, 83]. Genellikle karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerin çözülmesinde kullanılmaktadır. ÇKA, bilgi girişinin yapılmasını sağlayan, giriş katmanı, en az bir gizli katman ve çıktı katmanlarını içermektedir. Şekil 2.2'de 4 girişi olan giriş katmanı, 4 farklı gizli katmanı olan ve her katmanda farklı nöronlara sahip gizli katman ve çıktı katmanını gösteren örnek bir ÇKA yapısı sunulmuştur.

Katmanları birbirine bağlayan ileri ve geri yayımlı geçişler bulunmaktadır. ÇKA ağını eğitmek için kullanılan modellerden en yaygını en küçük kareler yönteminden türetilen geri yayımlı tekniktir. Bu teknik kullanılarak hesaplanan değerler, olması gereken çıkış değerleri ile karşılaştırılarak hata değeri bulunmaktadır. Bulunan hata değerleri katmanlarda yer alan ağırlık katsayıları kullanılarak güncellenmekte ve hata değeri minimize edilmektedir [82].

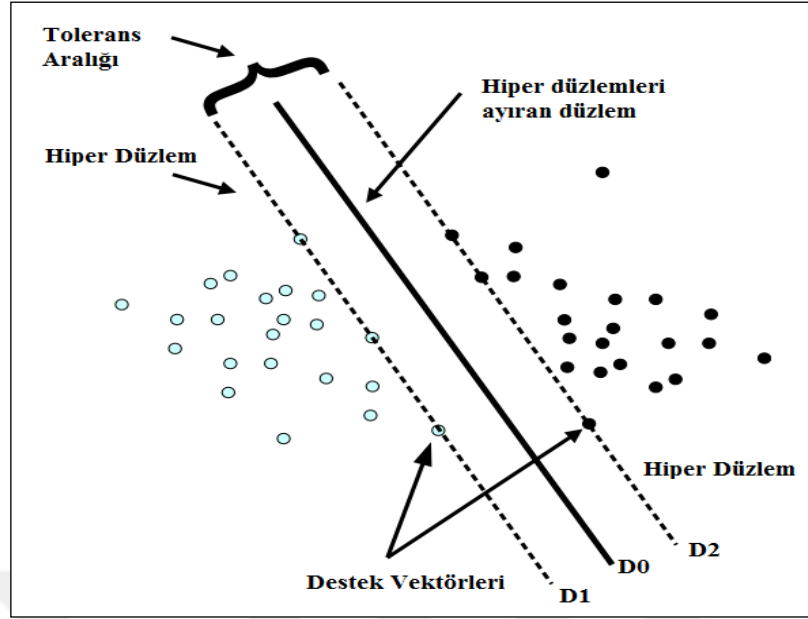


Şekil 2.2. 4 girişli, 4 gizli katmanlı ve tek çıkışlı Örnek ÇKA yapısı kullanılarak sınıflandırma

2.4. Destek Vektör Makineleri (SVM, Support Vector Machine)

Çeşitli problemleri sınıflandırmak için kullanılan yöntemlerden biri olan Destek Vektör Makineleri (SVM) 1995 yılında Vapnik tarafından önerilmiştir [84]. İstatistiğe dayalı bir yöntem olan SVM, başlangıçta doğrusal verilerin sınıflandırılması için iki sınıflı bir yaklaşım sunmakta iken, ilerleyen zamanlarda doğrusal olmayan çok sınıflı verileri sınıflandırmak içinde kullanılmaya başlanmıştır [80, 83].

Doğrusal olarak ayrılabilen bir $V = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ veri kümesinde, x_k değerleri, $y_k = \{-1, +1\}$ ise bu değerlere ait ikili sınıflama etiketlerini ifade etmektedir. Burada belirtilen k değeri 1'den m 'e kadar olan tamsayıları göstermektedir. Şekil 2.3'te doğrusal olarak ayrıştırılabilen destek vektör makinelerine örnek bulunmaktadır. D1 ve D2 hiper düzlemler, D0 hiper düzlemleri simetrik ayıran düzlem, D1 ve D2 üzerinde yer alan noktalar ise destek vektörlerini oluşturmaktadır.



Şekil 2.3. Doğrusal ayrılabilen destek vektör makineleri [85]

Doğrusal olarak ayrılabilen destek vektör makinelerinde bulunan D0, D1 ve D2 düzlemlerini ifade etmek için aşağıda yer alan denklemler kullanılmaktadır. Denklem (2.4) ve (2.5)'te verilen w ağırlıkları, b bias değerlerini ifade etmektedir. Denklem sonundan durum 1 gerçekleşirse y_i değeri $+1$ yani D2 düzleminin üzerinde kalan kısım 2. sınıf etiketi ile, durum 2 gerçekleşirse y_i değeri -1 yani D1 düzleminin altında kalan kısım 1. sınıf etiketi ile işaretlenmektedir.

$$\text{Durum1: } w \cdot x_i + b \geq 1 \rightarrow y_i = +1 \quad (2.4)$$

$$\text{Durum2: } w \cdot x_i + b \leq -1 \rightarrow y_i = -1 \quad (2.5)$$

Şekil 2.3'te gösterilen tolerans aralığının en büyük değere ulaşması için, ağırlıklar vektörünün $\|w\|$ en küçük değere ayarlanması gerekir. Lagrange çarpanı kullanılarak optimizasyon işleminin gerçekleştirilmesi durumunda Denklem (2.6)'da verilen formül kullanılmaktadır [80,86].

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (w \cdot x_i + b) + \sum_{i=1}^m \alpha_i \quad (2.6)$$

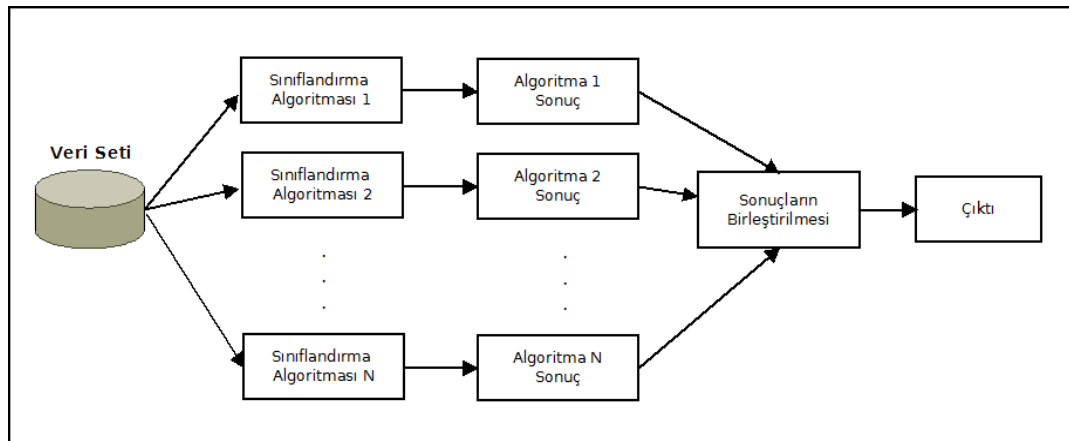
Lagrange çarpanı kullanılarak elde edilecek karar fonksiyonu ise Denklem (2.7)'de sunulmuştur [80, 86].

$$f(x)=\text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i (xx_i+b)\right) \quad (2.7)$$

2.5. Topluluk Öğrenme (Ensemble Learning, EL)

İstatistiksel ve makine öğrenmesi için kullanılan yöntemlerden biride Topluluk Öğrenmedir. Topluluk Öğrenme yaklaşımında, tek bir sınıflama algoritmasından elde edilen cevap yerine çok sayıda sınıflama algoritmasından elde edilen cevaplar değerlendirilmekte ve sınıflama yapılmaktadır. Değerlendirilmesi veya sınıflandırılması istenen veriler tek bir sınıflama yöntemi kullanılarak etkili sonuçlar elde edilemeyebilir. Ancak, aynı veri seti kullanılarak birbirinden farklı sınıflama yöntemlerinin kullanılması ve çoğunluğun cevaplarına uyulması Topluluk Öğrenme olarak adlandırılmaktadır. Topluluk Öğrenmede, çok sayıda sınıflama algoritması kullanılarak işlem yapıldığından, tek bir sınıflama algoritması tarafından yapılan hatalar, önerilen model veya sistem üzerinde göz ardı edilmektedir. Bu sayede, sistemdeki hata oranı azalmakta, başarı oranı artmakta ve iyi bir sınıflama modeli oluşturulmaktadır [80, 84].

Şekil 2.4'te Topluluk Öğrenme sınıflama modeline ait blok şema sunulmuştur. Veri seti farklı sınıflama algoritmalarından geçirilmekte ve her birinden sonuçlar üretilmektedir.



Şekil 2.4. Topluluk Öğrenme modeli

Elde edilen sonuçların birleştirilmesi ve değerlendirilmesi sonucunda genel çıktı elde edilmektedir. Şekil 2.4'te görüldüğü üzere çok sayıda sınıflama algoritması

kullanıldığından, sonuçların birleştirilmesi aşamasında hatalı sınıflama sonuçları göz ardı edilecek ve çoğunluğun verdiği cevap çıktı olarak üretilecektir.

2.5.1. Random Forest (RF) algoritması

Random Forest (Rassal Orman), Bagging algoritmasının özel bir durumu olarak kullanılan sınıflama yöntemlerinden birisidir. Genel eğitim verisinden oluşturulan alt kümeler için temel sınıflandırıcı olarak Karar Ağaçları yöntemi seçilmektedir. Karar ağacının her düğümü için özellik seçimleri belirli bir noktaya kadar rastgele yapılmaktadır. Karar ağacının her düğümünde, eğitim seçinden rastgele seçilen özniteliklerden oluşan bir alt küme bulunmaktadır. En iyi ayrıştırmayı yapacak olan öznitelik belirlenerek seçilmektedir. Öğrenme aşamasında, karar ağacı öğrenmesi için seçilen algoritma, eğitim verisi üzerinde bağımsız sınıflandırıcı oluşturmak amacıyla kullanılmaktadır. Test aşamasında, sınıflandırıcılar tarafından bağımsız olarak yapılan tahminler, eşit oylama yöntemine göre son tahmini yapmak için birleştirilmektedir. Sonuç olarak, Random Forest, Karar ağaçları öğrenme algoritmalarının varyansının azaltılmasından dolayı güçlü ve yaygın kullanılan bir yöntem olarak sınıflandırmada kullanılmaktadır [87].

2.5.2. İstifleme (Stacking) algoritması

İstifleme (stacking) yöntemi (harmanlama ya da yığın genelleme olarak ta bilinen), sınıflandırıcıların katmanlı olarak biraraya getirildiği mimariyi sunmaktadır. İlk aşamada, ya farklı tiplerde sınıflandırıcılardan ya da ön yüklemeli örnekler kullanarak tek tip bir sınıflandırıcıdan oluşturulan diğer türdeki Topluluk Öğrenme algoritmaları ile benzer şekilde işlem görmektedir. İkinci aşamada ise, ikinci katman ya da meta sınıflayıcıya, birinci katmandaki sınıflayıcıların çıktıları uygulanmaktadır. Katmanlı yapıda, ikinci katmandaki sınıflayıcı birinci katmandan gelen çıktıları öğrenerek son kestirimi (tahmini) üretmektedir [88].

Farklı tipte sınıflandırıcılardan topluluklar yaratılmak isteniyorsa bu amaçla istifleme yöntemi (yığın genelleştirme) uygulanarak test edilir. İstifleme yöntemi, standart sapmayı azaltarak daha iyi genelleme kabiliyeti sunmaktadır. İki katmanlı sınıflandırma modeli sayesinde; daha kararlı yapıda sonuç vermekte ve güçlü bir

esneklik sağlamaktadır. Böylece, daha en iyileştirilmiş hesaplama verimliliğine katkı sağlamaktadır.

2.6. EKG İşareti Ön İşleme

EKG işareti kaydedilirken, çevresel etkilerden kaynaklanan etki odağı bilinen ya da bilinmeyen çeşitli gürültü girişimleri olmaktadır. Güç hattı girişimi, kas hareketi sonucu oluşan girişim, hastanın hareket etmesi veya elektrotta temas problemi sonucu etkisi ile oluşan girişim, taban hattı gezinmesi girişimi gibi gürültüler tarafından EKG işareti kirletilmektedir [89]. Özellikle, otomatik bir EKG analizi, doğru yorumlanabilmesi için gürültüsüz EKG sinyali gerektirmektedir. Ancak çevresel etkenleri kontrol etmek ve solunum, iskelet kas aktivitesi gibi bazı fizyolojik olaylara bağlı müdahaleyi önlemek zordur. Sonuç olarak, gürültünün azaltılmasına olanak sağlayan bir ön işleme aşamasının genellikle EKG sinyali analizinde gerekli olduğuna inanılmaktadır.

Medyan filtre sayısal işaret işleme için yaygın olarak kullanılan doğrusal olmayan bir filtredir. Genellikle, sayısal işaretlerden gürültü verilerini elimine etmek için kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, iki aşamalı olarak uygulanan medyan filtre taban hattı gezinmesi gürültüsünü gidermek amacıyla kullanılmaktadır. Taban hattı gezinmesi gürültüsü, kalp atımlarının sıfır hattına (izoelektrik hatta) oturmasını sağlayarak daha düzgün ve anlamlı bilgiler ile kalp atımlarının birbirleriyle mukayese edilebilmesini sağlayarak ön işleme yapmaya imkan vermektedir.

2.7. İşaret Bölümlendirmesi

Ardışık verilerin gruplandığı mevcut aktiviteyi ya da değişimi belirlemek için çoklu veri noktalarının bir arada tutularak değerlendirilmesi amacıyla kullanılmaktadır. Birden fazla veri noktasını kullanarak verilerden daha anlamlı ve fazla bilginin elde edilmesini sağlayarak işarettaki değişimlerin etkisini daha doğru bir şekilde belirlenmesini sağlamaktadır.

Kayan pencere yöntemi (hareketli pencere yöntemi), örüntü tanıma ya da işarettaki değişimlerin etkisini belirlemek için en yaygın kullanılan bölümlendirme yöntemidir. Kayan pencere yöntemi, EKG işaretine ait verileri sabit uzunluktaki bir zaman

penceresi üzerinde toplamaktadır. Öznitelikler, bu zaman penceresi kullanılarak hesaplanmakta ve böylece öznitelik seti oluşturulmaktadır.

Çalışmamızda, kayan pencere yöntemi yaklaşımı olarak bir birini takip eden, örtüşmeyen zaman pencereleri kullanılmaktadır. Her bir pencere, bir kalp atımını (çevrimini) içerecek şekilde 256 örnek uzunluğunda (712 ms) seçilmiştir.

2.7.1. Kayan pencere yöntemi

İşaret, kayan pencere yöntemi kullanılarak birbirbirine benzeyen parçalara bölünmektedir. EKG kaydı, her biri bir kardiyak çevrimi (kalp atımı) içeren parçalara ayrılarak anlamlı bölütler elde edilmektedir. Her bir bölüt; EKG işaretinin temel P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası bileşenleri içeren bir kalp atımını karakterize etmektedir. Bu bölütler ilgili öznitelik çıkartma yöntemleri tarafından kullanılarak öznitelik setleri oluşturulmaktadır.

EKG işaretinin frekans bilgisi ($f_{\text{örnek}}$) ve hareketli pencere boyutu (T) bilgisi çarpılarak ($f_{\text{örnek}} \times T$) analiz edilecek kayan veri penceresi boyutunun aralığı hesaplanmaktadır. Tez çalışmasında, kayan pencere uzunluğu hesaplanırken, her bir bölüt içerisinde P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasını içerecek kadar uzun olması dikkate alınarak pencere boyutu 712 ms olarak belirlenmiştir. Ayrıca, MIT-BIH AVT'a ait örnekleme frekansı 360 Hz'dir. Bu bilgiler ışığında, kayan pencere uzunluğu yaklaşık olarak 256 örnek olarak belirlenmiş ve öznitelik çıkartma aşamasında belirleyici özniteliklerin hesaplanmasında kullanılmıştır.

2.8. Normalleştirme İşlemi

Normalleştirme işlemi, tüm sayısal nitelikleri küçük belirli bir aralığa [0,1] sığacak şekilde ölçeklendirerek çalışmaktadır. Normalleştirme işlemi Denklem (2.8)'deki gibi hesaplanmaktadır [63].

$$f_n(i) = \frac{f(i) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (2.8)$$

Denklem (2.8)'de, $f(i)$ normalize edilmemiş öznitelik kümesindeki i . özneliğin değerini, $f_n(i)$ normalize edilmiş öznitelik kümesindeki i . özneliğin değerini, f_{\min}

normalize edilmemiş öznitelik kümesindeki minimum olan öznitelik değerini ve f_{max} normalize edilmemiş öznitelik kümesindeki maksimum olan öznitelik değerini göstermektedir.

2.9. K Katlı Çapraz Doğrulama (K-Fold Cross Validation)

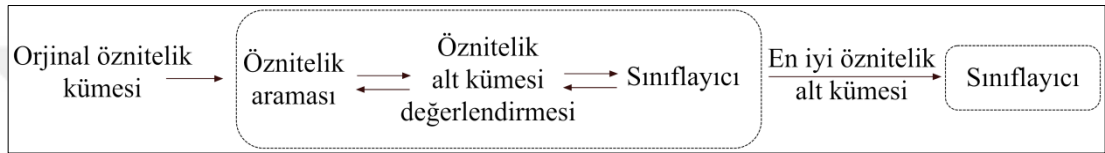
Çapraz doğrulama, öğrenme algoritmalarını değerlendirmek ve karşılaştırmak için istatistiksel bir yöntemdir. Sınıflandırıcıların bir veri kümesi üzerindeki sınıflandırma başarısını, çapraz doğrulama işlemiyle test edilmektedir. K katlı çapraz doğrulamanın, Kohavi'nin [90] çalışmasına göre hatayı azaltabildiği ve daha iyi bir genelleme yaklaşımı sağladığı kanıtlanmıştır. Literatürde çeşitli çapraz geçerleme yöntemleri vardır. Tez çalışmasında, 10 katlı çapraz geçerleme kullanılmıştır. Bu yöntemde, veri kümesi 10 parçaya rastgele bölünür (K=10 eşit büyüklükteki bölümlerden oluşur, D(1), D(2), D(K)), bir parçası test kümesini kalan dokuz parçası da eğitim kümesini oluşturmaktadır. Her döngüde (i sayaç indisi), D(i) kısmı test kümesi olarak tutulurken, kalan veri kısımları eğitim kümesi olarak kullanılmaktadır. Her döngünün sonunda bir model üretilir ve her bir bölümün doğruluk oranı hesaplanır ve genel ortalama alındıktan sonra sınıflandırma başarısı bulunmuş olmaktadır.

2.9. Wrapper Öznitelik Seçme Yöntemi

Wrapper yöntemi, öznitelik alt kümeleriyle çalışan ve eğitim verilerinden öğrenilen bazı sınıflandırıcıların başarımına dayanan öznitelik alt kümesinin yeterliliğini değerlendirmektedir [90]. Bu nedenle, Wrapper yöntemi, öznitelik seçim algoritması olarak kullanılmaktadır.

Wrapper tabanlı yöntemler, değerlendirme yapmak için bir sınıflandırıcının sınıflandırma başarımını kullanmaktadır. Wrapper tabanlı yöntemler, hedef sınıflandırıcıyı öznitelik seçme algoritmasında kullandıkları için daha iyi başarımlar elde etmek açısından daha avantajlıdır. Bu yüzden, makine öğrenmesinde ve doğrusal olmayan modeller için Wrapper yöntemi kullanmak daha iyi sonuç veren ve özniteliklerin en uygun alt kümesini bulan öznitelik seçim yöntemidir. Wrapper yönteminin ayrıntılı olarak bir tartışması Liu ve Motoda'nın [91] çalışmasında verilmiştir.

Wrapper yöntemine dayalı öznitelik seçiminin blok diyagramı Şekil 2.5'te gösterilmiştir. Bu yöntemlerde, orijinal öznitelik kümesinden belirli bir arama algoritması aracılığıyla farklı olası alt kümeler oluşturulur. Her bir alt küme kullanılarak sınıflandırma algoritması eğitilir. Her alt küme ile eğitilen sınıflandırıcının başarımı değerlendirilir ve en iyi başarımı veren alt küme en uygun alt küme olarak seçilir. Son olarak, en yüksek sınıflandırma başarımına sahip olan öznitelik alt kümesi, verilen sınıflandırıcı için en uygun öznitelik alt kümesi olarak seçilmektedir. Öznitelikler, kullanılacak sınıflandırıcı için en iyi hale getirildiğinden, Wrapper tabanlı yöntemler genellikle daha iyi başarımlar gösterir.



Şekil 2.5. Wrapper öznitelik seçim yaklaşımı [92]

Bu tez kapsamında, öznitelik seçme işlemi için Wrapper öznitelik seçim yöntemine 10 kat çapraz geçerliliği uygulayarak en iyi ilk arama (Best First Search BFS) yöntemi ile birlikte kullanılmıştır. En iyi ilk arama, arama yapmak için seçilmiştir, çünkü açgözlü tepe-tırmanma yönteminden daha üstün başarımlar gösterdiği anlaşılmıştır [90].

2.10. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık Dönüşümü, frekansta ve zamanda yerel olan ve durağan olmayan işaretlerin analizi için uygundur. Bu bağlamda, gürültü giderme, dalga bulma, veri sıkıştırma, öznitelik çıkartma gibi biyomedikal işaret analizi yapan uygulamalara bilgi sağlar. Analiz, dalgacık olarak adlandırılan sonlu temel fonksiyonları kullanarak gerçekleştirilir. Bu temel aslında, dönüştürme ve genişleme işlemleri ile anne dalgacık adı verilen tek bir üretme fonksiyonundan türetilen bir fonksiyonlar ailesidir. Ölçekleme olarak ta bilinen genişleme, anne dalgacığını sıkıştırır veya uzatır ve dönüşümü ise zaman eksenini boyunca kaydırır [93].

Sayısal işareti, seviyeli olarak alt bantlara ayırma prensibine dayanan Ayrık dalgacık Dönüşümü (ADD), alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreleri kullanmaktadır. Ayrık işarete, bu filtreler ardışık olarak uygulanarak iki ayrı işaret elde edilmektedir.

Bunlardan, düşük frekansları geçiren filtre sonucuna yaklaşım (Approximation) katsayıları ve yüksek frekansları geçiren filtre sonucuna ise detay (Detail) katsayıları ismi verilmektedir. Ayırık işaret, istenilen frekans aralığı seviyesine kadar ayrıştırılarak detay ve yaklaşım katsayıları kullanılarak analiz edilebilmektedir.

2.11. Ayırık Fourier Dönüşümü

Periyodik olmayan sinyaller için Fourier Dönüşümü zaman ve frekansta süreklidir. Ayırık Fourier Dönüşümü (AFD) ayırık girişler kullanır ve ayırık çıkışları hesaplar. Dolayısıyla, hesaplamada daha basittir ve sayısal işaret işlemede yaygın olarak kullanılır. Bazı durumlarda, sayısal işaretin frekans içeriği zaman alanı temsilinden daha yararlı bilgiler edinmemizi sağlar. Fourier dönüşümü, ayırık zamanlı işaretin frekans spektrumunu göstermektedir. Ayırık zamanlı işarete ait frekans spektrumu kullanılarak işaretin hangi frekanslarda ne kadar yoğun bilgi taşıdığı belirlenebilmektedir.

Ayırık Fourier Dönüşümü (AFD), ayrı bir periyodik işaret için Fourier serisinin katsayılarının hesaplanmasına verilen isimdir. İşlemler periyodik bir işaret için Fourier katsayılarının hesaplanmasına benzer, ancak bazı belirgin farklılıklar da vardır. Birincisi, integrallerin ayırık zaman uzayında toplamlar haline gelmesidir. İkinci fark, dönüşümün, sınırlı sayıda karmaşık katsayıları, orijinal işaretin bir periyodundaki veri noktalarının orijinal sayısına eşit olduğunu değerlendirmesidir. Bu nedenle, her bir spektral çizgi, Hz veya radyan/s cinsinden ifade edilen belirli bir frekansla tanımlamaktan ziyade, verilerdeki temel periyodun harmonikleri olarak kabul edilir [94].

2.12. İstatistiksel Yöntemler

EKG işaretinden öznitelik çıkartırken çeşitli istatistiksel yöntemler kullanılarak aritmili atımlar ile ilgili belirleyici öznitelikler saptanmaya çalışılmaktadır. Tez çalışmasında, kullanılan istatistiksel yöntemler aşağıda açıklanmaktadır.

Ortalama: EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinin aritmetik ortalamasıdır.

Varyans: EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinin varyansı, veri kümesindeki değerler ve ortalama arasındaki kare farklarının aritmetik ortalamasıdır.

Standart Sapma: EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinin ortalamadan ne kadar farklılık ya da dağılım olduğunu gösterir. Varyansın karekökü alınarak hesaplanır.

Çarpıklık (Skewness): Çarpıklık, EKG işaretinden oluşan bir veri kümesine ait dağılımın asimetrisini temsil etmektedir. Veri kümesinin, simetriden ne kadar uzaklaştığını gösteren (normal, sağa eğilimli veya sola eğilimli) istatistiksel bir hesaplamadır.

Basıklık (Kurtosis): Basıklık, EKG işaretinden oluşan bir veri kümesine ait dağılımın sivrilikliğini temsil etmektedir. Veri kümesine ait dağılımın yüksekliğinin normalden ne kadar uzaklaştığını gösteren istatistiksel bir hesaplamadır.

Entropi: EKG işaretinin düzenini ve değişkenliğini veya belirsizlik derecesini ölçmek için kullanılan istatistiksel bir hesaplamadır.

Medyan: EKG işaretindeki ortanca değerini göstermektedir.

Min, Maks: EKG işaretinin minimum ve maksimum olan değerini göstermektedir.

Kare Ortalamalarının Kökü (RMS): EKG işaretinin ikinci dereceden ortalama değerini göstermektedir.

Korelasyon: EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinde var olan benzerlik/ilişki miktarını gösteren istatistiksel bir hesaplamadır.

Mod: EKG işaretinde en sık görünen değeri göstermektedir.

Güç Spektral Yoğunluğu (PSD): Bir EKG işaretinin, enerjisinin çeşitli frekanslarda ölçülmesidir. EKG işaretinin Hızlı Fourier Dönüşümü ve eşleniği (konjugatı) ile çarpılmasıyla hesaplanmaktadır.

Ortalama Mutlak Sapma (MAD): EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinin ne kadar yayıldığını gösteren sağlam bir istatistiksel ölçüsüdür.

Çeyrek Değerler Aralığı (IQR): EKG işaretinden oluşan bir veri kümesinin dört eşit çeyreklige ayrılması sonucu, 3. çeyreğin 1. çeyrekte çıkarılması sonucu oluşan ve değişkenliği gösteren istatistiksel bir hesaplamadır.

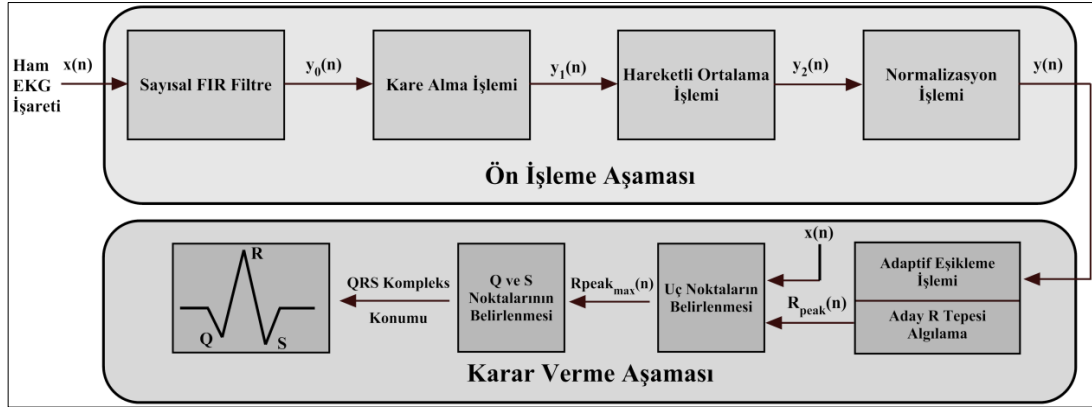
3. GELİŞTİRİLEN QRS KOMPLEKS TESPİT YÖNTEMİ

EKG işaretindeki QRS kompleks bileşenlerini tespit etmek amacıyla [63]'deki gibi bir çalışma geliştirilmiştir. Bu çalışmada, düşük bir hesaplama yüküne sahip gelişmiş bir QRS kompleks algılayıcı yöntem önerilmiştir. Bu yöntem, minimum ön işleme adımlarını ve uyarlanabilir eşik tabanlı basit karar verme kurallarını içermektedir. Bu yöntemin ön işlem aşamasında, istenmeyen frekans bileşenleri, gürültü olarak kabul edilen P ve T dalgalarının etkileri, EKG işaretinin taban hattındaki dolaşımı [39] bir bant geçiren sayısal FIR filtre ile azaltılmış, daha sonra, işaret kare alma işlemi ile güçlendirilmiştir. Son olarak, hareketli ortalama adımıyla bütünleştirilerek düzeltilmiştir. EKG işaretinin elektromiyografik (EMG) ve güç hattı parazitleri gibi yüksek frekanslı bileşenler hareketli ortalama adımıyla azaltılmıştır [39]. Elde edilen düzgün EKG işareti, R tepesi tespiti için karar verme aşamasında kullanılan adaptif eşik adımına uygulanmıştır. R tepesi saptama işlemi gerçekleştirildikten sonra, pencere işlemi kullanılarak Q ve S noktaları tespit edilmiştir.

Ayrıca, önerilen yöntem sırasıyla MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı [71], Fantasia Veri Tabanı [95], MIT-BIH Noise Stres Test Veri Tabanı [96], QT Veri Tabanı [97] ve European ST-T Veri Tabanı [98] gibi standart veri tabanlarıyla analiz edilerek doğruluğu test edilmiştir.

3.1. QRS Kompleks Tespit Yöntemi Yapısı

Şekil 3.1'deki, blok diyagramda görüldüğü gibi QRS kompleksini tespit algoritması, ön işleme ve karar verme aşamalarını içeren iki ana süreçten oluşmaktadır. Her bir süreç kendi içinde alt basamaklardan ayrılmaktadır. Bu alt basamaklarda kendilerine özgü hesaplama yöntemleri veya değerlendirme işlemleri yapılarak ham EKG sinyalindeki QRS kompleksleri belirlenmektedir.



Şekil 3.1. QRS Kompleks Algılama Yönteminin blok diyagramı [63]

3.1.1. Ön işleme aşaması

Ön işleme aşamasında; sayısal FIR filtre, kare alma işlemi, hareketli pencere entegrasyonu ve normalizasyon işlemi başlıkları incelenmektedir.

3.1.1.1. Sayısal FIR filtre

Filtrelerde, çıkış değerinin sadece giriş işaretine bağlı olduğu durumlarda FIR tabanlı filtreler kullanılmaktadır. FIR filtrelerde, transfer fonksiyonlarının paydası 1'e eşit olmaktadır. Transfer fonksiyonu, sistemin giriş işaretine olan etkisini ve filtre etkisini ifade etmektedir. Transfer fonksiyonunun genel olarak fark denklemi Denklem (3.1)'de gösterilmiştir [99].

$$y(n) = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x(n-k) \quad (3.1)$$

$$y_0(n) = x(n) - x(n-k) \quad (3.2)$$

$$k = \left\lfloor \frac{f_{\text{örnek}}}{f_{\text{şebeke}}} \right\rfloor \quad (3.3)$$

Denklem (3.1)'deki b_k , k uzunluğuna sahip fonksiyonun katsayılarını, $x(n)$ giriş işaretini ve $y(n)$ çıkış işaretini temsil etmektedir. Denklem (3.2)'deki parametrelerden; $y_0(n)$ fark denklemi alınmış EKG işaretini, $x(n)$ ham EKG işaretini ve $x(n-k)$ ise Denklem (3.3)'te hesaplanan k değeri kadar ötelenmiş ham EKG işaretini temsil etmektedir.

EKG işaretinde taban hattı kayması, EMG işareti, P ve T dalgalarından oluşan gürültüyü elimine etmek amacıyla denklem (3.2)'deki fark denklemine sahip bir FIR filtre tasarlanmıştır. Bu filtre ile aynı zamanda EKG işaretindeki QRS bölgesi belirginleştirilerek daha ön plana çıkması sağlanmıştır.

k parametresi, Denklem (3.3)'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır. Bu parametre değeri Denklem (3.2)'de kullanılarak elde edilen fark denklemi ile ham EKG işaretini geçirirken işaret üzerindeki istenmeyen etkileri elimine etme yönünde davranan bir filtre tasarlanmış olmaktadır. Denklem (3.3)'teki $f_{\text{örnek}}$, (örnekleme frekansı) EKG işareti kayıt edilirken alınan örnekleme değerini ifade ederken $f_{\text{şebeke}}$, değeri ise EKG işaretinin kayıt yapıldığı elektrik hattına ait şebeke frekansı değerini göstermektedir.

3.1.1.2. Kare alma işlemi

EKG işaretini temsil eden her bir örnek değeri için kare alma işlemi denklem (3.4)'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$y_1(n)=[y_0(i)]^2 \quad (3.4)$$

Bu işlem sonucunda EKG işaretine ait negatif değerli örnekler pozitif yapılarak işarete ait negatif bileşenler ortadan kaldırılmaktadır. Böylelikle, EKG işaretinin bütün örnek değerleri üzerinde doğrusal olmayan işaret kuvvetlendirme işlemi yapılarak sayısal FIR filtre çıkışının güçlendirilmesi sağlanmıştır. Yapılan işlemin sonucunda, QRS kompleksi daha belirgin bir hal alırken, P ve T dalgalarından kaynaklanan farklılıklar bastırılmaktadır.

3.1.1.3. Hareketli ortalama işlemi

Karesi alınan EKG işaretinde, genliği ve genişliği normalden çok farklı birçok anormal QRS kompleksi oluşmaktadır. Bu durumun, R tepesi tespit etme aşamasında bir soruna yol açmaması için hareketli pencere integrasyonu (moving window integrator) yaklaşımı uygulanmaktadır. Bu yaklaşımla QRS kompleksi, integrasyon penceresi içinde kalan bölgede daha belirgin hale getirilerek P ve T dalgalarından meydana gelen farklılıklar bastırılmaya çalışılmakta ve tek bir tepe içeren QRS kompleksi aralığını yumuşatılmış bir çıkış olarak vermektedir.

$$y_2(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_1(i-k) \quad (3.5)$$

integrasyon penceresi (Integration window) genişliğinin; çok küçük seçilmesi durumunda, QRS kompleksinin dalga şekillerinde çok sayıda gereksiz tepeler oluşmasına neden olmakta, çok büyük seçilirse QRS kompleksinin içinde T dalgaları da yer alacağından R tepesi tespit etme sürecinde olumsuz yönde hatalara neden olmaktadır. Bu nedenle, genellikle integrasyon penceresi genişliği mümkün olduğunca en geniş QRS kompleksi genişliği ile aynı alınarak hatasız ve olumlu sonuçlar elde edilmektedir.

Denklem (3.5)'te hareketli pencere integrasyonu hesaplanmaktadır. Denklemdeki N parametresinin değeri, integrasyon penceresinin genişliğini belirtmekte ve QRS kompleksinin süresi ile yaklaşık olarak aynı olmaktadır.

$$N = \left\lceil f_{\text{örnek}} \times \text{QRS}_{\text{genişlik}} \right\rceil \quad (3.6)$$

Kalp rahatsızlıkları veya aritmiler gibi nedenler ile QRS kompleksi genişliği normal sınır değerlerinin üzerine çıkmaktadır. Yapılan çalışmada, N parametresinin değeri için mümkün olan en geniş QRS genişliği süresini 150 ms [39] olarak değerlendirilmiştir.

Denklem (3.6)'daki N parametresinin hesaplanmasında kullanılan $f_{\text{örnek}}$ parametresi, EKG işaretinin bir saniyedeki örnek değerinin milisaniye cinsinden ifade edilmiş biçimidir ve $\text{QRS}_{\text{genişlik}}$ parametresi, en geniş QRS genişliğini ifade etmektedir ve burada 150 ms olarak belirlenmiştir.

3.1.1.4. Normalizasyon işlemi

EKG işaretindeki atımların genlik değerleri, kişinin yaşına, cinsiyetine, kardiyovasküler sistemi doğrudan ya da dolaylı etkileyen rahatsızlıklardan kaynaklanan nedenlere bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Bu değişkenlik göz önünde bulundurulduğunda, R tepesi tespit etme sürecinde yanıltıcı etkiler oluşturmaması amacıyla normalizasyon işlemi uygulanarak bu farklılıklar ortadan kaldırılmaya çalışılmaktadır.

$$y(n) = \frac{y_2(n) - y_2(i)_{\min}}{y_2(i)_{\max} - y_2(i)_{\min}} \quad (3.7)$$

Min-max normalizasyon işlemi Denklem (3.7)'deki gibi hesaplanmakta ve hareketli pencere integrasyonu çıkışındaki EKG işaretine uygulanarak istenmeyen etkilerin önüne geçilmesi sağlanmaktadır.

Denklem (3.7)'de, $y(n)$ EKG işaretindeki n . örneğin normalizasyon işlemi sonucunda elde edilen normalize edilmiş değerini göstermektedir. $y_2(n)$ EKG işaretindeki n . örneğin normalizasyon işlemine tabi tutulmamış değerini göstermektedir. $y_2(i)_{\min}$ EKG işaretine ait veri setindeki minimum olan değeri göstermektedir. $y_2(i)_{\max}$ ise EKG işaretine ait veri setindeki maksimum olan değeri ifade etmektedir.

Normalizasyon işlemi ile veri seti içindeki minimum ve maksimum değerler ele alınarak, veri seti içerisindeki her bir değer minimum ve maksimum değerlerine göre normalleştirilerek tüm değerler 0 – 1 aralığında ölçeklendirilmektedir.

3.1.2. QRS kompleksi bileşenlerine karar verme aşaması

Karar verme aşamasında, QRS kompleksi içindeki R tepesini, Q ve S noktalarını tespit etme de kullanılan yaklaşımlar ve değerlendirme işlemleri anlatılmaktadır. EKG işaretinin karakteristiksel değişimlerine uyum sağlamak amacıyla Denklem (3.8)'deki gibi adaptif yapıda bir eşikleme (thresholding) yöntemi kullanılmıştır. Uygulanan eşikleme yöntemiyle hareketli pencere integratörü çıkışındaki işaretin karakteristik özellikleri kolayca tespit edilebilen ve düzgün bir şekilde değerlendirilebilen yumuşak geçişli bir yapıda olması sağlanmaktadır.

$$thv(n) = \frac{(N-1)thv(n-1) + y(i)}{N} \quad (3.8)$$

Denklem (3.8)'deki $thv(n)$ değişkeni, mevcut durumda hesaplanan adaptif eşik değerini göstermektedir. N parametresinin değeri denklem (3.6)'daki gibi hesaplanmaktadır. $thv(n-1)$ değişkeni, bir önceki adaptif eşik değeri bilgisini göstermektedir ve $y(i)$ değeri, mevcut durumdaki EKG işaretinin örnek değerini temsil etmektedir.

Zaman eksenindeki eşikleme işleminde tespit edilen R tepeleri arasındaki olması gereken minimum mesafeyi hesaplarken, Tablo 1.1’de bahsedilen QRS genişliğinin olması gereken normal değerinden iki katını hesaba katarak, denklem (3.9)’da $QRS_{zamanı}$ değerini mili saniye cinsinden belirlemektediriz.

$$QRS_{genişlik} = 100 + 20 = 120 \text{ms}$$

$$QRS_{zamanı} = (2 \times QRS_{genişlik}) = 240 \text{ms} \quad (3.9)$$

Denklem (3.10)’da R_{si} örnek aralığı (sample interval) değeri, R tepeleri arasındaki olması gereken minimum zaman aralığını, EKG işaretindeki örnek cinsinden göstermektedir. $f_{örnek}$ değeri, EKG işaretinin örnekleme frekansını temsil etmektedir. Belirlenen R_{si} değeri ile bulunan R tepesi arasındaki örnek aralığı değeri karşılaştırılmaktadır. Elde edilen sonuç, R_{si} değerinden büyük veya eşit ise bulunan tepe, R tepesi olarak belirlenmektedir. Aksi halde bulunan tepe, gürültü olarak değerlendirilerek elimine edilmektedir.

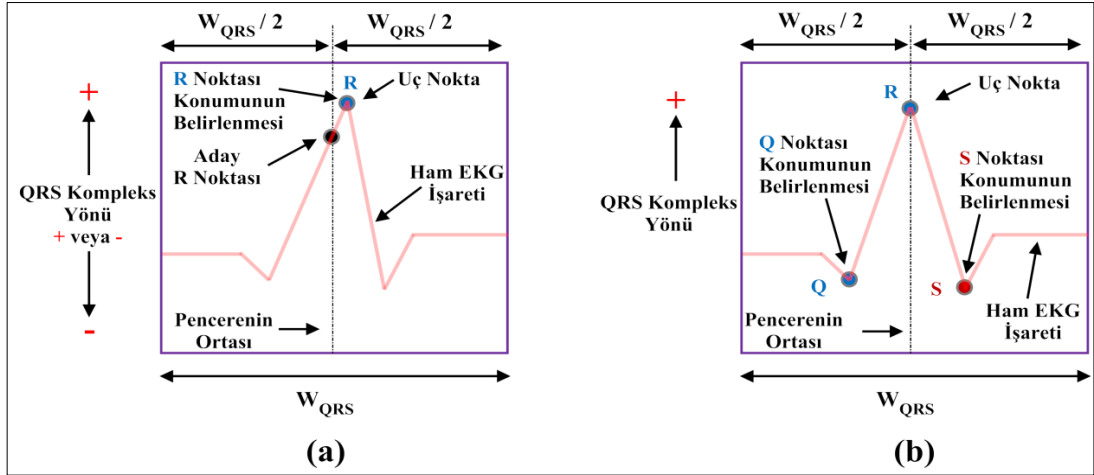
$$R_{si} = \lfloor QRS_{zamanı} \times f_{örnek} \rfloor \quad (3.10)$$

R tepesi saptama işlemi, Denklem (3.11-a) ile eşik değeri $thv(n)$ ’den daha yüksek bir genliğe sahip olan işaretin tepe noktaları dikkate alınarak eşikleme adımıyla başlatılmıştır. Daha sonra, R-R aralığı Denklem (3.11-b)’de görüldüğü gibi R_{si} ’den daha büyük veya ona eşit ise, tepe noktası bir aday R tepesi zirvesi olarak kabul edilmiştir. Aksi takdirde, tepe noktası gürültü olarak değerlendirilmiş ve elenmiştir. Elde edilen aday tepelerin yerleri, ham EKG işaretindeki açıklamalı R zirvelerine oldukça yakındır.

$$temp_{konum} = \{n, (y(n) \geq thv(n)) \text{ ise} \quad (a)$$

(3.11)

$$R_{peak}(n) = \{temp_{konum}, ((R_{peak}(n-1) - temp_{konum}) \geq R_{si}) \text{ ise} \quad (b)$$



Şekil 3.2. Ham EKG işaretinin (a) QRS kompleksinin yönünün ve R zirvesinin uç noktasının tespit edilmesi (b) Q ve S noktalarının konumlarının saptanması [63]

$$W_{QRS} = \begin{cases} (R_{si} - 1), R_{si} \text{ çiftise} \\ R_{si}, R_{si} \text{ tekise.} \end{cases} \quad (3.12)$$

QRS kompleksinde aday R tepeleri tespit edildikten sonra, Şekil 3.2(a) ve (b)'de gösterilen W_{QRS} bir pencere genişliği, R_{si} değeri kullanılarak Denklem (3.12) ile belirlenmiştir. Bu Denklem, R_{si} değerinin tek olarak elde edildiği W_{QRS} genişliğinin orta noktasını bulmak için kullanılmıştır. Aday R zirvesi, bu pencerenin merkezinde, Şekil 3.2(a)'da görüldüğü gibi aday R zirvesinin, Q ve S konumlarının ekstrema noktalarının saptanması için W_{QRS} genişliğine sahiptir. Daha sonra, bu şekilde, pencerenin sol ve sağ tarafındaki $W_{QRS}/2$ örneklerine sahip aralıklar analiz edilmiştir. QRS kompleksinin yönünün pozitif mi yoksa negatif mi olduğunu belirlemek için, $yön_R(n)$, aday R tepesinin her iki tarafından alınan 20 örneğin (L , örnek sayısı) ortalama değeri Denklem (3.13-a) kullanılarak hesaplanmıştır. Hesaplanan $yön_R(n)$ (R tepesinin sapma yönü) değeri pozitif veya negatif olduğunda, pencerede maksimum veya minimum genlik değerine sahip ekstremum noktası bir R tepe noktası olarak belirlenmiştir. Denklem (3.13-b) 'de verilen $R_{peak_{max}}(n)$, Şekil 3.2(a)'da gösterildiği gibi ham EKG işaretinin en uç (sivri, ekstremum) konum verilerini içermektedir.

$$y\ddot{ö}n_R(n) = \left(\frac{1}{2 \times L} \sum_{j=-L}^L R_{peak}(n-j) \right) > 0, (L=10) \quad (a)$$

(3.13)

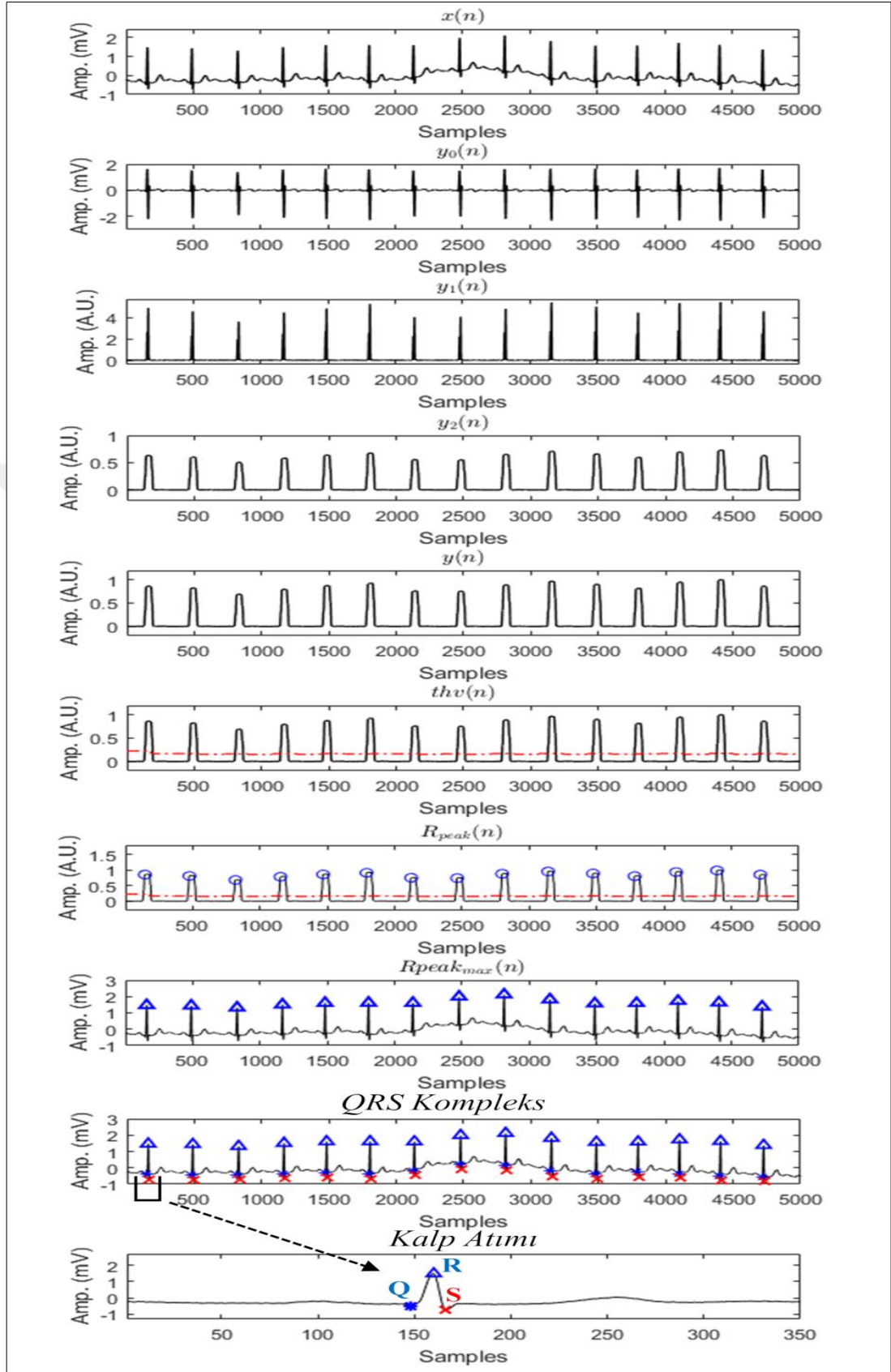
$$R_{peak_max}(n) = \begin{cases} \max(x((R_{peak}(n) - W_{QRS}/2):(R_{peak}(n) + W_{QRS}/2))), & y\ddot{ö}n_R(n) > 0 \\ \min(x((R_{peak}(n) - W_{QRS}/2):(R_{peak}(n) + W_{QRS}/2))), & y\ddot{ö}n_R(n) < 0 \end{cases} \quad (b)$$

Q ve S noktalarının yerlerini tespit etmek için, Şekil 3.2 (a)'da tespit edilen R tepesinin en uç (sivri, ekstremum) noktası, Şekil 3.2(b)'de görüldüğü gibi pencerenin merkezine yerleştirilmiştir. Daha sonra, Denklem (3.14) ve (3.15) kullanılarak gerekli hesaplamalar W_{QRS} genişliğine sahip pencereden gerçekleştirilmiştir. Bu denklemlerde, Q_{konumu} ve S_{konumu} , sırasıyla Q ve S noktalarının tespit edilen konumlarını içerir. Q ve S noktalarının yerleri, Şekil 3.2 (b)'de verildiği gibi R tepesinin konumuna göre tespit edilmiştir. Bu işlem, Şekil 3.2 (a)'da görüldüğü gibi R tepesi algılama işlemine benzer şekilde gerçekleştirilmiştir.

$$Q_{konumu}(n) = \begin{cases} \min(x((R_{peak_max}(n) - W_{QRS}/2):(R_{peak_max}(n)))) & y\ddot{ö}n_R(n) > 0 \\ \max(x((R_{peak_max}(n) - W_{QRS}/2):(R_{peak_max}(n)))) & y\ddot{ö}n_R(n) < 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

$$S_{konumu}(n) = \begin{cases} \min(x((R_{peak_max}(n):(R_{peak_max}(n) + W_{QRS}/2)))) & y\ddot{ö}n_R(n) > 0 \\ \max(x((R_{peak_max}(n):(R_{peak_max}(n) + W_{QRS}/2)))) & y\ddot{ö}n_R(n) < 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

MIT-BIH AD kaydı 103 (ML-II) kullanılarak QRS kompleks tespitinin ön işleme ve karar verme aşamaları Şekil 3.3'te gösterilmektedir.



Şekil 3.3. 103 nolu EKG kaydına ait ön işleme ve karar verme aşaması grafikleri [63]

3.2. Deneysel Sonular

3.2.1. MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı

Tablo 3.1 incelendiėinde, nerilen yntem ile iyi bilinen QRS kompleks algılama yntemleri karşılařtırılmaktadır.

Tablo 3.1. nerilen yntemin diėer algoritmalarla karşılařtırılması [63]

QRS Algılayıcı	Kayıt	GP	YP	YN	Duyarlılık (%)	+P (%)
nerilen yntem [63]	48	109494	183	135	99,88	99,83
Yazdani et al. [16]	48	109494	108	137	99,87	99,90
Sharma et al [17]	48	109488	428	509	99,50	99,56
Mourad et al [18].	48	106310	48	259	99,76	99,95
Farashi [19].	48	109965	163	273	99,85	99,75
Yochum et al [21]	48	109491	574	160	99,85	99,48
Zidemal et al [22]	48	108494	97	171	99,84	99,91
Li et al [23]	48	109497	137	67	99,94	99,87
Elgendi [24].	48	109985	124	247	99,78	99,87
Dohare et al [25]	48	109966	728	870	99,21	99,34
Zhang et al [26]	48	109510	199	279	99,76	99,82
Jung et al [27]	48	109541	579	583	99,47	99,47
Ghaffari et al[30]	48	109428	89	61	99,94	99,91
Adnane et al [33]	48	109494	393	253	99,77	99,64
Cvikl et al [34]	48	109494	200	200	99,82	99,82
Chen et al [35]	45	102654	529	459	99,55	99,49
Martinez et al [36]	48	109208	153	220	99,80	99,86
Hamilton and Tompkins [38]	48	109267	248	340	99,69	99,77
Pan and Tompkins [39]	48	109809	507	277	99,75	99,54

nerilen yntem ile toplamda 109494 GP, 183 YP ve 135 YN atım tespit edilmiřtir. Genel olarak MIT-BIH Aritmi Veri Tabanına ait QRS algılama duyarlılıėı (Se) ve (positive predictivity (+P)) pozitif ngr deėeri sırasıyla 99,88% ve 99,83% olarak

hesaplanmıştır. Tablo 3.1’de gösterildiği gibi önerilen yöntem önceki çalışmalar ile aynı aralıkta daha iyi ya da benzer sonuçlar vermektedir.

3.2.2. Fantasia Veri Tabanı

Fantasia Veri Tabanı [95], titizlikle ekranlanmış sağlıklı kişilerden oluşan 2 gruptan meydana gelmiştir. Bu gruplar, 20 genç (21-34 yaş) ve 20 yaşlı (68-85 yaşında) kişiden oluşmaktadır. Fantasia Veri Tabanında, (f1y01,...,f1y10 ve f2y01,...,f2y10) olarak isimlendirilmiş kayıtlar genç gruptan, (f1o01,...,f1o10 ve f2o01,...,f2o10) olarak isimlendirilmiş kayıtlar ise yaşlı gruptan elde edilmiştir. Bu gruplardaki kişilerin, sırt üstü dinlenme pozisyonunda 120 dakikalık sürekli EKG ve solunum sinyalleri kayıt edilmiştir. Ayrıca her grubun yarısı kalibre edilmemiş sürekli non-invasive kan basıncı sinyali içermektedir. Sinyaller 250 Hz ile sayısallaştırılmıştır.

Önerilen algoritma, Fantasia Veri Tabanı kayıtlarının tamamı kullanılarak test edilmiştir. Test sonucu, 283586 GP, 58 YP ve 166 YN atım tespit edilmiştir. Önerilen metodun başarımını gösteren duyarlılık ve +P değerleri sırasıyla 99,94% ve 99,99% olarak hesaplanmıştır. Tablo 3.2’de Fantasia Veri Tabanını kullanan yöntemler ve önerilen yöntem karşılaştırılmaktadır. Tablodan da gözlemlenebileceği gibi önerilen yöntemin başarımı önceki çalışmalar ile aynı aralık içindedir.

Tablo 3.2. Önerilen yöntemin algoritmalarla karşılaştırılması [63]

QRS Algılayıcı	Kayıt	GP	YP	YN	Duyarlılık (%)	+P (%)
Önerilen yöntem [63]	40	283747	58	166	99,94	99,98
Sharma ve diğ. [17]	40	160844	148	152	99,9	99,91
Elgendi [24]	40	278996	315	50	99,98	99,97
Pan ve Tompkins [39]	40	278996	-	-	89,16	99,89

3.2.3. MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanı

MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanı [96] 12 adet 30 dakikalık farklı SNR değerlerine sahip MIT-BIH Aritmi Veri Tabanının 118 ve 119 nolu kayıtlarından oluşturulmuştur. Bu veri tabanındaki EKG (118e24,...,118e_6 ve 119e24,...,119e_06)

kayıtlarının tümü kullanılarak önerilen yöntemin gürültü ile başa çıkma başarımının sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 3.3. Önerilen yöntemin diğer algoritmalarla karşılaştırılması [63]

QRS Algılayıcı	GP	Duyarlılık (%)	+P (%)
Önerilen yöntem [63]	25590	95,70	95,11
Elgendi [24]	26370	95,39	90,25
Dohare ve diğ. [25]	25590	88,20	89,19
Plesnik ve diğ. [28]	25590	72,11	82,48
Wei ve diğ. [31]	-	90,66	87,19
		98,75	77,60
Benitez ve diğ. [37]	-	93,48	90,6
Pan and Tompkins [39]	26370	74,46	93,67

Önerilen yöntemin QRS algılama başarımına ait duyarlılık ve +P değerleri sırasıyla %95,70 ve %95,11 olarak elde edilmiştir. Tablo 3.3'te diğer algoritmaların sonuçları ile önerilen algoritmanın başarımı karşılaştırıldığında aynı aralıkta ve daha yüksek olduğu gözlemlenebilmektedir.

3.2.4. QT Veri Tabanı

QT Veri Tabanı [97], normal, olağandışı ve çok çeşitli QRS ve ST-T morfolojilerini temsil etmek üzere seçilen EKG kayıtlarından meydana gelmektedir. Geliştirilen QT algılama algoritmalarını gerçek dünya koşulları altında denemek amacıyla QT Veri Tabanı kullanılmaktadır. Kayıtlar öncelikle mevcut EKG veri tabanlarından, MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı, European Society of Cardiology ST-T Veri Tabanı ve birkaç diğer EKG Veri Tabanlarından toplanarak seçilmiştir. QT Veri Tabanı, 15'er dakikalık 2 kanal EKG bilgisi sunan 105 kayıttan oluşmaktadır. Tüm kayıtlar 250 Hz ile örneklenmiştir. QT Veri Tabanında bulunan 24 adet ani ölüm EKG kaydından 23 adedinin referans bilgilendirme dosyası mevcut olmadığından bu kayıtlar değerlendirmeye alınamamıştır. Yapılan çalışmada, 105 EKG kaydından 82 EKG kayıt kullanılarak önerilen yöntemin QT Veri Tabanı başarımı hesaplanmıştır.

Tablo 3.4. Önerilen yöntemin QT Veri Tabanındaki diğer algoritmalarla karşılaştırılması [63]

QRS Algılayıcı	Toplam	GP	YP	YN	Duyarlılık (%)	+P (%)
Önerilen yöntem [63]	86741	86649	39	92	99,89	99,96
Elgendi [24].	111201	-	-	-	99,99	99,67
Pan ve Tompkins [39].	111201	-	-	-	97,99	99,05
Dohare ve diğ. [25].	87679	87572	41	107	99,87	99,95
Ghaffari ve diğ. [30].	86892	86854	70	38	99,96	99,92
Martinez ve diğ. [36].	86892	86824	107	68	99,92	99,88
Moody ve Mark [101].	86892	84458	459	2434	97,20	99,46

Önerilen yönteme ait duyarlılık ve +P değerleri sırasıyla %99,89 ve %99,96 olarak Tablo 3.4’de verilmiştir. Önerilen yöntemin QRS algılama başarımı diğer yöntemlerden daha yüksek ve karşılaştırılabilir.

3.2.5. European ST-T Veri Tabanı

European ST-T Veri Tabanı [98], EKG anormallikleri, ST ve T dalgası analizinde geliştirilen algoritmaların değerlendirilmesi amacıyla kullanılmak üzere tasarlanmıştır. Bu veri tabanı 79 denekten ayakta EKG kayıtları alınarak 90 adet açıklama dosyası olan EKG kayıtlarını içermektedir. 90 EKG kaydının her biri iki saatlik süreye 2 kanal EKG bilgisine sahiptir. Her biri nominal 20 mV giriş aralığında 12 bit çözünürlükte ve 250 Hz ile örneklenmiştir.

Önerilen yöntem, European ST-T Veri Tabanına ait 90 kaydın tümü tam uzunlukta kullanılarak değerlendirilmiş, QRS algılama başarımına ait duyarlılık ve +P genel değerleri sırasıyla %99,61 ve %99,83 olarak Tablo 3.5’te sunulmuştur. Önerilen yöntemin QRS algılama başarımı diğer yöntemlerden daha yüksek ve karşılaştırılabilir durumdadır.

Tablo 3.5. Önerilen yöntemin European ST-T Veri tabanındaki diğer algoritmalarla karşılaştırılması [63]

QRS Algılayıcı	Toplam	GP	YP	YN	Duyarlılık (%)	+P (%)
Önerilen yöntem [63]	790565	787514	1371	3051	99,61	99,83
Mourad ve diğ. [18]	788772	786207	1258	2760	99,65	99,84
Dohare ve diğ. [25]	790559	774180	2190	3679	99,53	99,72
Luigi ve diğ. [29]	788050	-	3511	1483	98,81	99,56
Ghaffari ve diğ. [32]	787103	784210	3554	2893	99,63	99,55
Martinez ve diğ. [36]	787103	784059	4077	3044	99,61	99,48
Moody ve Mark [101]	787103	748768	10405	38635	95,09	98,63

3.3. Tartışma

Önerilen yöntemin, çeşitli şartlar altında QRS algılama başarımını test etmek amacıyla MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı, Fantasia Veri Tabanı, MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanı, QT Veri Tabanı ve European ST-T Veri Tabanı gibi standart veri tabanları kullanılmıştır.

Tablo 3.6. Önerilen QRS algılayıcının kullanılan veri tabanlarına ait sonuçlarının özeti [63]

Veri Tabanı	Kayıt	Toplam	GP	YP	YN	Duyarlılık (%)	+P (%)
MIT-BIH Aritmi VT	48	109494	109288	183	135	99,88	99,83
Fantasia VT	40	283747	283581	58	166	99,94	99,98
MIT-BIH NST VT	12	25590	23903	1203	1073	95,70	95,11
QT VT	82/105	86741	86649	39	92	99,89	99,96
European ST-T VT	90	790565	787514	1371	3051	99,61	99,83
Toplam	272	1296137	1290935	2854	4517	99,65	99,78

Bu veri tabanları kullanılarak elde edilen deneysel sonuçlar literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılarak tablolar halinde verilmiştir. Önerilen yöntemin, 5 farklı standart veri tabanı kullanılarak oluşturulan genel başarımı Tablo 3.6'da detaylı bir şekilde gösterilmektedir.

Önerilen yöntem, MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı üzerindeki analiz sonucunda, 109494 atım kullanılarak toplamda 109288 GP, 183 YP ve 135 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntemin QRS algılama duyarlılığı ve pozitif öngörü (+P) değeri sırasıyla %99,88 ve %99,83 olarak Tablo 3.6'da gösterilmektedir.

Önerilen yöntemin, Fantasia Veri Tabanındaki test sonucunda 283747 atım kullanılarak toplamda 283581 GP, 58 YP ve 166 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntemin bu veri tabanındaki QRS algılama duyarlılığı ve +P değeri sırasıyla %99,94 ve %99,98 olarak Tablo 3.6'da gösterilmektedir.

Önerilen yöntemin MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanındaki analizi sonucu, 25590 atım kullanılarak toplamda 23903 GP, 1203 YP ve 1073 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntem, QRS algılama duyarlılığı ve +P değeri sırasıyla %95,70 ve %95,11 olarak Tablo 3.6'da gösterilmektedir.

Önerilen yöntem, QT Veri Tabanı ile test sonucunda 86741 atım kullanılarak toplamda 86649 GP, 39 YP ve 92 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntemin, QRS algılama duyarlılığı ve +P değeri sırasıyla %99,89 ve %99,96 olarak Tablo 3.6'da sunulmuştur.

Önerilen yöntem, European ST-T Veri Tabanı üzerindeki analizi sonucunda, 790565 atım kullanılarak toplamda 787514 GP, 1371 YP ve 3051 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntemin, QRS algılama duyarlılığı ve +P değeri sırasıyla %99,61 ve %99,83 olarak Tablo 3.6'da gösterilmektedir.

Önerilen yöntemin genel başarımını tespit etmek amacıyla 273 EKG kaydı ile toplam 1296137 atım analiz edilmiştir. Bu analiz sonucunda 1290935 GP, 2854 YP ve 4517 YN atım elde edilmiştir. Önerilen yöntemin Tablo 3.6'deki standart veri tabanlarının analizine ait QRS algılama duyarlılığının %99,65 ve pozitif öngörü değerinin %99,78 olarak başarımlarını yüksek bir şekilde tespit edildiği gözlemlenmektedir.

3.4. Sonuçlar

Önerilen yöntem [63]'de, EKG işaretindeki QRS komplekslerini algılamak amacıyla sayısal FIR filtre tabanlı yeni bir QRS kompleks algılayıcı yöntemi sunulmuştur. Önerilen yöntem ön işleme aşamasında, düşük frekanslı gürültüler azaltılmış ve

yumuşak bir EKG işareti elde edilmiştir. Karar verme aşamasında ise gerilim ekseninde adaptif yapıda bir eşikleme yöntemi uygulanarak belirlenen konumu zaman ekseninde bir önceki belirlenmiş konumu ile arasındaki mesafe kontrol edilerek sonuca ulaşılmaktadır. Önerilen yöntem, MIT-BIH AVT, Fantasia Veri Tabanı, MIT-BIH Noise Stress Test Veri Tabanı, QT Veri Tabanı ve European ST-T Veri Tabanı gibi çeşitli standart veri tabanları üzerinde deneysel çalışmalar yapılarak test edilmiştir. Elde edilen deneysel çalışmalar doğrultusunda literatürdeki çalışmalardan daha yüksek ve karşılaştırılabilir başarıma sahip yeni bir QRS kompleks algılayıcı yöntem literatüre kazandırılmıştır.

Önerilen yöntem, farklı örnekleme frekansında, (down sampling) aşağı örnekleme yapmaksızın QRS algılayıcı olarak düzgün bir şekilde çalışmaktadır. Gerçek zamanlı olarak QRS algılama için kullanımı esnek ve kolaydır. Sinyal kalitesindeki değişiklikler, taban hattı kaymaları, artefaktlar, alışılmadık morfolojilere sahip QRS dalgaları gibi EKG sinyalinde mümkün olan durumlara karşı hızlı ve gürbüz bir QRS algılayıcı olarak öne çıkmaktadır.

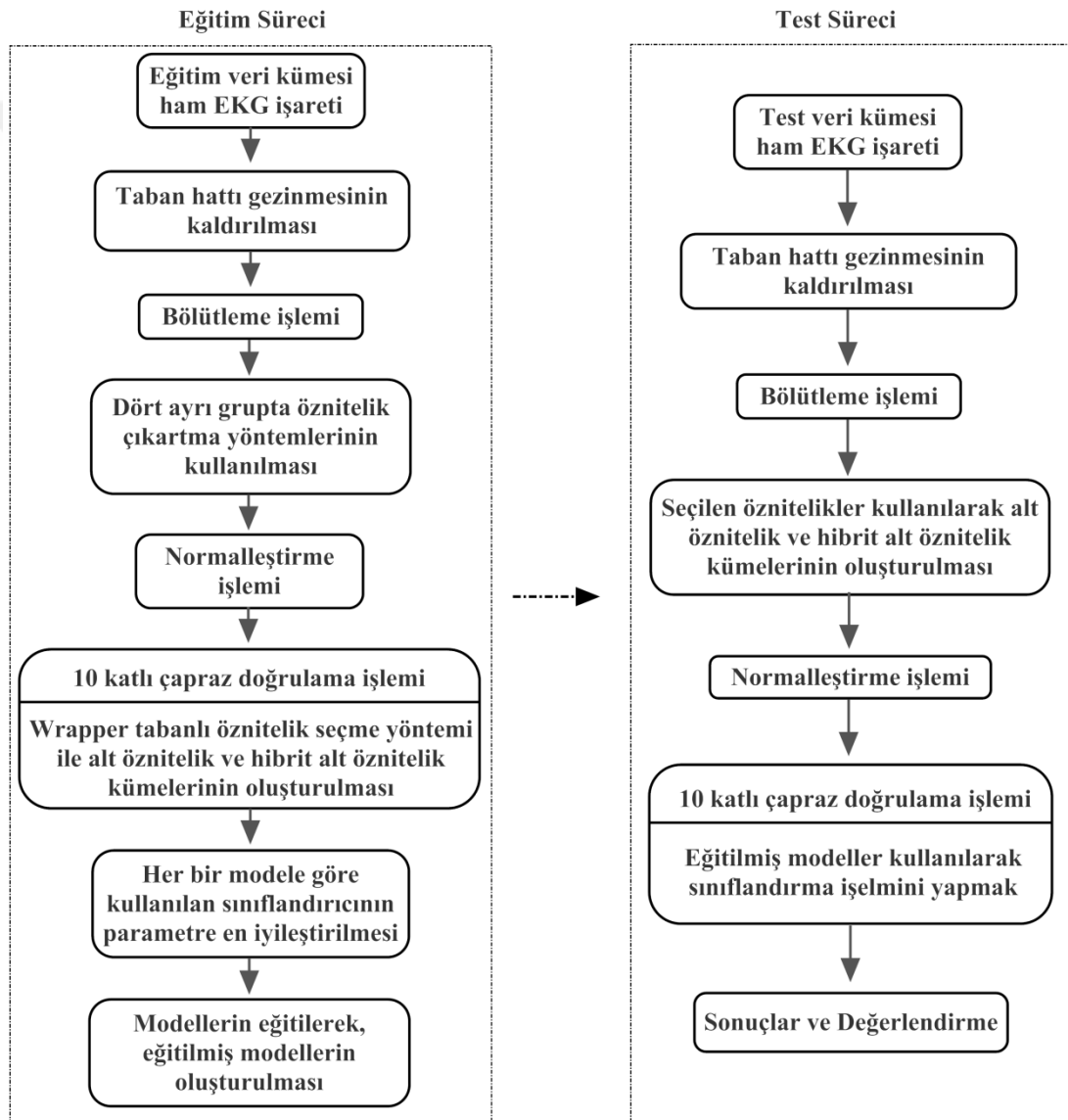
Önerilen yöntem, düşük karmaşıklığa (low complexity) ve hesaplama yüküne (computational load) sahiptir. Bu sayede, tele tıp, uzak görüntüleme sistemleri, akıllı telefon uygulamaları, tek kart bilgisayar sistemleri gibi gömülü platformlarda ve kablosuz algılayıcı ağ tabanlı çalışan medikal cihazlarda QRS algılayıcı olarak EKG sinyali analizi yapmak amacıyla başarıyı yüksek uygun bir yaklaşım sunmaktadır.

Önerilen yöntemin genel başarımlı duyarlılığının %99,65 ve pozitif öngörünün (+P) %99,78 değerine ulaşarak çoğu klinik uygulama için tatmin edici bir nitelikte etkin ve güvenilir olduğunu göstermektedir.

4. ÖNERİLEN ARİTMİ SINIFLANDIRMA YÖNTEMİ

4.1. Tez Çalışmasında İzlenen Süreç

Tez çalışmasında, aritmili kalp atımlarını sınıflandırmak için izlenen süreçlere ait aşamaların özeti Şekil 4.1’de sunulmuştur.



Şekil 4.1. Aritmileri sınıflandırmak için eğitim ve test sürecinde izlenen aşamalar

4.1.1. Eğitim süreci

Bu tez kapsamında, aritmili kalp atımlarını sınıflandırmak amacıyla geliştirilen yöntemin blok diyagramı Şekil 4.1’de gösterilmektedir. MIT-BIH AVT [71]’dan elde edilen EKG kayıtları kullanılmıştır. EKG kayıtları, kategori ve hasta bazlı olmak üzere iki ayrı değerlendirme planına göre işlenmektedir. Değerlendirme planlarına göre kalp atımlarına ait sınıf dağılımları Tablo 4.1 ve Tablo 4.2’de ayrıntıları ile verilmiştir.

Eğitim veri kümesine ait ham EKG kayıtları, iki aşamalı medyan filtreden geçirilerek taban hattı gürültüleri kaldırılmıştır. MIT-BIH AVT’deki bilgilendirme dosyaları kullanılarak EKG işaretlerine ait R tepelerinin konumu elde edilmiştir. Literatürde, Önder ve ark. [63] tarafından önerilen QRS kompleks algılayıcı algoritmayı geliştirerek P ve T dalgası bulma özelliği ilgili çalışmaya eklenmiştir. Bu sayede, P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası bileşenlerinin konumları tespit edilmiştir. Daha sonra, EKG işaretindeki her bir kalp atımı bölütleme işleminden geçirilerek, tez kapsamında 4 ayrı gruptaki öznitelik çıkartma yöntemi kullanılmış EKG kayıtlarına ait öznitelikler hesaplanmıştır. EKG kayıtları arasındaki olası farklılıkları düzeltmek amacıyla öznitelik çıkartma işleminden sonra, min-max normalleştirmeye tabi tutularak, öznitelikleri [0,1] aralığında tek bir düzen içinde ele alınmıştır.

Eğitim veri seti kümesinden öznitelikleri seçmek için sınıflandırma başarımı 10 katlı çapraz doğrulama işlemiyle test edilmektedir. Çapraz doğrulama yönteminde veri kümesi 10 eşit parçaya rastgele bölünür, bir parçası test kümesi, kalan dokuz parçası da eğitim kümesi olarak ayrılır. Her döngüde, bir parça test kümesi olarak tutulurken kalan dokuz parça eğitim kümesi olarak kullanılır ve sınıflandırma işlemi yapılır.

Eğitim veri kümesinden en anlamlı öznitelikleri seçerek veri kümesinin boyutunu azaltmak ve böylece alt öznitelik kümelerini oluşturmak amacıyla Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi kullanılmıştır. Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi, sınıflandırma işlemindeki sınıflandırıcıları kullanarak en iyi alt kümeyi seçmiştir. Daha sonra, her bir model için oluşturulan tüm alt öznitelik kümelerin, seçilmiş öznitelikleri belirlenmiştir. Belirlenen öznitelikler kullanılarak yeni hibrit öznitelik alt kümeleri, Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi kullanılarak oluşturulmuştur.

Seçilen alt öznitelik kümeleri üzerinden, her bir model için kullanılan sınıflayıcının başarımını artırmak amacıyla sınıflandırıcı parametreleri en iyileştirilmiş değerleri hesaplanmıştır.

Sınıflandırma aşamasında, kullanılacak her bir model için seçilen alt öznitelik kümelerini içeren eğitim veri kümeleri ile en iyileştirilmiş sınıflandırıcılar beslenerek kullanılacak olan modeller eğitilmiş ve test sürecinde kullanılacak olan eğitilmiş modeller hazır hale getirilmiştir.

4.1.2. Test süreci

MIT-BIH AVT [71]'dan elde edilen EKG kayıtları işlenerek özniteliklerinin belirlenmesinde test sürecinde kullanılan aşamalar uygulanmıştır.

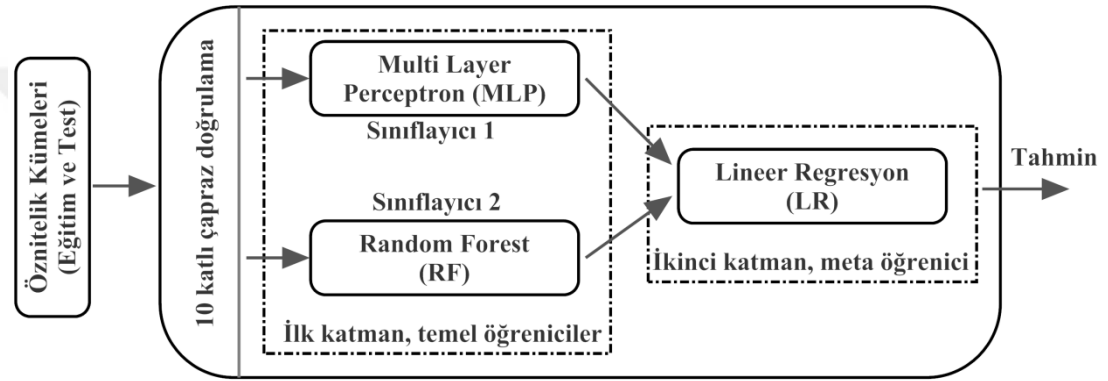
Test veri kümesine ait ham EKG kayıtları, iki aşamalı medyan filtreden geçirilerek taban hattı gürültüleri kaldırılmıştır. MIT-BIH AVT'daki bilgilendirme dosyaları kullanılarak EKG işaretlerine ait R tepelerinin konumu elde edilmiştir. Daha önceki çalışmamızda önerilen [63] QRS kompleks algılayıcı algoritmayı geliştirerek P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası bileşenlerinin konumları tespit edilmiştir. Daha sonra, EKG işaretindeki her bir kalp atımı bölütlere ayrılarak tez kapsamında 4 ayrı gruptaki öznitelik çıkartma yöntemi kullanılarak EKG kayıtlarına ait öznitelikler hesaplanmıştır. EKG kayıtları arasındaki olası farklılıkları düzeltmek amacıyla öznitelik çıkartma işleminden sonra, min-max normalleştirmeye tabi tutulmuştur.

Test veri seti kümesinden özniteliklerinin sınıflandırma başarımı 10 katlı çapraz doğrulama işlemiyle test edilmiştir. Test veri kümesi kullanılarak her bir model için, eğitim sürecinde seçilen alt öznitelikler ve hibrit alt öznitelikleri hazırlanmıştır. Sınıflandırma aşamasında, eğitilen modeller test öznitelik kümesine ait alt öznitelik ve hibrit alt öznitelik kümeleri ile beslenerek aritmili kalp atımı sınıflandırması yapılmıştır.

Değerlendirme aşamasında, elde edilen sonuçların analizi ile ilgili karmaşıklık matrisi çıkartılarak çeşitli başarımlar ölçümleri hesaplanmış ve aritmili kalp atım tespiti derecelendirmeleri yapılmıştır.

4.2. Önerilen Topluluk Öğrenme Tabanlı Yöntem

Tez kapsamında önerilen, yığınlama ya da istifleme (stacking) tekniğini kullanan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntem sunulmaktadır. Topluluk Öğrenme yöntemlerinin uygulanmasının amacı, belirli bir makine öğrenmesi problemini çözmek için sınıflandırıcıları stratejik olarak birleştirmektir. Sınıflandırmada, Topluluk Öğrenme yöntemleri, bir sınıflandırma modelinin başarımını, birden fazla sınıflandırıcı grubu oluşturarak geliştirmek için uygulanmaktadır. Şekil 4.2’de tez kapsamında önerilen, istifleme yöntemi tabanlı Topluluk Öğrenmesine ait blok diyagram gösterilmektedir.



Şekil 4.2. İstifleme (stacking) yöntemine dayalı Topluluk Öğrenmeye ait blok diyagram

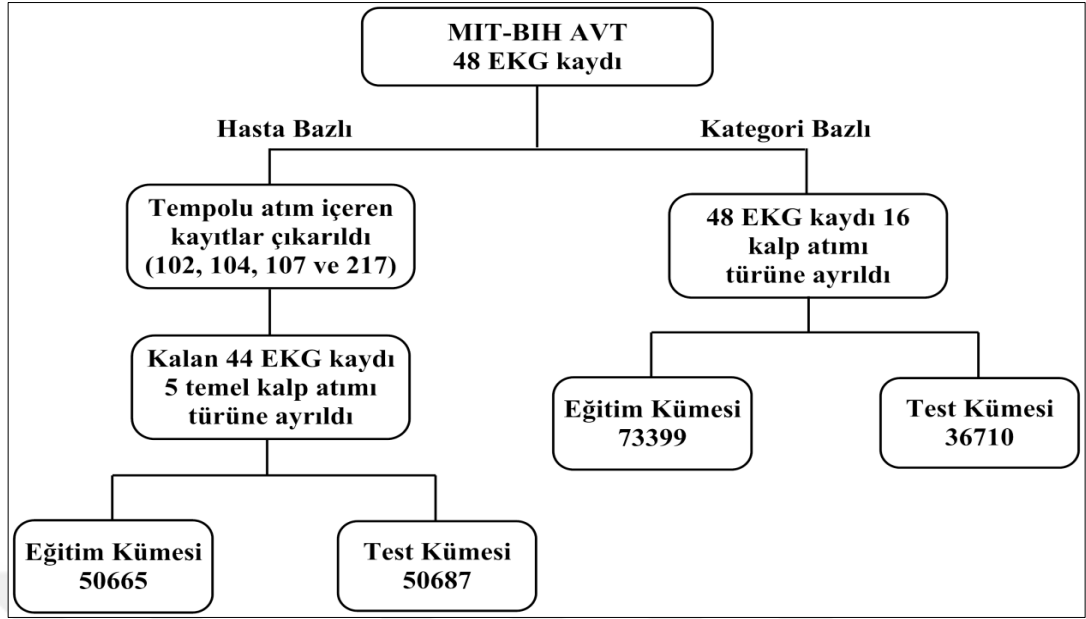
Şekil 4.2’de önerilen yöntemde, ilk katmandaki temel öğreniciler MLP ve RF sınıflandırıcılarından oluşmaktadır. İkinci katmanda meta öğrenicisi olarak Lineer Regresyon (LR) kullanılmaktadır. Lineer Regresyon, sayısal tahmin için mükemmel ve basit bir yöntemdir ve yaygın olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte, doğrusal modeller daha karmaşık öğrenme yöntemleri için yapı taşları olarak iyi hizmet vermektedir [102]. Temel öğreniciler, eğitim öznitelik kümesi ile beslenerek eğitilirler. Daha sonra, ikinci katmandaki bir birleştirici algoritma olan LR’ın girişlerine, ilk katmandaki her bir bireysel sınıflandırıcının tahminleri uygulanarak eğitilmektedir. İkinci katmandaki meta sınıflandırıcı, en uygun çıktıyı üretmek için birinci katmandan gelen çıktıları öğrenerek son tahmini üretmektedir. Böylece, sınıflandırmanın nihai sonucu belirlenmiş olmaktadır.

İstifleme, en yüksek genelleme doğruluğunu sağlamak için kullanılan bir tekniktir. İstiflemenin arkasındaki temel fikir, orijinal veri kümesinden bir meta veri kümesi oluşturmak ve daha sonra meta sınıflandırıcısını kullanarak meta veri kümesinden

öğrenmektir. Yeni meta veri kümesi, temel sınıflandırıcıların girdi nitelikleri olarak tahmin edilen sınıflandırmaları kullanılarak oluşturulmuştur. Hedef özellik, orijinal veri kümesinde olduğu gibi kalır. Meta veri kümesini oluşturmak için, orijinal veri kümesi genellikle iki alt kümeye ayrılır. Birincisi, temel sınıflandırıcılar oluşturmak için kullanılır ve ikincisi, meta veri kümesini oluşturmak için bu sınıflandırıcılara beslenir [88].

4.3. MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı Bilgisi

Aritmi sınıflandırmak amacıyla geliştirilen algoritmaları ya da önerilen yöntemleri sınamak için standart olarak kabul görmüş MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı [71] kullanılmaktadır. MIT-BIH Aritmi Veri Tabanı, 47 hastadan toplanan yarım saatlik 48 EKG kaydından oluşmaktadır. Bu kayıtlar, yatarak ya da ayakta tedavi gören hastalardan 4000 üzerinde uzun dönemli holter kayıtlarından meydana gelmektedir. Yirmi üç kayıt normal sinüs ritmini ve rutin aritmilerin temsili bir kümesini içermektedir. Diğer yirmi beş kayıt daha az yaygın fakat klinik açıdan anlamlı kardiyak anormallikleri barındırmaktadır. Her EKG kaydında, her kalp atışı için R tepelerinin konumunu ve sınıf etiketini referans olarak belirten açıklama dosyası bulunmaktadır. Bu açıklama dosyaları iki kardiyolog tarafından bağımsız bir şekilde değerlendirilmiştir. Her kayıta iki farklı derivasyonda EKG işareti mevcuttur. Çoğu kayıta, elektrotlar göğüs üzerine yerleştirilerek elde edilmiş MLII derivasyonu olarak ilk kanalda kullanılmıştır. İkinci kanalda elektrotlar göğüste de bulunur, genellikle V1, bazen V2, V5 veya V4 derivasyonları kullanılmıştır. EKG kayıtları, genlik değeri 10 mV aralığında, 11 bit çözünürlüğüne sahip ve saniyede 360 örnek ile sayısallaştırılmıştır [100]. Bu tez kapsamında, MIT-BIH AVT kullanılarak elde edilen EKG kayıtları ile eğitim ve test için veri seti kümeleri hazırlanmıştır. Şekil 4.3'te veri setleri hazırlanırken izlenen yol özetlenmiştir.



Şekil 4.3. MIT-BIH AVT'nin kategorilere göre eğitim ve test kümelerine ayrılması

Eğitim kümesi, çıkartılan özniteliklerin en etkili ve anlamlı bilgi taşıyanlarını seçmek, sınıflandırıcıları eğitmek ve sınıflandırıcıların başarımını en iyi hale getirmek için parametre değerlerini ayarlamak amacıyla kullanılmıştır. Test kümesi, aritmili kalp atımı sınıflandırmak amacıyla önerilen yöntemin bağımsız ve tarafsız bir başarımlı değerlendirilmesi için kullanılmıştır.

4.3.1. Kategori bazlı değerlendirme planı

Bu çalışmada, MIT-BIH Aritmi Veri Tabanındaki EKG kayıtlarına ait R tepesi konumları açıklama dosyalarından faydalanılarak elde edilmiştir. Tablo 4.1'deki kalp atımları 2/3 oranında eğitim, 1/3 oranında test kümesi olarak ayrılmıştır. Eğitim kümesi, öznitelik seçimi, sınıflandırıcıların eğitimi ve sınıflandırıcıların başarımını en iyi duruma getirmek için parametre değerlerini ayarlamak ya da en uygun duruma getirmek amacıyla kullanılmıştır. Test kümesindeki kalp atımları, aritmileri sınıflandıran sistemin bağımsız ve tarafsız bir şekilde başarımlı değerlendirilmesi yapmak amacıyla kullanılmıştır. Tablo 4.1'de MIT-BIH AVT'nde AAMI standardına göre kategori bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının eğitim ve test aşamasında kullanılacak öznitelik kümelerindeki dağılımı gösterilmektedir.

Tablo 4.1. Kategori bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı

AAMI Standardı	Atım Türleri	Toplam	Kullanılan	Eğitim	Test
Normal Atım Grubu (N)	NORMAL (N)	75052	75017	50011	25006
	LBBB (L)	8075	8072	5381	2691
	RBBB (R)	7259	7255	4837	2418
	AESC (e)	16	16	10	6
	NESC (j)	229	229	152	77
Supraventriküler Ektopik Atım Grubu (S)	APC (A)	2546	2546	1697	849
	ABERR (a)	150	150	100	50
	NAPC (x)	193	193	128	65
	NPC (J)	83	83	55	28
Ventriküler Ektopik Atım Grubu (V)	PVC (V)	7130	7129	4752	2377
	FLWAV (!)	472	472	314	158
	VESC (E)	106	106	70	36
Füzyon Atım Grubu (F)	FUSION (F)	803	802	534	268
Bilinmeyen Atım Grubu (Q)	PACE (P)	7028	7024	4682	2342
	PFUS (f)	982	982	654	328
	UNKNOWN (Q)	33	33	22	11

4.3.2. Hasta bazlı değerlendirme planı

MIT-BIH AVT'na ait kalp atımları, AAMI [70] standardına göre beş temel sınıfa eşlenmektedir.

1. Sinüs düğümünden kaynaklanan atımlara karşılık gelen Sınıf N (normal ve dal bloğu atım türleri),
2. Supraventriküler ektopik atımlara (SVEB) karşılık gelen Sınıf S,
3. Ventriküler ektopik atımlara (VEB) karşılık gelen Sınıf V,
4. Sınıf F, normal ve VEB'lerin kaynaşmasından kaynaklanan atımlara karşılık gelir,
5. Temassız atımlar da dahil bilinmeyen atımlara karşılık gelen Sınıf Q

MIT-BIH AVT vasıtasıyla aritmili atımları sınıflandırmak amacıyla genel olarak kullanılan standart bir veri tabanıdır. MIT-BIH AVT, yarım saatlik 48 EKG kaydından, 360 Hz'de örneklenmiş ve kalp atımları sınıflandırılmış ve etiketlenmiş olarak oluşturulmuştur. AAMI standardının önerilerine göre MIT-BIH AVT'dan

sadece 44 kayıt, kardiyak aritmili atım sınıflandırmak amacıyla geliştirilen yöntemlerin değerlendirilmesi için kullanılmaktadır. Tempolu atımları (Peaced Beat) içeren dört kayıt (102, 104, 107 ve 217 AAMI önerisi) değerlendirme dışı bırakılarak, veri kümesi içine dahil edilmemektedir.

Tablo 4.2’de MIT-BIH AVT’nda AAMI standardına göre hasta bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının eğitim ve test aşamasında kullanılacak öznitelik kümelerindeki dağılımı gösterilmektedir.

Tablo 4.2. Hasta bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı

AAMI standardı etiketi	MIT-BIH sınıf etiketi	Toplam	Eğitim	Test
N	N, L, R, e, j	90083	45845	44238
S	A, a, J, x	2972	1000	1972
V	V, !, E	7480	4260	3220
F	F	802	414	388
Q	Q	15	8	7

4.4. QRS Kompleksi Algılama

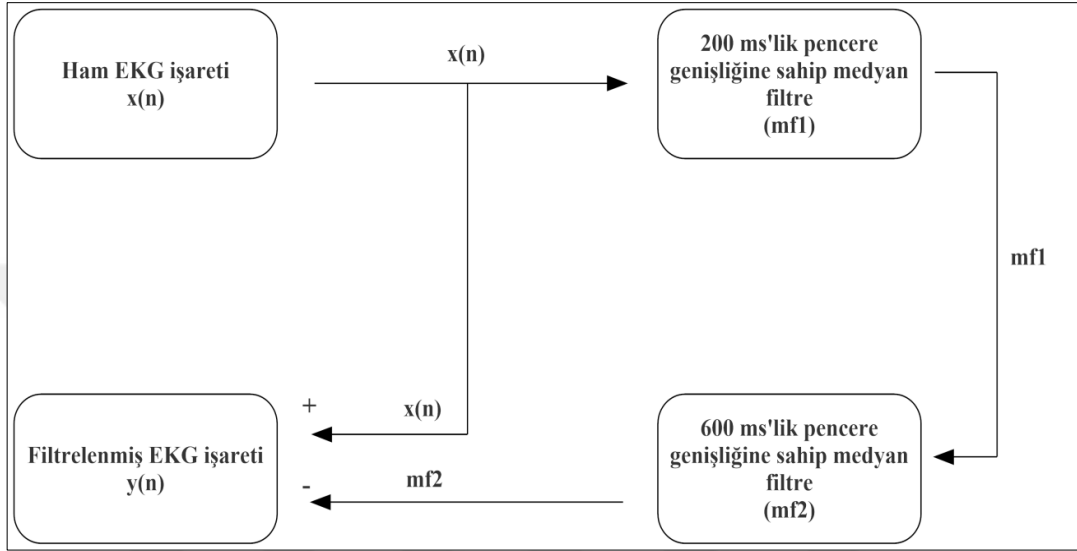
Geliştirilen [63]’deki çalışma sonucu EKG işaretini analiz etmek için QRS kompleksi algılayan ve belirleyen bir algoritma önerilmiştir. Fakat MIT-BIH AVT’deki tüm aritmili atımları eksiksiz olarak analiz etmek amacıyla bu tez çalışmasında veri tabanına ait açıklama dosyalarındaki etiketler vasıtasıyla R tepelerinin konum ve tür bilgileri kullanılmıştır.

Buna karşın, EKG işaretindeki Q ve S noktalarının konumları [63]’deki çalışma doğrultusunda elde edilmiştir. Bu algoritmaya ek olarak P ve T dalgalarının bulunması aşağıdaki bölümlerde anlatıldığı şekilde bu tez kapsamında geliştirilen yöntem vasıtasıyla bulunarak öznitelik çıkartmak amacıyla kullanılmaktadır.

4.5. Taban Hattı Gezinmesinin Ortadan Kaldırılması

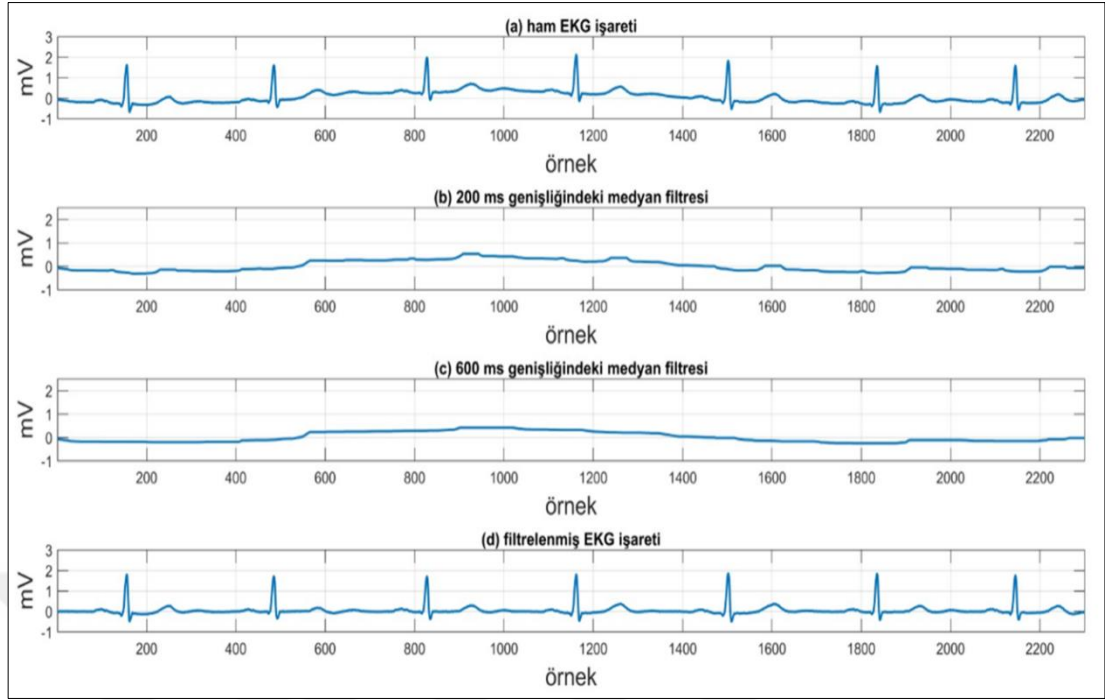
Taban hattı gezinmesi gürültüsünü kaldırmak için kullanılan yöntemin blok diyagramı Şekil 4.4’de görülmektedir. Ham EKG işreti ($x(n)$), 200ms’lik pencere genişliğine sahip birinci medyan filtre (mf1) kullanılarak filtrelenmektedir. Bu sayede, EKG işaretindeki P dalgalarının ve QRS komplekslerinin etkileri ortadan kaldırılmış olmaktadır. Elde edilen bu işaret (mf1), EKG işaretindeki T dalgalarının

etkilerini göz ardı etmek için 600 ms'lik pencere genişliğine sahip ikinci medyan filtreden (mf2) geçirilerek taban hattı gezinti işareti elde edilmektedir. Daha sonra, elde edilen taban hattı gezinmesi işareti (mf2), ham EKG işaretinden çıkartılarak filtrelenmiş EKG işareti ($y(n)$) ile taban hattına (izoelektrik hat) oturmuş bir EKG işareti elde edilmektedir.



Şekil 4.4. İki aşamalı medyan filtreye ait blok diyagram

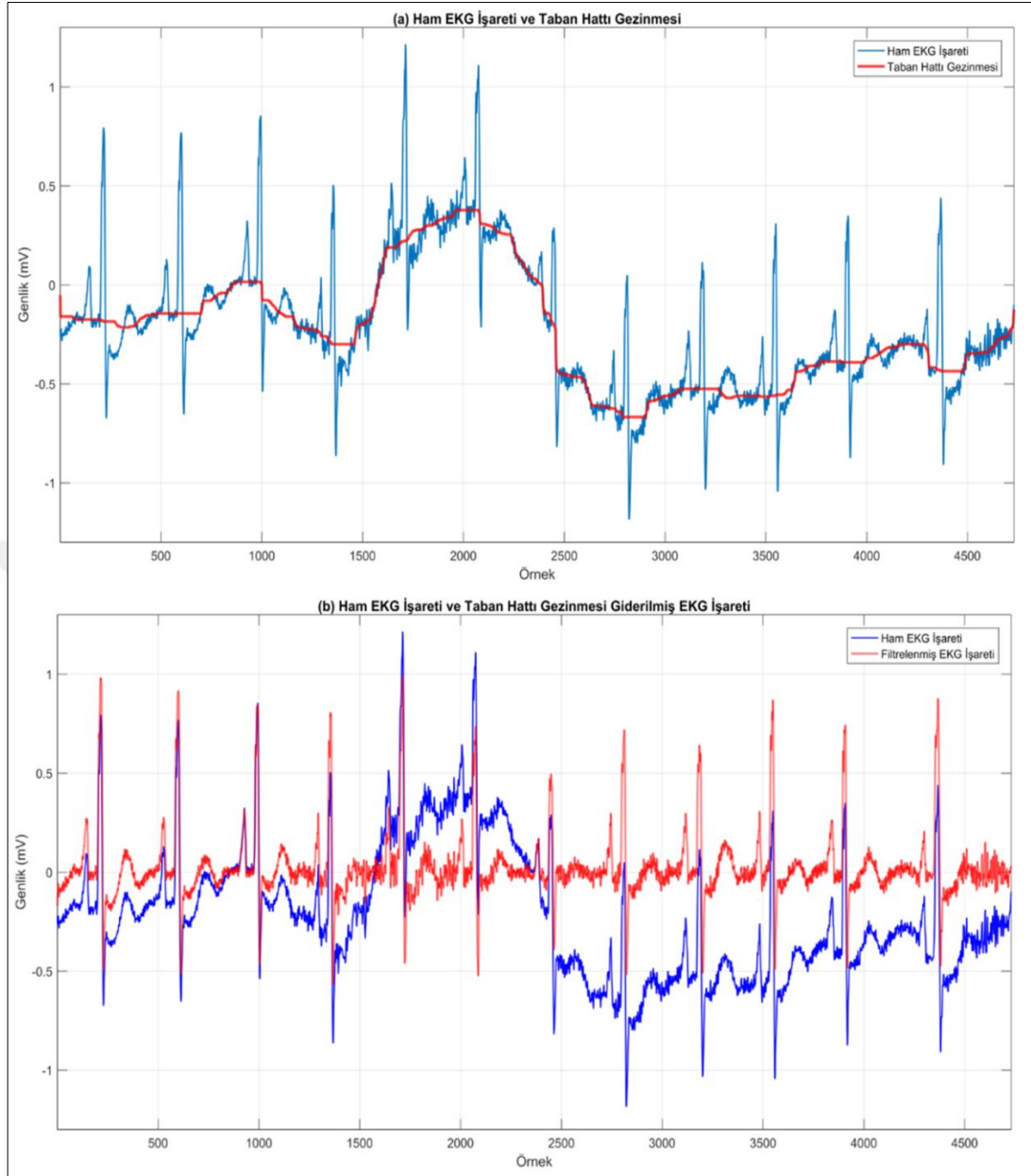
Şekil 4.5’de gösterilen grafikler, iki aşamalı medyan filtre kullanılarak elimine edilen taban hattı gürültüsünün giderilmesine ait her bir adımda elde edilen işaretteki değişiklikleri ifade etmektedir. Şekil 4.5 (a)’da, taban hattı gezintisine sahip ham EKG işaretine ait grafik gösterilmektedir. Şekil 4.5 (b)’de, ham EKG işareti ile 200 ms pencere genişliğine sahip medyan filtresi kullanılarak oluşan grafik gösterilmektedir. Şekil 4.5 (c)’de, birinci medyan filtresi sonucu ile 600 ms pencere genişliğine sahip ikinci medyan filtresi kullanılarak taban hattı gezinmesi işaretini oluşturan grafik gösterilmektedir. Şekil 4.5 (d)’de, elde edilen taban hattı gezinmesi işareti ham EKG işaretinden çıkartılarak gürültünün etkisi ortadan kaldırılmış olmaktadır. Bu etki, Şekil 4.5 (a) ve Şekil 4.5 (d)’deki grafikler karşılaştırıldığında gözlemlenebilmektedir. Böylece filtrelenmiş EKG işareti sonraki tüm işlemlerde kullanılmaktadır.



Şekil 4.5. İki aşamalı medyan filtrenin aşamaları, (a) ham EKG işareti, (b) ilk medyan filtresine ait işaret, (c) ikinci medyan filtresine ait işaret ve (d) taban hattı gezintisi kaldırılmış EKG işareti

EKG işareti analizi, özellikleri tanımlama, çıkartma ve boyut azaltılması için seçme tekniklerine dayanmaktadır. Taban hattı gezinmesi, özneliklerin çıkartılmasında ve aralarındaki karşılaştırmalarda hataya sebebiyet verebilmektedir. Bu nedenle, doğru bir EKG işareti analizi için taban hattı gezinmesi giderilmiş bir işaret elde edilmelidir. Bu yüzden, bu tezde EKG işaretinin karakteristik özellikleri çıkarılmadan önce taban hattı gezinmesi gürültüsü giderilerek ön işleme yapılmaktadır.

Şekil 4.6 (a)'da görüldüğü gibi taban hattı gezinmesi gürültüsü, EKG işaretinde Doğru Akım (DA, Direct Current-DC) seviyesinde ani bir artış ya da azalış olarak işarete etki etmektedir. Şekil 4.6 (b)'deki gibi ham EKG işaretindeki taban hattı gezinme gürültüsü tespit edilmektedir. Daha sonraki adımda, ham EKG işaretinden tespit edilen taban hattı gürültüsü çıkartılarak taban hattı çizgisi düzeltilmiş EKG işareti elde edilmektedir.



Şekil 4.6. Medyan filtre kullanılarak taban hattı gürültüsünün EKG işaretinden kaldırılması işlemi

4.6. Öznitelik Çıkartma İşlemi

Bu tez kapsamında, EKG işaretindeki aritmili kalp atımlarını sınıflandırabilmek amacıyla literatürdeki [40,44,103] çalışmaları dikkate alarak, kendi tekniklerimizi de uygulayarak Tablo 4.3'te belirtilen 4 ayrı gruba ait öznitelikler çıkartılarak öznitelik kümeleri belirlenmiştir. Daha sonra, bu öznitelik kümeleri Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi kullanılarak en iyi ayırt edici özelliklere sahip öznitelik alt kümeleri,

10 katlı çapraz doğrulama kullanılarak seçilmiş ve veri seti boyutunun indirgenmesi sağlanmıştır.

Tablo 4.3. Her bir model grubuna ait çıkartılan öznitelik sayılarının dağılımı

Model No	Grup Adı	Çıkartılan Öznitelik Sayısı
1	Bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	256
2	Ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	170
3	EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	57
4	Ayrık fourier dönüşümü ve güç spektral yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemi	67
5	Bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	256
6	Ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	170
7	EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi	57
8	Ayrık fourier dönüşümü ve güç spektral yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemi	67
9	Kategori bazlı değerlendirme planına ait öznitelikler	180
10	Hasta bazlı değerlendirme planına ait öznitelikler	143

Tez kapsamında, dört ayrı yöntemle öznitelik çıkartılmıştır. Çıkartılan özniteliklerden her model için kullanılacak sınıflandırıcıya uygun, en etkin ve anlamlı bilgi içeren özniteliklerin belirlenmesi amacıyla 10 katlı çapraz doğrulama ve Wrapper tabanlı öznitelik seçim yöntemleri kullanılmıştır. Çapraz doğrulama yöntemi ile öznitelik kümesi kendi içinde alt bölümlere ayrılarak eğitilerek ve test edilerek sınıflandırıcının tahmin yeteneğini doğru bir şekilde yapması sağlanmıştır. Wrapper tabanlı öznitelik seçim yöntemi, çıkartılan öznitelikleri sınıflandırma yapacak olan sınıflandırıcıyı kullanarak en etkili ve anlamlı bilgi içeren öznitelikleri seçmektedir. Bu sayede, öznitelik seçme işlemine sınıflandırıcının dahil olması başarımı artırarak modelin geçerli ve güvenilir sonuçlar üretmesini sağlamış olmaktadır. Tablo 4.8’de ve Tablo 4.10’da öznitelik seçimi sonucu elde edilen kategori ve hasta bazlı değerlendirme planı modellerinde kullanılan öznitelikler sunulmuştur.

Tez kapsamında, kullanılacak olan sınıflandırıcılara ait parametrelerin en iyileştirilmesi (optimizasyonu) yapılmıştır. Böylelikle sınıflandırıcılarda kullanılan; kNN için en yakın komşu sayısının belirleyen k parametresi, C4.5 için güven faktörü

CF parametresi ve yaprak başına düşen en düşük bölünme MS parametresi, MLP için gizli katmandaki hücre sayısı n parametresi, RF için her bir yapraktaki derinlik a parametresi ve ağaç sayısı n parametresi, SVM için düzenleme sabiti C parametresi ile RBF fonksiyonunun genişliği γ parametresi değerleri hesaplanmıştır. Bu parametrelerin hesaplanması amacıyla Tablo 4.8’de ve Tablo 4.10’da her bir model için seçilen öznitelikler ile sınıflandırıcılar çalıştırılmıştır. Bunun sonucunda, her bir model için en iyi parametre değerleri belirlenerek Tablo 4.7’de ve Tablo 4.9’da sunulmuştur. Böylece modeller, en iyileştirilen (optimize edilen) sınıflandırıcı parametreleri ve her model için seçilen öznitelikler kullanılarak 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi ile eğitilmiştir. Her bir model için elde edilen eğitim başarımları 4.7’de ve Tablo 4.9’da sunulmuştur.

Eğitilen modeller daha sonra, test kümesi için ayrılmış aritmili kalp atımlarına ait seçilmiş öznitelikler kullanılarak sınıflandırılmıştır. Yapılan testlerde modellerin etkinliğini belirlemek amacıyla 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Böylece, kategori ve hasta bazlı değerlendirme planlarına ait EKG işaretinden aritmili kalp atımı sınıflandırması yapılmış olmaktadır. Yapılan sınıflandırma sonucu, EKG işaretindeki bir kalp atımının aritmili atım türlerinden hangisine ait olduğu belirlenmiş olmaktadır.

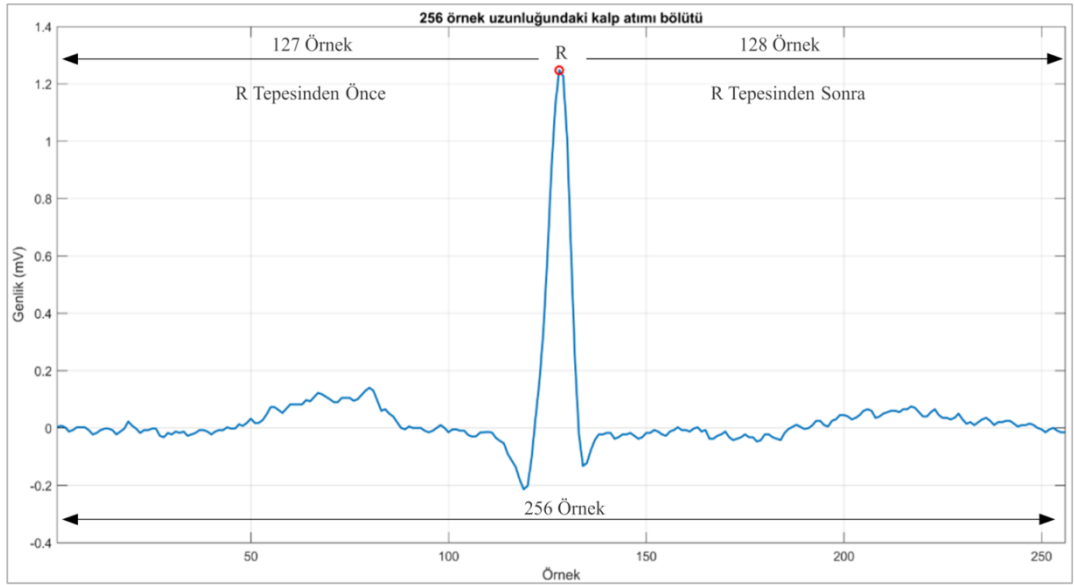
Yapılan sınıflandırma sonrasında, MIT-BIH AVT’daki bilgilendirme dosyalarından elde edilen EKG işaretindeki atımların sınıf etiketi ile test sonucu tahmin edilen atımlara ait sınıf etiketi bilgileri karmaşıklık matrisi oluşturularak örüntü tanıma modellerinin başarımları karşılaştırılmıştır. Oluşturulan örüntü tanıma modellerinin başarımları, doğruluk, duyarlılık, keskinlik ve pozitif öngörü gibi istatistiksel ölçütleri hesaplanarak değerlendirilmiştir.

4.6.1. Bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkarma yöntemi

MIT-BIH Aritmi veri tabanından EKG işareti ve açıklama dosyaları kullanılarak elde edilen R tepesi zirveleri etrafında 712 ms’ye karşılık gelen 256 örneklik pencere genişliğine sahip bir kardiyak atımı ya da çevrimini içeren bölütler oluşturulmuştur. Bu bölütler, EKG işaretinin zaman uzayındaki örneklerini içeren özniteliklerden oluşmaktadır.

Benzer bir yaklaşım Chazal ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada kullanılmaktadır [40]. Bu çalışmada, bir kardiyak çevrimde; ilk pencerenin sınırları QRS başlangıcı ve bitişi, ikinci pencerenin sınırları QRS bitişi ve T dalgası bitişi olarak belirleyen iki pencere kullanmışlardır. Bu pencerelerde, doğrusal ara değer bulma yöntemiyle öznitelik sayısını belirlemişlerdir. İlk pencereden 10, ikinci pencereden 9 öznitelik türetmişlerdir.

Bu tezde önerilen yöntemde, aritmili atımları doğru sınıflandırabilmek amacıyla P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgalarına ait uygun öznitelikleri elde etmek amacıyla 256 örnek uzunluğundaki pencere ile Şekil 4.7’de gösterilen bölüt oluşturulmaktadır. Daha sonraki aşamada, Wrapper tabanlı öznitelik seçme algoritması kullanılarak oluşturulan bölütlerdeki öznitelik sayısı azaltılarak en anlamlı bilgileri taşıyan öznitelikler seçilerek, alt öznitelik kümeleri elde edilmiştir.



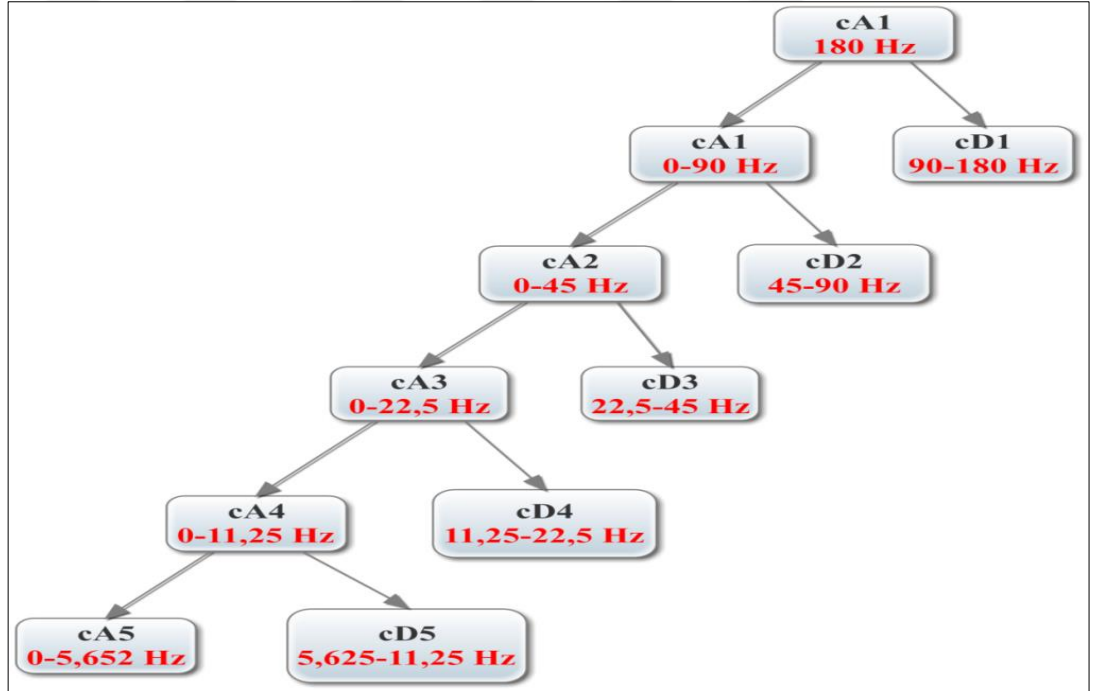
Şekil 4.7. 256 örnek genişliğine sahip EKG dalga şeklinin bir bölütü

EKG dalga formu olan P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasını içerecek kadar yeterince uzun bir pencere boyutu olan 256 örneklilik bölüt Şekil 4.7’deki gibi seçilerek kullanılmıştır. Şekil 4.7’deki bölüt, R tepesinden önce 127 örnek ve R tepesinden sonra 128 örnek gelecek şekilde her bir kalp atımı için oluşturulmuştur. Wrapper tabanlı boyut azaltma algoritması kullanılarak bölütteki en anlamlı örnekler her bir model için seçilerek alt öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Sınıflandırma

aşamasında, bu alt öznitelik kümeleri kullanılarak aritmili kalp atımları sınıflandıran modellerin başarımı ortaya konmuştur.

4.6.2. Ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi

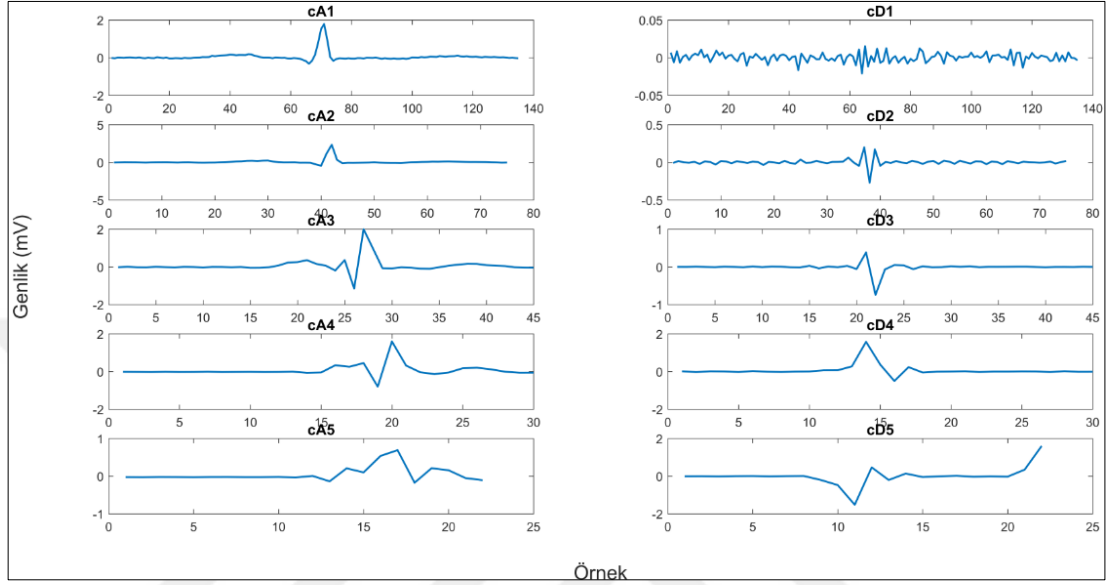
EKG işaretindeki kalp atımları, Şekil 4.7'deki gibi 256 örneklilik bölüt halinde Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) yapılarak incelenmiştir. ADD yöntemi ile EKG işareti Şekil 4.8'de gösterildiği gibi 5 alt banda ayrılmıştır. Dalgacık ailesi olarak db8 (Daubechies) dalgacık ailesi kullanılmıştır. Yapılan çalışmada, EKG işaretindeki aritmili atımlar inceleneceğinden dolayı bir kardiyak çevrimini içeren 256 örnek uzunluğundaki pencere ile 5. ayrışma seviyesine kadar dalgacık dönüşümü yapılmaktadır.



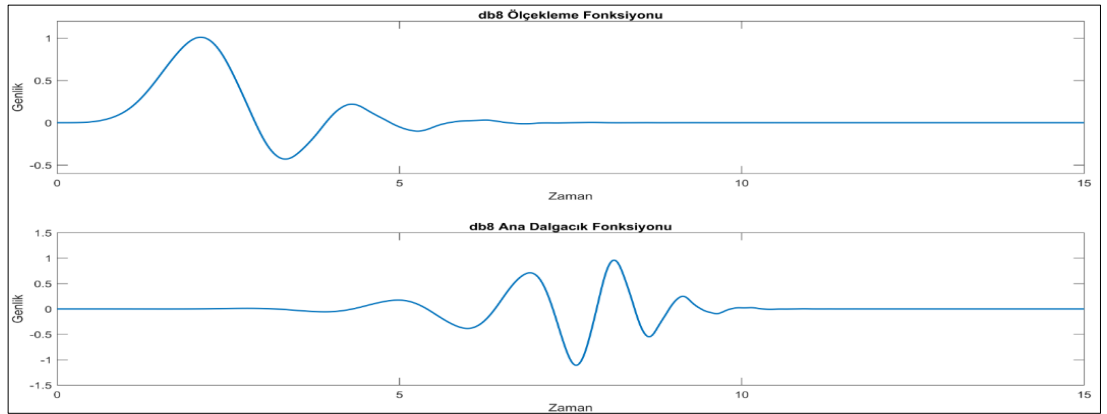
Şekil 4.8. ADD'nin 5. seviyeden ayrıştırma ağacı, her seviyedeki detay (cA) ve yaklaşım (cD) katsayılarının frekans aralığı

EKG işaretinin bileşenleri, P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası morfolojisini incelediğimizde db8 dalgacık ailesi benzeştiği görülmektedir. Ayrıca bu dalgacık türü dalgacık dönüşümünde en çok kullanılan dalgacık türüdür. Bu nedenle, EKG işaretini ADD yöntemi ile db8 dalgacık ailesi kullanılarak Şekil 4.9'da gösterildiği gibi 5 alt banda ayrılmış, öznitelik çıkartma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Çeşitli istatistiksel yöntem ve teknikler ile ADD'ne ait detay ve yaklaşım katsayıları kullanılarak öznitelikler elde edilmiştir. Bu sayede çalışmamızda, öznitelik çıkartma işleminde çoğunlukla dalgacık dönüşümü tekniği kullanıldığından hem zaman hem frekans uzayında EKG işaretine ait yararlı bilgiler elde edilmesi sağlanmıştır.



Şekil 4.9. Normal bir kalp atımının 256 örneklilik bölütü detay (cA) ve yaklaşım (cD) katsayılarının grafikleri



Şekil 4.10. Kullanılan ADD yöntemindeki Daubechies-8 (db8) ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu

Dalgacık aileleri arasında en çok kullanılan Daubechies dalgacık en yaygın olarak kullanılan dalgacık ailesidir. Şekil 4.10'da gösterildiği gibi db8 ana dalgacık fonksiyonu, EKG işaretinin morfolojisini en iyi şekilde temsil eden bir karakteristiğe sahip olduğu için gözlemlenmektedir. Bu nedenle, çalışmamızda Daubechies-8 (db8) dalgacık türü ana dalgacık olarak seçilmiş, ADD uygulanarak Şekil 4.9'da

gösterildiği gibi alt bantlara ayrılmış ve 5 seviyeli ayrıştırma kullanılarak detay ve yaklaşım katsayıları elde edilmiştir.

Tablo 4.4. EKG işaretinden çıkartılan ADD tabanlı özniteliklerin listesi

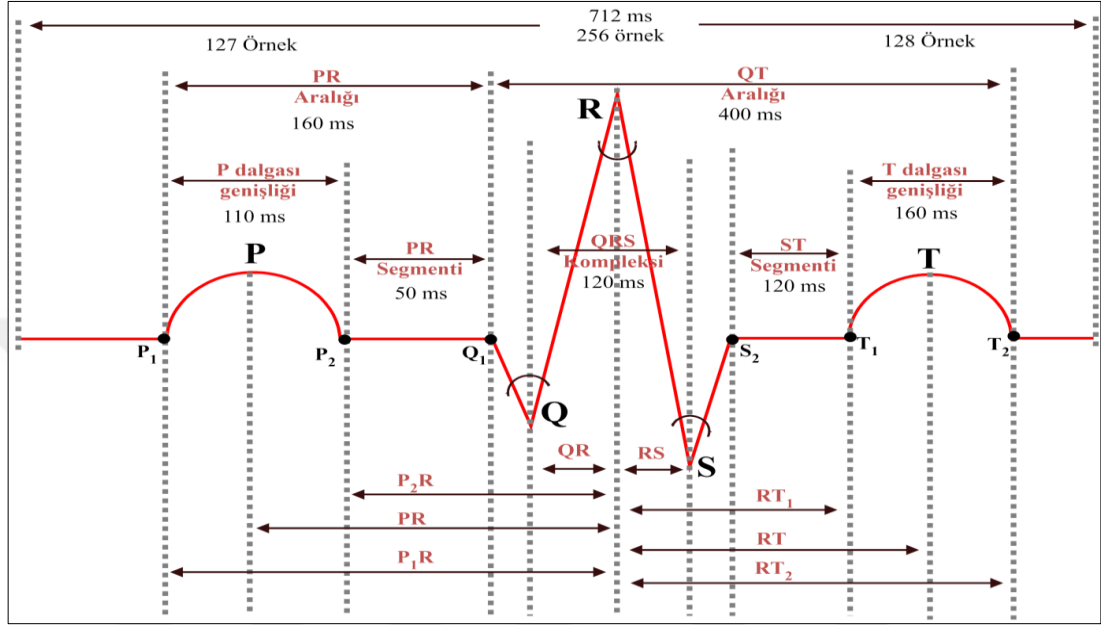
Sıra No	Öznitelikler
ADD 1-22	İlk 22 öznitelik ADD 5. seviyeden yaklaşım (cD5) katsayıları kullanıldı.
ADD 23-32	ADD elde edilen alt bantların mutlak değerli ortalamaları
ADD 33-40	ADD ile elde edilen bitişik alt bantların mutlak ortalama değerlerinin oranları
ADD 41-50	ADD ile elde edilen alt bantların otokorelasyon değerleri
ADD 51-60	ADD ile elde edilen alt bantların ortanca (medyan) değerleri
ADD 61-70	ADD ile alt bantların kendi içinde en düşük ve en yüksek oranları
ADD 71-80	ADD ile elde edilen alt bantların değişinti (varyans) değerleri
ADD 81-90	ADD ile elde edilen alt bantların standart sapma (std) değerleri
ADD 91-100	ADD ile elde edilen alt bantların çeyrek değerler genişliği (iqr) değerleri
ADD 101-110	ADD ile elde edilen alt bantların ortalama mutlak sapma (mad) değerleri
ADD 111-120	ADD ile elde edilen alt bantların kare ortalamalarının karekökü değerleri
ADD 121-130	ADD ile elde edilen alt bantların ortalama Shannon Entropisi değerleri
ADD 131-140	ADD ile elde edilen alt bantların enerji yoğunluğu (rms) değerleri
ADD 141-150	ADD ile elde edilen alt bantların kurtosis değerleri
ADD 151-160	ADD ile elde edilen alt bantların skewness değerleri
ADD 161-170	ADD ile elde edilen alt bantların moment değerleri

256 örnekli bölüme ayrılmış her bir kalp atımına, ADD uygulanmış ve dalgacık ayrışmasının her seviyesindeki düzeyde detay ve yaklaşım katsayıları elde edilerek öznitelik çıkartma amacıyla kullanılmıştır. Tablo 4.4'te ayrıntısı verilen, dalgacık dönüşümünde her alt banttaki ayırma yaklaşım ve detay katsayıları çeşitli yöntem ve teknikler kullanılarak EKG işaretine ait öznitelikler hesaplanmıştır.

4.6.3. EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi

EKG işareti bileşenleri P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası göz önünde bulundurulduğunda en belirgin dalga şeklini QRS kompleksi oluşturmaktadır. QRS kompleksi incelendiğinde R tepe zirvesi diğer bileşenlerden daha çok ön plana çıkmaktadır. Bu yüzden kalp atımı olarak R tepe zirveleri dikkat çekmekte ve hesaplamalarda kullanılmaktadır. Kalp Hızı Değişkenliği (KHD, Heart Rate

Variability - HRV) kardiyak ritim veya kalp atış aralığı olarak bilinen ve peş peşe gelen iki R tepesi arasındaki zaman aralığı olarak ifade edilmektedir. Chazal ve arkadaşları, KHD kullanarak çeşitli öznitelikler türetmiş ve aritmi sınıflandırma işlemi yapmışlardır [40].



Şekil 4.11. EKG işaretindeki bir kalp atımına ait bileşenlerinin zaman penceresi kullanılarak morfolojik özniteliklerinin çıkartılması

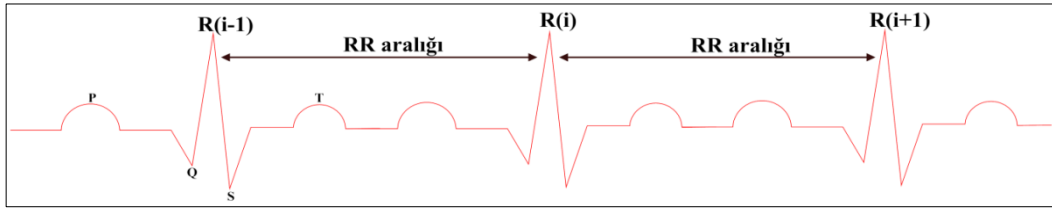
Şekil 4.11’de ayrıntılı olarak verilen, EKG işaretinin morfolojik yapısını kullanarak elde edilen öznitelikler; (i) EKG işaretindeki önemli noktalar arasındaki zamansal fark olan zamansal öznitelikler (temporal features), (ii) EKG işaretindeki önemli noktalar arasındaki genlik öznitelikleri (amplitude features) ve (iii) EKG işaretindeki önemli noktalar arasındaki açısız öznitelikler (angle features) olarak gruplandırılabilir. Elde edilen öznitelik listesi Tablo 4.5’te verilmiştir.

Tablo 4.5. EKG işaretinden çıkartılan morfolojik öznitelikler(4.5)

Sıra No	Öznitelikler	Sıra No	Öznitelikler
1	P genişliği	20	RP genliği
2	PR	21	RQ genliği
3	P ₁ R	22	R genliği
4	P ₂ R	23	RS genliği
5	PR aralığı	24	T genliği
6	PQ	25	RT genliği
7	PS aralığı	26	QR alanı
8	PT	27	RS alanı
9	QR	28	∠Q ₁ QR açısı
10	QS	29	∠QRS açısı
11	QT aralığı	30	∠RSS ₂ açısı
12	QRS aralığı	31	RR öncesi
13	RS	32	RR sonrası
14	RT ₁	33	RR ortalama
15	RT	34	RR yerel ortalama
16	RT ₂	35	IR zaman bilgisi
17	ST aralığı	36-47	EKG önemli noktalarının genliği
18	T genişliği	48-57	EKG önemli noktalarının aralığı(örnek)
19	P genliği		

Kalp Hızı, dakikadaki kalp atışlarının meydana gelme oranıdır. Kalp Hızı Değişikliği (KHD), ardışık kalp atışları arasındaki zaman aralığı olarak tanımlanmaktadır. KHD; RR aralığı olarakta bilinen, iki R tepesi arasındaki geçen periyottur [62] ve Şekil 4.12’de görülmektedir. Denklem (4.1)’deki [62] gibi hesaplanmaktadır;

$$RR(i)=R(i+1)-R(i) \quad (4.1)$$



Şekil 4.12. EKG işaretindeki ardışık iki R tepesi arasındaki RR aralığı [73]

Chazal ve arkadaşları [40], RR aralıklarını ardışık kalp atışı referans noktaları arasındaki fark olarak tanımlamışlardır. Dört özniteliği, RR dizisi kullanarak çıkarmışlardır. Bunlar; RR öncesi aralığı, belirli bir kalp atışı ve önceki kalp atışı arasındaki RR aralığıydı. RR sonrası aralık, verilen bir kalp atışı ve sonraki kalp atışı arasındaki RR aralığıydı. Ortalama RR aralığı, bir kayıt için RR aralıklarının ortalamasıydı ve bir kayıttaki tüm kalp atışları için aynı değere sahipti. Son olarak,

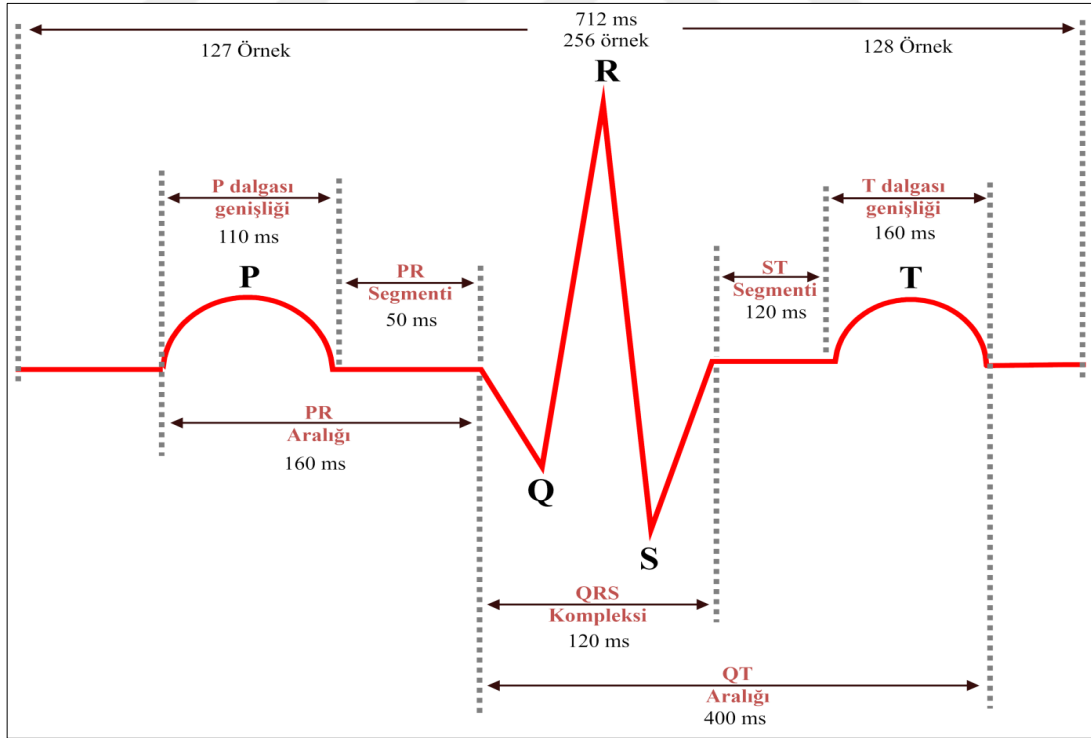
yerel ortalama RR aralığı, bir kalp atımını çevreleyen 10 adet (5 adet RR(i)'den önce, 5 adet RR(i)'den sonra) RR aralıklarının ortalaması alınarak belirlenmiştir [40].

İnan ve arkadaşları [104], morfoloji özneliklerine ek olarak, yerel zamanlama bilgisini de (Timing Informatin TI) kullanmışlardır. Denklem (4.2)'deki [104] gibi sabit atım hızından sapmayı yansıtan bir RR aralığı oranı (IR) olarak tanımlamışlardır.

$$IR(i) = \frac{T(i) - T(i-1)}{T(i+1) - T(i)} \quad (4.2)$$

$T(i)$, R dalgasının meydana geldiği i . atımı temsil etmektedir [104].

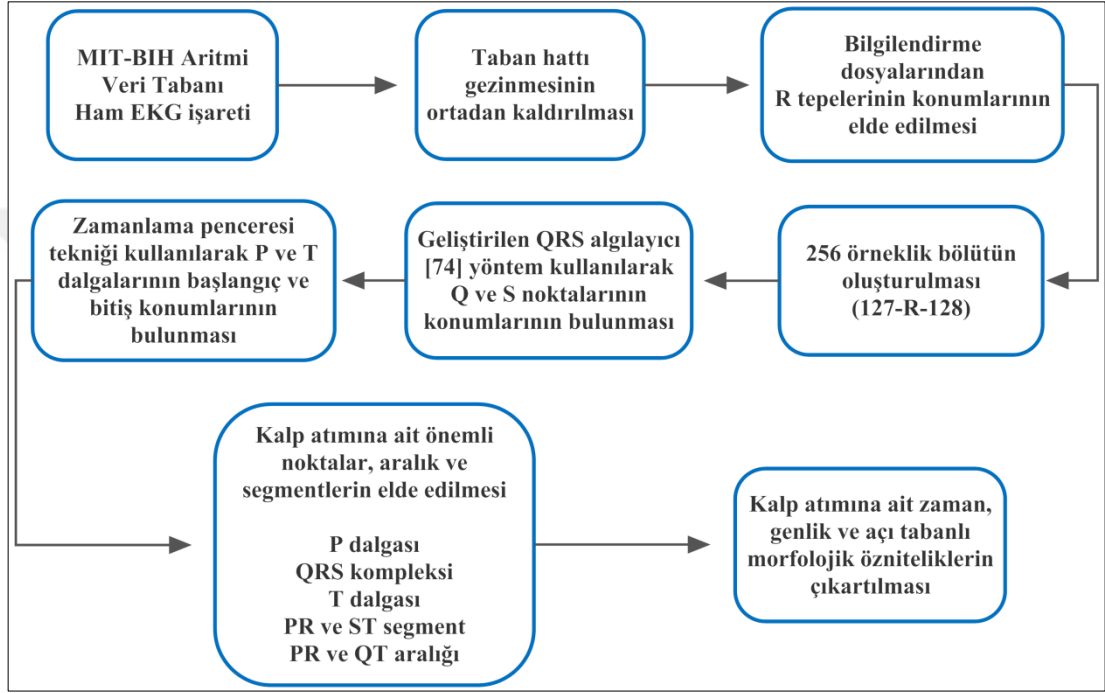
EKG işaretindeki P dalgası, QRS kompleksi, T dalgası, segmentler ve aralıklar Şekil 4.13'teki gibi zaman pencerelerine ayrılarak işaretteki önemli noktalar elde edilmektedir. Zaman pencereleri elde edilirken Tablo 1.1'deki normal değerler dikkate alınmıştır.



Şekil 4.13. EKG işaretindeki 256 örnekleme bölütünde EKG işaretinin bileşenlerinin zaman pencereleri kullanılarak elde edilmesi

Şekil 4.13'ten anlaşılacağı gibi 256 örnekleme bölütü EKG işaretinin bileşenlerine göre zaman pencerelerine ayrılarak kalp atımındaki önemli noktaların konumları elde

edilmiştir. Bu noktalar kullanılarak EKG işaretinden morfolojik öznitelikler çıkartılmıştır. Daha önceki çalışmada [63], düşük karmaşıklığa sahip geliştirilmiş bir QRS kompleks algılama yöntemi önerilmiştir. Tez kapsamında, P ve T dalgalarının konumlarının bulan bir algoritma önerilen [63] yöntemine eklenerek, EKG işaretindeki tüm bileşenlerin konumlarını algılayan daha gelişmiş bir yöntemin blok diyagramı Şekil 4.14’te sunulmuştur.



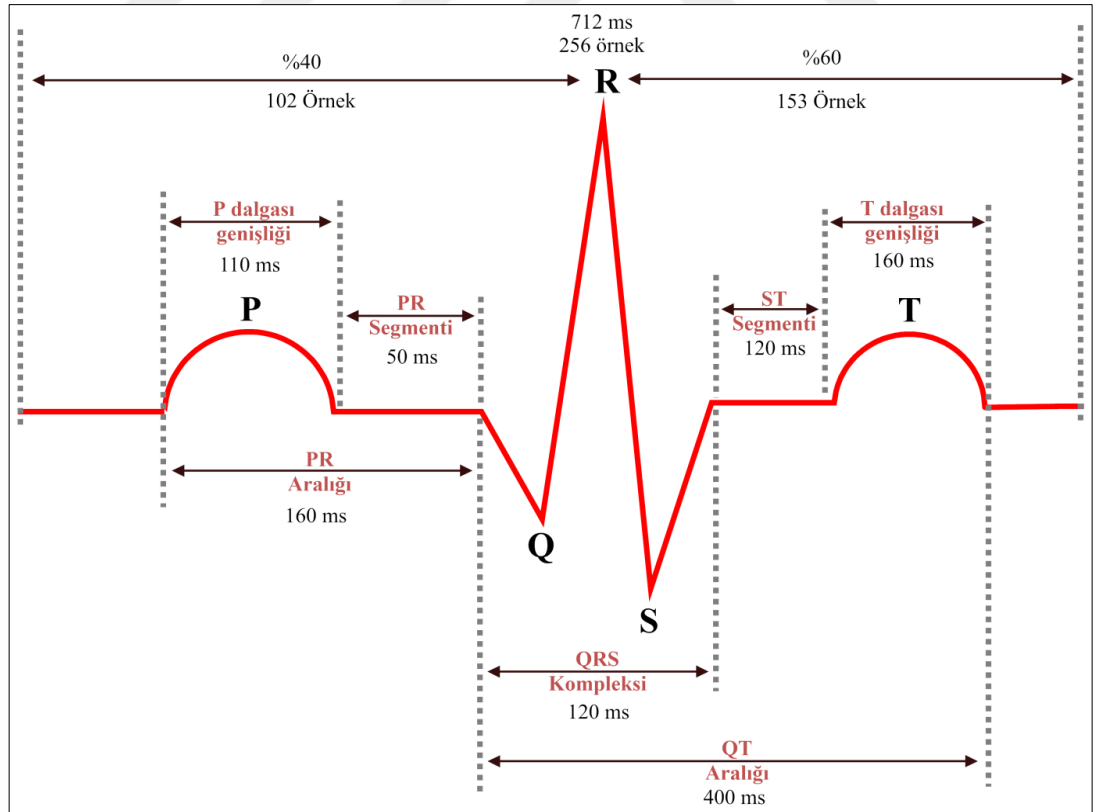
Şekil 4.14. EKG işaretine ait morfolojik tabanlı özniteliklerin çıkartılması için önerilen yöntemin blok diyagramı

Şekil 4.14’te blok diyagramı verilen yöntemde, MIT-BIH AVT’ndaki, EKG kayıtlarına ait R tepesi konumları açıklama dosyalarından elde edilmiştir. R tepelerinin konum bilgileri kullanılarak [63]’deki çalışmayla Q ve S noktaları elde edilmiştir. Daha sonra, Şekil 4.13’teki zaman pencereleri kullanılarak EKG işaretindeki P dalgası, T dalgası, PR ve ST segmente ait başlangıç ve bitiş noktaları tespit edilerek her bir kalp atımına ait önemli noktaların konumları belirlenmiş olmaktadır. Algılanan bu konum bilgileri kullanılarak, Şekil 4.11’de ayrıntıları verilen, EKG işaretinden morfolojik öznitelikler hesaplanarak çıkartılmış olmaktadır.

4.6.4. Ayrık fourier dönüşümü ve güç spektral yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemi

Bu tez kapsamında, frekans uzayına ait bu yöntemin teknik olarak kurgulanması literatüre kazandırılan olumlu bir katkı ve öneridir.

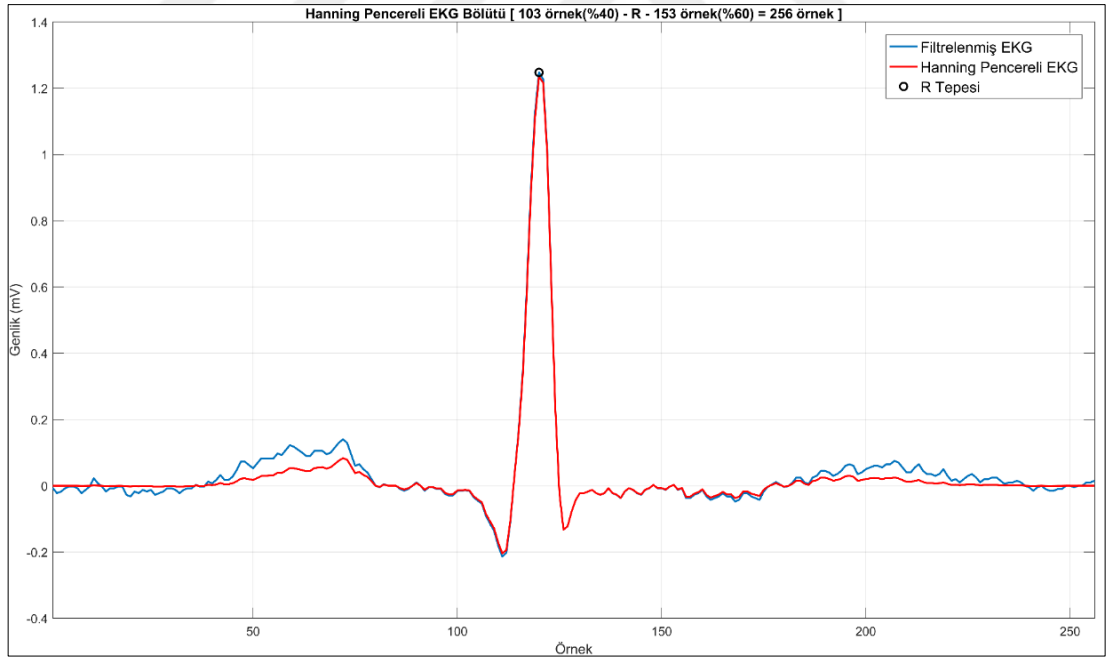
Önerilen yöntemde, kategori ve hasta bazlı olmak üzere aritmili atım tespitinin yapılması amaçlanmıştır. Bu nedenle, Şekil 4.15'te EKG işaretini oluşturan bileşenleri zamansal olarak incelendiğinde, PR ve QT aralığı zaman değerlerini içerecek şekilde kalp atımına daha da odaklanılarak etkili bir zaman penceresi ortaya koyulmuş, EKG işareti bileşenlerinden daha net ve nitelikli öznitelikler çıkartmak amacıyla bu yöntem geliştirilmiştir. EKG işaretinden daha nitelikli özniteliklerin hesaplanabilmesi amacıyla 256 örneklilik bölüt, R tepesinden önce 102 (%40), R tepesinden sonra 153 (%60) örnek olarak bölünmüştür. Bu sayede, bir kalp atımı ya da kardiyak çevrimi ile ilgili tüm bileşenleri içeren yeni bir zaman penceresi bölütü elde edilmiş olmaktadır.



Şekil 4.15. EKG işaretine ait frekans uzayı özniteliklerinin çıkartılması için önerilen 256 örneklilik bölütün zaman penceresi yapısı

Önerilen bu pencereleme yönteminde, EKG işaretinin morfolojik yapısı temel alınarak R tepesinden önce ve R tepesinden sonra olmak üzere iki bölüme ayrılmıştır. Bu iki bölüm, Şekil 4.15'te ayrıntısı verilen EKG işaretindeki PR ve QT aralığı baz alınarak, pencere içinde bir ağırlıklandırmaya gidilmiştir. Bu ağırlıklandırma sonucu, ilk bölüm olan R tepesinden önceki kısma pencerenin %40 tahsis edilmiştir. İkinci bölüm olan R tepesinden sonraki kısma ise pencerenin %60 tahsis edilmiştir. Böylece bir kalp atımına ait morfolojik özellikler kullanılarak 256 örnek uzunluğundaki pencerenin daha etkili bir şekilde tasarlanması ve EKG işaretinden daha nitelikli bilgi edinilmesi sağlanmıştır.

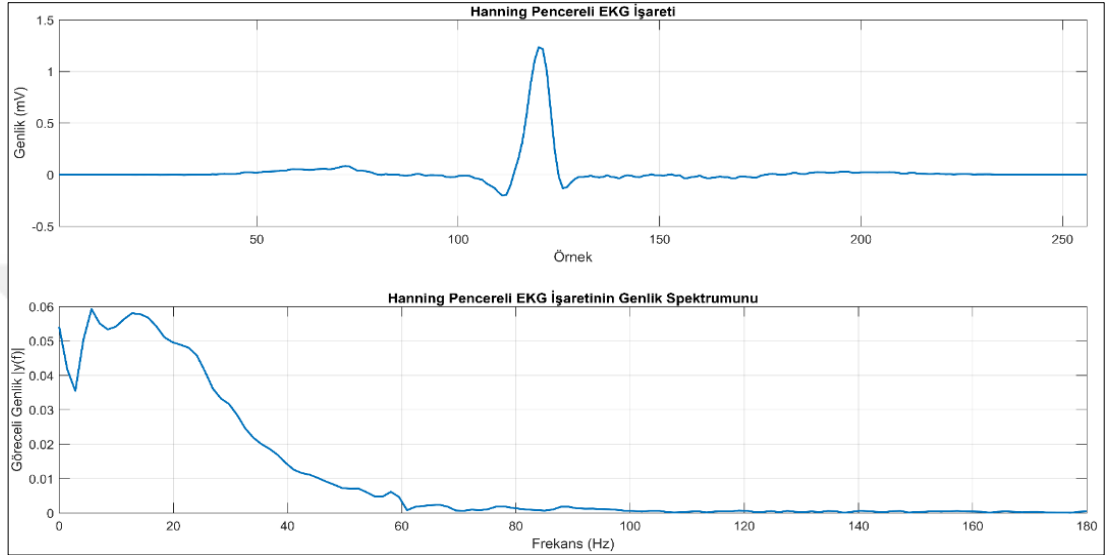
EKG işaretinin spektral analizini yaparken, işaretin bütünü görmekten ziyade işaretin daha ince detaylarına yakınlaştırma yeteneği sağlayarak daha anlamlı bilgi edinmek amacıyla Hanning pencereleme fonksiyonu kullanılmıştır. Şekil 4.16'da filtrelenmiş EKG işareti ve Hanning pencere EKG işareti grafikleri üst üste çizdirilerek etkileri gösterilmiştir.



Şekil 4.16. EKG işaretinin 256 örneklilik bölütüne Hanning penceresinin uygulanmasının etkisini gösteren grafik

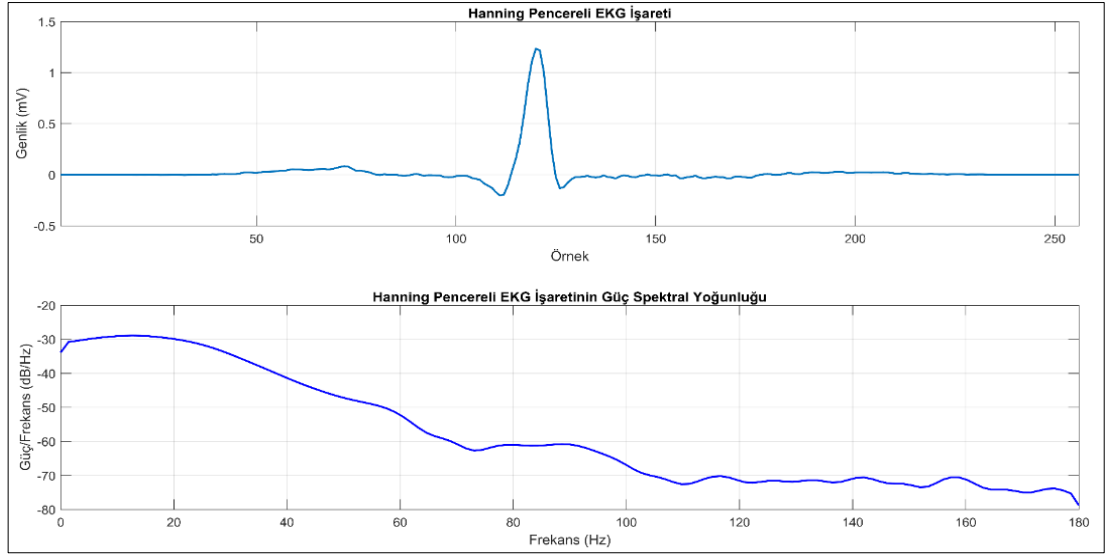
EKG işaretine Hanning penceresi uygulandıktan sonra, işaretin Ayrık Hızlı Fourier Dönüşümü (AHFD) yapılmaktadır. Böylece işaretin belirli bir zaman uzayından temsilini frekans uzayındaki temsiline dönüştürerek analiz edilmesi sağlanmaktadır.

Frekans uzayı, işaretin değişen frekanslarda mevcut genliğini göstererek analiz için farklı bir yol sunmaktadır. Şekil 4.17’de EKG işaretinin genlik spektrumu gösterilmiştir. Şekil 4.17’deki bir kalp atımını içeren EKG işaretine ait genlik spektrumu incelendiğinde 0 ile 60 Hz arası işaretin yoğun ve anlamlı bilgi içerdiği gözlemlenebilmektedir.



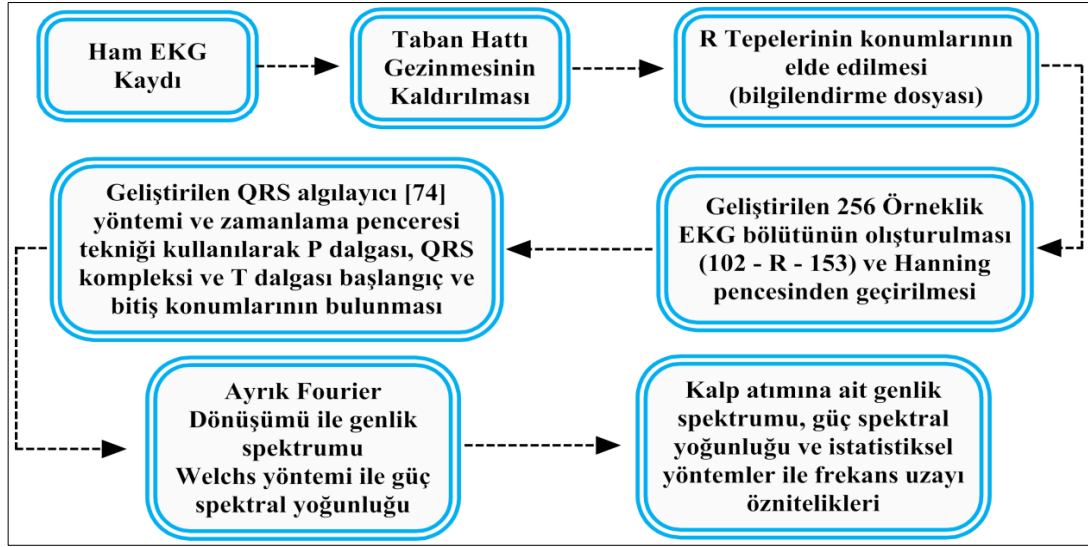
Şekil 4.17. Hanning pencereleli EKG işaretine AHFD uygulanması sonucu oluşan genlik spektrumu

EKG işaretine Hanning penceresi uygulandıktan sonra, işaretin Güç Spektral Yoğunluğunu (GSY) elde etmek amacıyla Welchs yöntemi kullanılmaktadır. GSY, EKG işaretinin gücünün frekansa göre dağılımını belirtmektedir. Böylece, frekansın bir fonksiyonu olarak tahmini gücü ifade etmektedir. Bu sayede, EKG işaretindeki frekanslara ait güç yoğunluğu bilgisi elde edilerek öznitelik çıkartmada daha ileri analizler için faydalı hale getirilmektedir. Şekil 4.18’de bir kalp atımına ait EKG işaretinin güç yoğunluğu grafiği Welchs yöntemi ile hesaplanarak çizdirilmiştir.



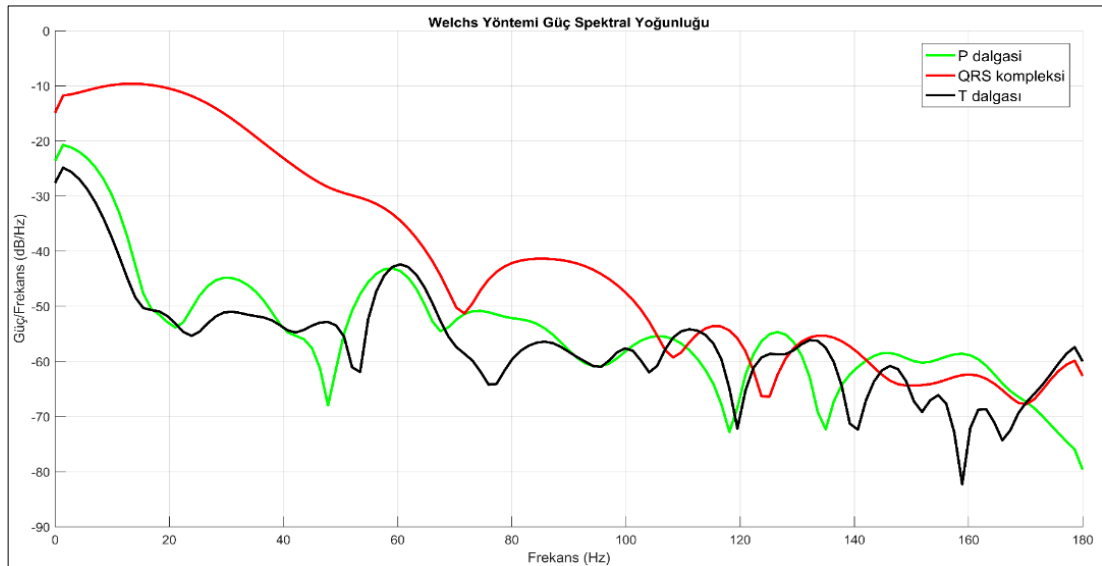
Şekil 4.18. Hanning pencereleli EKG işaretinin Welch's yöntemi ile güç spektral yoğunluğunun elde edilmesi

Şekil 4.19'daki blok diyagram incelendiğinde, MIT-BIH AVT'dan elde edilen EKG kayıtları, iki aşamalı medyan filtreden geçirilerek işarettaki taban hattı gezinmesi gürültüsü kaldırılmış olmaktadır. Daha sonra, filtelenmiş EKG kaydı, Şekil 4.15'te önerildiği gibi 256 örnekleme bölümlerine ayrılmıştır. Bölümlere ayrılmış EKG işaretini detaylandırmak için Hanning penceresinden geçirilmiştir. Şekil 4.18'de blok diyagramı verilen yöntemde, MIT-BIH AVT'daki EKG kayıtlarına ait R tepesi konumları açıklama dosyalarından elde edilmiştir. R tepelerinin konum bilgileri kullanılarak [63]'deki çalışmayla Q ve S noktaları elde edilmiştir. Sonrasında, Şekil 4.15'teki zaman pencereleri kullanılarak EKG işaretindeki P dalgası, T dalgası, PR ve ST segmente ait başlangıç ve bitiş noktaları tespit edilerek her bir kalp atımına ait önemli noktaların konumları belirlenmiş olmaktadır. Algılanan bu konum bilgileri kullanılarak, Şekil 4.15'te ayrıntıları verilen, EKG işaretinin önemli noktalarının konumları elde edilmiş olmaktadır. Sonraki aşamada, EKG işaretinin, Ayrık Hızlı Fourier Dönüşümü ve Welch yöntemi ile güç spektral yoğunluğu elde edilmiştir. Şekil 4.17'de gösterilen EKG işaretine ait genlik spektrumu incelendiğinde EKG işaretinin 60 Hz ve altındaki frekanslarda anlamlı bilgi içerdiği gözlemlenerek çıkartılmıştır. Bu bilgiye dayanarak çalışmamızda EKG işaretinin 0-60 Hz frekans aralığı incelenmiş ve bu aralıkta analiz yapılması kararlaştırılmıştır. Genlik spektrumu ile ilgili Tablo 4.6'da verilen öznitelikler hesaplanarak çıkartılmıştır.



Şekil 4.19. Frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemine ait blok diyagram

Güç Spektral Yoğunluğu kullanılırken 0-60 Hz frekans aralığı incelenmiştir. Bu çalışma kapsamında Şekil 4.20’de gösterilen, P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasına ait Güç Spektral Yoğunlukları hesaplanarak öznitelik olarak kullanılmıştır. Bu teknik, literatüre bu tezin katkısı olarak sunulmuştur. Güç spektrumu ile ilgili çıkartılan öznitelikler Tablo 4.6’da görülmektedir. Sonuç olarak, bir kalp atımına ait frekans uzayı öznitelikleri, geliştirilen yöntem ve tekniklere ait bilgilerden ve istatistiksel yaklaşımlardan da faydalanılarak çıkartılmıştır.



Şekil 4.20. Welch yöntemi kullanılarak EKG bileşenlerinin Güç Spektral Yoğunluğunun elde edilmesi

Tablo 4.6. AFD ve GSY tekniđi kullanılarak ıkartılan EKG iřaretine ait znelikler

Sıra No	znelikler
AFD 1-7	Elde edilen bantların enerjilerinin toplamı
AFD 8-13	Alt bantların enerjilerinin, toplam enerjiye oranları
AFD 14-18	Birbirini takip eden alt bantların enerjilerinin birbirilerine oranı
AFD 19-25	Elde edilen bantların Shannon Entropisi deđerleri
AFD 26-32	Elde edilen bantların enerji yođunluđu deđerleri
AFD 33-39	Bantların kendi iinde en dřük ve en yksek deđerlerin birbirine oranları
AFD 40-47	Kalp atımının istatistiksel znelikleri
AFD 48-51	Elde edilen GSY'lerin toplam enerjisi
AFD 52-55	Elde edilen GSY'lerin kendi iinde en dřük ve en yksek deđerlerinin birbirine oranları
AFD 56-67	Elde edilen GSY'lerin her birine ait Activity, Mobility ve Complexity deđerleri

Tablo 4.6'da AFD ve GSY teknikleri kullanılarak ıkartılan znelikler listelenmiřtir. Bu listede, AFD'de bir kalp atımına ait EKG iřaretinin 0-60 Hz arası tek bir bant olarak elde edilmektedir. Daha sonra, tm bant 10 Hz'lik aralıklara sahip 6 ayrı alt banda ayrılarak toplam da 7 bant elde edilmiřtir. GSY'de bir kalp atımına ait EKG iřaretinin 0-60 Hz arası tek bir bant olarak elde edilmiřtir. Daha sonra, EKG bileřenlerine ait (P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası) 3 ayrı GSY bandı elde edilmiřtir. Bu bantlarında 0-60 Hz arası deđerlendirilmiřtir.

Bu tez kapsamında, AFD ve GSY kullanılarak EKG iřaretinden frekans uzayı znelikleri ıkartılırken yeni bir yntem nerilmiřtir. EKG iřaretinin 256 rnek uzunluđundaki blt, iřaretin morfolojik yapısına gre yeniden tasarlanarak EKG iřaretini daha iyi bir řekilde temsil edecek yapıya kavuřturulmuřtur. Yeni geliřtirilen pencere yapısına Hanning pencereleme fonksiyonu uygulanarak EKG iřaretine ve bileřenlerine daha net bir odaklanma kazandırılmıřtır. Bu yeni yntem sayesinde, AFD ile EKG iřaretinin genlik spektrumu kullanılarak znelikler hesaplanmıřtır. Welch yntemi ile Gc Spektral Yođunluđu tahmini yapılarak bir kalp atımının kendisinin ve bileřenlerinin (P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası) ayrı ayrı gc yođunluklarının frekansa gre dađımları kullanılarak yeni znelikler hesaplanmıřtır. Sonu olarak, nerilen yeni yntem ile EKG iřaretinin frekans uzayına ait daha nitelikli karakteristiksel bilgiler elde edilerek znelik olarak ıkartılmıřtır.

Welchs yöntemi, farklı frekanslara sahip bir işaretin gücünü tahmin etmek amacıyla kullanılmaktadır. Welchs yöntemi, frekans çözünürlüğünü düşürerek güç spektrumundaki gürültüyü azalttığı için bazı spektrum tahmin yöntemlerinden daha iyi sonuç vermiştir [89].

4.7. Modele Ait İstatistiksel Başarım Ölçütleri

Bir sınıflandırıcının başarımını belirlemek için yaygın bir yöntem, bir karmaşıklık matrisinin kullanılmasıdır. Karmaşıklık matrisi kullanılarak birçok standart değerlendirme metriği tanımlanabilir.

Gerçek Pozitif (GP): gerçekte pozitif olan ve modelin de kalp atımlarını gerçek bir şekilde doğru olarak sınıfladığı toplam atım sayısıdır.

Gerçek Negatif (GN): gerçekte negatif olan ve modelin de negatif olarak sınıfladığı toplam atım sayısıdır.

Yanlış Pozitif (YP): gerçekte negatif olan fakat model kalp atımlarını sınıflandırırken yanlışlıkla pozitif olarak sınıflama yaptığı toplam atım sayısıdır.

Yanlış Negatif (YN): gerçekte pozitif olan fakat model kalp atımlarını sınıflandırırken yanlışlıkla negatif olarak sınıflama yaptığı toplam atım sayısıdır.

MIT-BIH veri tabanındaki aritmili kalp atımlarını sınıflandırmak amacıyla önerilen algoritmaların doğrulanması için aşağıdaki başarım ölçütleri kullanılmıştır: doğruluk (Acc), duyarlılık (Sen), keskinlik (Spe) ve pozitif öngörü değeri (+P).

Doğruluk (accuracy): Denklem (4.3)'teki gibi ifade edilen, modelin doğru olarak tespit ettiği başarımı yüzde olarak göstermektedir.

$$\text{Doğruluk (\%)} = \frac{GP+GN}{GP+GN+YP+YN} \times 100 \quad (4.3)$$

Duyarlılık (sensitivity): Denklem (4.4)'teki gibi ifade edilen, modelin gerçekte pozitif olan atımları doğru olarak tespit etme yeteneğini yüzde olarak göstermektedir.

$$\text{Duyarlılık (\%)} = \frac{GP}{GP+YN} \times 100 \quad (4.4)$$

Keskinlik (specificity): Denklem (4.5)'teki gibi ifade edilen, modelin gerçekte negatif olan atımları doğru olarak tespit etme yeteneğini yüzde olarak göstermektedir.

$$\text{Keskinlik (\%)} = \frac{GN}{GN+YP} \times 100 \quad (4.5)$$

Pozitif Öngörü (+P, positive predictivity): Denklem (4.6)'daki gibi ifade edilen, modelin gerçek pozitif ve yanlış pozitif atımları arasındaki ayırt edebilme kabiliyetini yüzde olarak temsil etmektedir.

$$+P (\%) = \frac{GP}{GP+YP} \times 100 \quad (4.6)$$

4.8. Örüntü Tanıma Yöntemlerine Ait Öznitelik Seçme ve Modellerin Eğitilmesi

Bu tez çalışması kapsamında EKG işaretindeki aritmili kalp atımlarını sınıflandırmak amacıyla dört ayrı öznitelik çıkartma yöntemi ile öznitelikler çıkartılmış, boyut azaltma yöntemiyle en anlamlı olanları seçilerek sınıflandırılmış ve sonuçları analiz edilmiştir.

MIT-BIH Aritmi Veri Tabanındaki [71] EKG kayıtları, literatürde yapılan çalışmalarda gibi [40, 44, 103] kategori bazlı ve hasta bazlı olmak üzere iki ayrı değerlendirme planında ele alınmıştır. Kategori bazlı değerlendirme planında 48 hastaya ait EKG kayıtlarındaki 16 atım türü incelenmiştir. Hasta bazlı değerlendirme planında ise AAMI standardı [70] gereği atım türleri 5 temel sınıfa ayrılmıştır. AAMI standardı gereği tempolu atım (peaced beat) içeren kayıtlar 5 temel sınıfa dahil edilmemektedir. Bu nedenle, bu tür kalp atımlarını içeren dört hasta kaydı (102, 104, 107 ve 217) öznitelik çıkartırken hazırlanan veri setinden hariç tutulmaktadır. Böylece, hasta bazlı değerlendirme planında 44 hastanın EKG kaydı kullanılarak 5 temel sınıfa sınıflandırılma yapılmaktadır. Bu iki değerlendirme planına ait kalp atımı dağılımı Tablo 4.1 ve Tablo 4.2'de verilmiştir.

Aritmili kalp atımı sınıflandırmak amacıyla dört grupta ayrı ayrı seçilen özniteliklerin sınıflandırılmasında, her grup için kNN, C4.5, MLP, RF, SVM ve Topluluk Öğrenme gibi makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmaktadır. Tez çalışması kapsamında dört ayrı öznitelik alt kümesi için, kategori bazlı

değerlendirme planına ait öznelikler ile sınıflandırma işlemi için 24 model, hasta bazlı değerlendirme planına ait öznelikler ile sınıflandırma işlemi için 24 model, kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznelikler ile sınıflandırma işlemi için 6 model ve hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznelikler ile sınıflandırma işlemi için 6 model olmak üzere toplamda 60 örüntü tanıma modeli oluşturulmuştur. Tüm değerlendirme planları için aritmili kalp atımı sınıflandırılması amacıyla dört gruptaki seçilmiş öznelik analizi ile ilgili hangi modelin daha etkin olduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir.

4.8.1. Kategori bazlı değerlendirme planına ait özneliklerin seçilmesi ve modellerin eğitilmesi

Tablo 4.7. Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait parametreler ve eğitim başarımları

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Parametreler	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)
1	Model1.1	kNN	k=3	99,75	97,97	99,86
	Model1.2	C4.5	CF=0,05 ,MS=2	99,51	96,04	99,74
	Model1.3	MLP	n=28	99,45	95,58	99,71
	Model1.4	RF	a=24, n=128	99,69	97,48	99,83
	Model1.5	SVM	C=0,1, $\gamma=0,5$	99,82	98,58	99,91
	Model1.6	EL	n=28, a=24, n=128	98,29	97,98	98,14
2	Model2.1	kNN	k=5	99,63	97,02	99,80
	Model2.2	C4.5	CF=0,1 ,MS=2	99,48	95,86	99,72
	Model2.3	MLP	n=22	99,76	97,36	99,85
	Model2.4	RF	a=24, n=256	99,74	97,95	99,86
	Model2.5	SVM	C=1, $\gamma=1$	99,80	98,43	99,90
	Model2.6	EL	n=22, a=24, n=256	99,79	98,33	99,89
3	Model3.1	kNN	k=9	99,69	97,53	99,84
	Model3.2	C4.5	CF=0,25 ,MS=2	99,63	97,01	99,80
	Model3.3	MLP	n=24	99,47	95,79	99,72
	Model3.4	RF	a=32, n=128	99,76	98,08	99,87
	Model3.5	SVM	C=0,1, $\gamma=1$	99,79	98,34	99,89
	Model3.6	EL	n=24, a=32, n=128	99,87	98,93	99,93
4	Model4.1	kNN	k=7	99,71	97,69	99,85
	Model4.2	C4.5	CF=0,01 ,MS=3	99,52	96,18	99,75
	Model4.3	MLP	n=26	99,43	95,49	99,70
	Model4.4	RF	a=24, n=256	99,74	97,96	99,86
	Model4.5	SVM	C=0,1, $\gamma=1$	99,75	97,97	99,86
	Model4.6	EL	n=26, a=24, n=256	99,76	98,11	99,87

Kategori bazlı değerlendirme planı kapsamında oluşturulan modeller ile ilgili, analiz edilen seçilmiş öznitelik grupları, kullanılan sınıflandırıcı bilgileri Tablo 4.7’de sunulmuştur.

Kategori bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı gösteren Tablo 4.1’deki gibi eğitim ve test için öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Eğitim veri setine ait öznitelik kümesi 16 atım türü ve toplamda 73399 kalp atımı bulunmaktadır. Test veri setine ait öznitelik kümesi 16 atım türü ve toplamda 36710 kalp atımı bulunmaktadır. Eğitim veri seti kullanılarak öznitelik seçimi işlemi yapılmaktadır.

Tablo 4.8. Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş öznitelik listesi

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Boyut Azaltma	Seçilen Öznitelik Numaraları
1	Model1.1	kNN	21/256	7, 10, 89, 92, 95, 104, 110, 114, 120, 124, 137, 153, 159, 188, 191, 198, 203, 207, 213, 225, 254
	Model1.2	C4.5	23/256	1, 31, 50, 83, 87, 93, 100, 109, 111, 113, 115, 127, 140, 151, 167, 170, 181, 191, 198, 211, 230, 254, 256
	Model1.3	MLP	25/256	1, 7, 11, 90, 91, 93, 97, 99, 105, 107, 109, 111, 115, 120, 139, 151, 157, 191, 197, 200, 209, 211, 212, 230, 253
	Model1.4	RF	22/256	28, 33, 41, 48, 50, 57, 67, 95, 100, 106, 116, 120, 127, 155, 160, 174, 185, 190, 200, 213, 230, 254
	Model1.5	SVM	25/256	8, 9, 83, 91, 93, 95, 97, 99, 103, 107, 109, 111, 113, 117, 119, 125, 152, 155, 169, 191, 199, 203, 210, 231, 256
	Model1.6	EL	19/256	7, 89, 92, 95, 110, 114, 120, 124, 137, 140, 153, 159, 163, 188, 191, 198, 203, 213, 250
2	Model2.1	kNN	18/170	13, 16, 26, 31, 37, 39, 45, 50, 55, 60, 64, 100, 101, 120, 122, 131, 140, 150
	Model2.2	C4.5	17/170	7, 19, 21, 36, 37, 56, 67, 73, 90, 95, 115, 119, 122, 135, 148, 151, 170
	Model2.3	MLP	18/170	3, 18, 20, 21, 36, 40, 52, 73, 85, 104, 108, 113, 120, 123, 138, 145, 152, 169
	Model2.4	RF	16/170	3, 8, 9, 19, 20, 70, 86, 92, 122, 127, 136, 141, 150, 159, 169, 170
	Model2.5	SVM	19/170	3, 4, 11, 22, 38, 39, 68, 73, 85, 89, 120, 122, 149, 153, 161, 162, 168, 169, 170
	Model2.6	EL	19/170	11, 19, 20, 21, 26, 36, 40, 45, 55, 64, 73, 104, 108, 122, 138, 141, 161, 169, 170
3	Model3.1	kNN	12/57	4, 6, 7, 11, 13, 14, 26, 27, 28, 29, 30, 34
	Model3.2	C4.5	11/57	2, 5, 6, 7, 10, 13, 14, 23, 24, 26, 34
	Model3.3	MLP	14/57	4, 5, 7, 9, 10, 14, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 34, 35
	Model3.4	RF	11/57	4, 6, 7, 11, 14, 24, 26, 27, 28, 30, 34
	Model3.5	SVM	15/57	1, 3, 4, 5, 7, 9, 10, 15, 23, 24, 27, 28, 29, 34, 35
	Model3.6	EL	15/57	2, 6, 9, 10, 11, 14, 15, 20, 24, 26, 27, 28, 32, 34, 35
4	Model4.1	kNN	14/67	2, 4, 10, 11, 15, 28, 40, 48, 57, 60, 61, 62, 65, 66
	Model4.2	C4.5	16/67	3, 9, 11, 12, 15, 28, 35, 40, 49, 50, 57, 60, 61, 63, 65, 66
	Model4.3	MLP	17/67	3, 8, 9, 10, 11, 14, 28, 29, 30, 34, 40, 49, 56, 60, 63, 65, 66
	Model4.4	RF	17/67	3, 10, 11, 12, 15, 28, 30, 35, 40, 49, 50, 56, 57, 60, 61, 63, 65
	Model4.5	SVM	19/67	5, 8, 9, 11, 12, 15, 28, 30, 35, 38, 40, 50, 56, 57, 60, 61, 63, 65, 66
	Model4.6	EL	17/67	3, 11, 15, 28, 30, 35, 38, 40, 49, 50, 56, 57, 60, 61, 63, 65, 66

Öznitelik seçimi sonucunda, anlamlı ve yararlı bilgi taşıyan öznitelikler belirlenmiş ve Tablo 4.8’de ayrıntısı verilmiştir. Test veri seti hazırlanırken belirlenen öznitelikler kullanılmış ve böylece boyut azaltma işlemi yapılarak modellerin hesaplama maliyeti azaltılmış ve başarımı artırıcı yönde katkı sağlanmıştır. Daha sonra, modeller test veri seti ile eğitilmiştir. Eğitilmiş modeller kullanılarak test veri seti ile aritmi sınıflandırma başarımları analiz edilmiştir.

4.8.2. Hasta bazlı değerlendirme planına ait özniteliklerin seçilmesi ve modellerin eğitilmesi

Hasta bazlı değerlendirme planı kapsamında oluşturulan modeller ile ilgili, analiz edilen seçilmiş öznitelik grupları, kullanılan sınıflandırıcı bilgileri Tablo 4.9’da sunulmuştur.

Tablo 4.9. Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait parametreler ve eğitim başarımları

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Parametreler	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)
5	Model5.1	kNN	k=3	99,28	98,21	99,55
	Model5.2	C4.5	CF=0,1 ,MS=1	98,83	97,07	99,27
	Model5.3	MLP	n=22	99,11	97,79	99,45
	Model5.4	RF	a=32, n=64	99,23	98,07	99,52
	Model5.5	SVM	C=5, $\gamma=0,1$	98,22	95,55	98,89
	Model5.6	EL	n=22, a=32, n=64	99,23	98,08	99,52
6	Model6.1	kNN	k=5	99,30	98,25	99,56
	Model6.2	C4.5	CF=0,05 ,MS=1	98,83	97,08	99,27
	Model6.3	MLP	n=24	98,73	96,83	99,21
	Model6.4	RF	a=24, n=128	99,02	97,54	99,38
	Model6.5	SVM	C=1, $\gamma=1$	98,15	95,38	98,84
	Model6.6	EL	n=24, a=24, n=128	99,28	98,20	99,55
7	Model7.1	kNN	k=9	99,67	99,17	99,79
	Model7.2	C4.5	CF=0,25 ,MS=1	99,37	98,41	99,60
	Model7.3	MLP	n=26	98,56	96,40	99,10
	Model7.4	RF	a=16, n=128	99,23	98,06	99,52
	Model7.5	SVM	C=0,5, $\gamma=0,5$	98,66	96,64	99,16
	Model7.6	EL	n=26, a=16, n=128	99,75	99,37	99,84
8	Model8.1	kNN	k=7	99,11	97,77	99,44
	Model8.2	C4.5	CF=0,25 ,MS=2	98,92	97,29	99,32
	Model8.3	MLP	n=28	98,07	95,18	98,79
	Model8.4	RF	a=8, n=256	98,80	97,20	99,25
	Model8.5	SVM	C=0,1, $\gamma=1$	98,71	96,77	99,19
	Model8.6	EL	n=28, a=8, n=256	99,32	98,30	99,58

Hasta bazlı değerlendirme planına ait kalp atımlarının dağılımı gösteren Tablo 4.1'deki gibi eğitim ve test için öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Eğitim için ayrılmış öznitelik kümesinde 5 temel aritmi türü için toplamda 50665 kalp atımı bulunmaktadır. Test için ayrılmış öznitelik kümesinde 5 temel aritmi türü için toplamda 50687 kalp atımı bulunmaktadır. Eğitim veri seti kullanılarak öznitelik seçimi işlemi yapılmaktadır. Öznitelik seçimi sonucunda, anlamlı ve yararlı bilgi taşıyan öznitelikler belirlenmiş ve Tablo 4.10'da ayrıntısı verilmiştir. Test veri seti hazırlanırken belirlenen öznitelikler kullanılmış ve böylece boyut azaltma işlemi yapılarak modellerin hesaplama maliyeti azaltılmış ve başarımı artırıcı yönde katkı sağlanmıştır. Daha sonra, modeller test veri seti ile eğitilmiştir. Eğitilmiş modeller kullanılarak test veri seti ile aritmi sınıflandırma başarımları analiz edilmiştir.

Tablo 4.10. Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilen öznitelikler listesi

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Boyut Azaltma	Seçilen Öznitelik Numaraları
5	Model5.1	kNN	15/256	18, 53, 68, 81, 104, 115, 116, 117, 121, 146, 157, 163, 177, 235, 241
	Model5.2	C4.5	13/256	8, 48, 66, 83, 105, 115, 120, 133, 162, 179, 188, 230, 245
	Model5.3	MLP	14/256	5, 21, 47, 69, 81, 100, 122, 137, 162, 172, 185, 206, 229, 250
	Model5.4	RF	13/256	8, 18, 47, 53, 73, 105, 117, 121, 137, 166, 177, 239, 254
	Model5.5	SVM	14/256	9, 17, 49, 73, 85, 101, 117, 127, 166, 184, 206, 227, 248, 256
	Model5.6	EL	12/256	18, 53, 73, 88, 105, 117, 166, 177, 183, 227, 239, 250
6	Model6.1	kNN	11/170	12, 13, 16, 44, 47, 85, 86, 124, 135, 165, 169
	Model6.2	C4.5	11/170	9, 34, 67, 83, 114, 115, 132, 145, 161, 165, 167
	Model6.3	MLP	13/170	1, 5, 10, 12, 16, 41, 47, 86, 91, 124, 143, 163, 167
	Model6.4	RF	12/170	1, 4, 12, 16, 44, 47, 62, 86, 124, 135, 165, 169
	Model6.5	SVM	11/170	8, 9, 12, 16, 46, 53, 62, 85, 124, 165, 168
	Model6.6	EL	11/170	12, 16, 44, 47, 53, 62, 86, 124, 135, 165, 169
7	Model7.1	kNN	13/57	9, 15, 19, 23, 27, 29, 31, 32, 34, 35, 37, 45, 47
	Model7.2	C4.5	12/57	8, 11, 21, 24, 25, 29, 32, 35, 36, 41, 44, 48
	Model7.3	MLP	12/57	10, 15, 19, 23, 27, 28, 29, 31, 37, 40, 45, 47
	Model7.4	RF	13/57	7, 11, 15, 21, 23, 27, 28, 29, 32, 34, 37, 38, 47
	Model7.5	SVM	13/57	7, 9, 11, 19, 23, 27, 28, 29, 31, 32, 35, 36, 45
	Model7.6	EL	12/57	9, 19, 23, 27, 29, 32, 34, 35, 41, 42, 45, 47
8	Model8.1	kNN	10/67	14, 15, 20, 44, 50, 54, 57, 63, 65, 66
	Model8.2	C4.5	10/67	8, 9, 35, 50, 57, 60, 63, 65, 66, 67
	Model8.3	MLP	10/67	4, 10, 35, 50, 57, 60, 63, 65, 66, 67
	Model8.4	RF	11/67	3, 10, 30, 44, 50, 53, 57, 60, 65, 66, 67
	Model8.5	SVM	12/67	8, 14, 20, 34, 41, 50, 53, 55, 60, 64, 65, 67
	Model8.6	EL	9/67	8, 15, 21, 50, 56, 63, 64, 65, 67

4.8.3. Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile sınıflandırma işlemi

Tez kapsamında, 4 farklı öznitelik çıkarma yöntemi kullanılarak kategori ve hasta bazlı olma üzere iki ayrı değerlendirme planı oluşturularak aritmili kalp atımları sınıflandırılmıştır. İlk aşamada, Tablo 4.8'deki kategori bazlı ve Tablo 4.10'daki hasta bazlı değerlendirme planlarına ait öznitelikler seçilmiştir. Bu öznitelikler kullanılarak aritmili kalp atımları sınıflandırılmıştır. İkinci aşamada ise ilk aşamadaki belirlenen öznitelikler Wrapper tabanlı öznitelik seçme algoritması kullanılarak her bir örüntü tanıma modeli için en etkili ve anlamlı bilgiyi taşıyan öznitelikler belirlenmiştir. Bu durumda elde edilen öznitelikler 4 farklı gruptaki özniteliklerin birleşiminden oluşan hibrit öznitelik alt kümesini oluşturmuştur. İkinci aşamada da Tablo 4.12'deki kategori bazlı ve Tablo 4.15'teki hasta bazlı değerlendirme planlarına ait öznitelikler seçilmiş ve aritmili kalp atımları sınıflandırılmıştır.

Bir önceki aşamada, kategori bazlı değerlendirme planı için sınıflandırıcılar tarafından seçilen öznitelikler kullanılmaktadır. Her bir öznitelik çıkartma yöntemine ait özniteliklerin numaraları Tablo 4.11'de verilmiştir. Tablo 4.11'deki öznitelikler bir araya getirilerek yeni bir hibrit öznitelik kümesi oluşturulmuştur. Bu öznitelik kümesi kullanılarak Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemiyle en etkin ve yararlı öznitelikler seçilerek hibrit alt öznitelik kümeleri belirlenmiştir. Böylece, boyut azaltma işlemi yapılan hibrit alt öznitelik kümeleri ile aritmili atım sınıflandırılması yapılmıştır.

Tablo 4.11. Kategori bazlı değerlendirme planına ait seçilen hibrit özniteliklerin listesi

Grup No	Çıkartılan Öznitelik Sayısı	Gruplara Ait Özniteliklerin Numaraları
1	63	1, 7, 8, 9, 10, 11, 28, 31, 33, 41, 48, 50, 83, 87, 89, 90, 91, 92, 93, 95, 97, 100, 103, 105, 106, 107, 109, 110, 111, 113, 114, 115, 116, 117, 120, 124, 125, 127, 137, 140, 152, 153, 155, 159, 163, 167, 170, 174, 188, 181, 185, 190, 191, 196, 197, 198, 200, 203, 207, 210, 213, 225, 250
2	65	3, 4, 7, 8, 9, 11, 13, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 26, 31, 36, 37, 38, 39, 40, 45, 50, 52, 55, 60, 64, 67, 68, 70, 73, 85, 86, 89, 92, 95, 100, 101, 104, 108, 113, 115, 119, 120, 122, 123, 127, 131, 135, 136, 138, 140, 141, 145, 148, 149, 150, 151, 152, 153, 159, 161, 162, 168, 169, 170
3	24	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 20, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 32, 34, 35
4	28	2, 3, 4, 5, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 28, 30, 34, 35, 38, 40, 48, 49, 50, 56, 57, 60, 61, 62, 63, 65, 66

Tablo 4.11’deki dört ayrı gruba ait öznitelikler birleştirilerek, 180 özniteliğe sahip bir öznitelik kümesi oluşturulmuştur. Bu öznitelik kümesinin; 1-63 arası 1. Guruba, 64-128 arası 2. Gruba, 129-152 arası 3.gruba ve 153-180 arası 4. Gruba ait özniteliklerden seçilen ve bir araya getirilen hibrit öznitelik kümesidir. Wrapper tabanlı öznitelik seçme algoritması ile bu hibrit öznitelik kümesinin boyutu azaltılıp aritmi sınıflandırmasında kullanılarak başarıımı incelenmiştir.

Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile oluşturulan modeller ile ilgili, analiz edilen seçilmiş öznitelik grupları, kullanılan sınıflandırıcı bilgileri Tablo 4.12’de sunulmuştur.

Tablo 4.12. Kategori bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş hibrit özniteliklerin listesi

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Boyut Azaltma	Seçilen Hibrit Öznitelik Numaraları
9	Model9.1	kNN	20/180	22, 28, 29, 30, 38, 67, 68, 92, 124, 127, 134, 137, 141, 145, 150, 152, 164, 175, 177, 180
	Model9.2	C4.5	20/180	18, 28, 29, 32, 33, 68, 81, 96, 108, 127, 134, 139, 145, 146, 150, 151, 170, 172, 175, 177
	Model9.3	MLP	19/180	13, 20, 26, 31, 42, 53, 54, 73, 86, 94, 110, 123, 133, 138, 141, 153, 162, 175, 177
	Model9.4	RF	19/180	13, 28, 31, 32, 48, 53, 57, 65, 69, 75, 91, 123, 132, 139, 146, 150, 157, 175, 177
	Model9.5	SVM	20/180	14, 20, 26, 38, 112, 127, 129, 131, 135, 138, 141, 146, 149, 153, 162, 166, 169, 172, 175, 177
	Model9.6	EL	17/180	14, 26, 32, 54, 64, 69, 79, 83, 94, 127, 135, 140, 149, 167, 176, 179, 180

Tablo 4.13. Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile oluşturulan modellerin parametre ve eğitim başarımları

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Parametreler	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)
9	Model9.1	kNN	k=5	99,92	99,40	99,96
	Model9.2	C4.5	CF=0,25 ,MS=1	99,87	98,93	99,93
	Model9.3	MLP	n=20	99,86	98,91	99,93
	Model9.4	RF	a=64, n=128	99,92	99,33	99,98
	Model9.5	SVM	C=1, $\gamma=1$	99,91	99,31	99,95
	Model9.6	EL	n=20, a=64, n=128	99,87	98,96	99,93

Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelik alt kümeleri seçimi sonucunda anlamlı ve yararlı bilgi taşıyan öznitelikler belirlenmiş ve Tablo 4.12’de ayrıntısı verilmiştir. Kategori bazlı değerlendirme planına ait hibrit özniteliklerin eğitim veri kümesi kullanılarak her bir modelin parametre iyileştirilmesi yapılmış ve eğitim başarımları Tablo 4.13’de gösterildiği gibi elde edilmiştir. Test veri seti hazırlanırken belirlenen hibrit öznitelikler kullanılmış ve böylece boyut azaltma

işlemi yapılarak modellerin hesaplama maliyeti azaltılmış ve başarıyı artırıcı yönde katkı sağlanmıştır. Daha sonra, eğitilmiş modeller test veri kümesi ile beslenerek, modellerin aritmi sınıflandırma başarımları analiz edilmiştir.

4.8.4. Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile sınıflandırma işlemi

Bir önceki aşamada, hasta bazlı değerlendirme planı için sınıflandırıcılar tarafından seçilen öznitelikler kullanılmıştır. Her bir öznitelik çıkartma yöntemine ait özniteliklerin numaraları Tablo 4.14’de verilmiştir. Tablo 4.14’deki öznitelikler bir araya getirilerek yeni bir hibrit öznitelik kümesi oluşturulmuştur. Bu öznitelik kümesi kullanılarak Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi kullanılarak en etkin ve yararlı öznitelikler seçilerek hibrit alt öznitelik kümeleri belirlenmiştir. Böylece, boyut azaltma işlemi yapılan hibrit alt öznitelik kümeleri ile aritmili atım sınıflandırılması yapılmıştır.

Tablo 4.14. Hasta bazlı değerlendirme planına ait seçilen hibrit özniteliklerin listesi

Grup No	Seçilen Öznitelik Sayısı	Gruplara Ait Özniteliklerin Numaraları
1	55	5, 8, 9, 17, 18, 21, 47, 48, 49, 53, 66, 68, 69, 73, 81, 83, 85, 88, 100, 101, 104, 105, 115, 116, 117, 120, 121, 122, 127, 133, 137, 146, 157, 162, 163, 166, 172, 177, 179, 183, 184, 185, 188, 206, 227, 229, 230, 235, 239, 241, 245, 248, 250, 254, 256
2	34	1, 4, 5, 8, 9, 10, 12, 13, 16, 34, 41, 44, 46, 47, 53, 62, 67, 83, 85, 86, 91, 114, 115, 124, 132, 135, 143, 145, 161, 163, 165, 167, 168, 169
3	28	7, 8, 9, 10, 11, 15, 19, 21, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 31, 32, 34, 35, 36, 37, 38, 40, 41, 42, 44, 45, 47, 48
4	26	3, 4, 8, 9, 10, 14, 15, 20, 21, 30, 34, 35, 41, 44, 50, 53, 54, 55, 56, 57, 60, 63, 64, 65, 66, 67

Tablo 4.14’teki dört ayrı gruba ait öznitelikler birleştirilerek, 143 özniteliğe sahip bir öznitelik kümesi oluşturmuştur. Bu öznitelik kümesinin; 1-55 arası 1. Guruba, 56-89 arası 2. Gruba, 90-117 arası 3.gruba ve 118-143 arası 4. Gruba ait özniteliklerden seçilerek oluşturulan hibrit öznitelik kümesidir. Wrapper öznitelik seçme algoritması ile bu hibrit öznitelik kümesinin boyutu azaltılıp aritmi sınıflandırmasında kullanılarak başarıyı incelenmiştir.

Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile oluşturulan modeller ile ilgili, analiz edilen seçilmiş öznitelik grupları, kullanılan sınıflandırıcı bilgileri Tablo 4.15’te sunulmuştur.

Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelik alt kümeleri seçimi sonucunda anlamlı ve yararlı bilgi taşıyan öznitelikler belirlenmiş ve Tablo 4.15'te ayrıntılarıyla verilmiştir. Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit özniteliklerin eğitim veri kümesi kullanılarak her bir modelin parametre iyileştirilmesi yapılmış ve eğitim başarımları Tablo 4.16'da görüldüğü gibi elde edilmiştir.

Tablo 4.15. Hasta bazlı değerlendirme planı modellerine ait Wrapper tabanlı yöntem ile seçilmiş hibrit özniteliklerin listesi

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Boyut Azaltma	Seçilen Öznitelik Numaraları
10	Model10.1	kNN	14/143	14, 18, 39, 69, 79, 86, 97, 103, 106, 119, 120, 125, 130, 140
	Model10.2	C4.5	14/143	11, 17, 43, 68, 69, 84, 105, 106, 120, 123, 125, 128, 130, 140
	Model10.3	MLP	14/143	18, 22, 39, 47, 69, 89, 96, 106, 113, 120, 121, 128, 132, 140
	Model10.4	RF	15/143	17, 28, 31, 48, 69, 84, 89, 102, 105, 106, 120, 121, 125, 132, 141
	Model10.5	SVM	15/143	14, 15, 17, 39, 68, 69, 75, 77, 103, 106, 118, 120, 125, 138, 140
	Model10.6	EL	14/143	21, 68, 69, 85, 86, 89, 101, 105, 106, 115, 132, 140, 141, 143

Test veri seti hazırlanırken belirlenen hibrit öznitelikler kullanılmış ve böylece boyut azaltma işlemi yapılarak modellerin hesaplama maliyeti azaltılmış ve başarımları artırıcı yönde katkı sağlanmıştır. Daha sonra, eğitilmiş modeller test veri kümesi ile beslenerek, modellerin aritmi sınıflandırma başarımları analiz edilmiştir.

Tablo 4.16. Hasta bazlı değerlendirme planına ait hibrit öznitelikler ile oluşturulan modellerin parametre ve eğitim başarımları

Grup No	Model No	Sınıflandırıcı	Parametreler	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)
10	Model10.1	kNN	k=3	99,66	99,15	99,79
	Model10.2	C4.5	CF=0,5 ,MS=2	99,70	99,25	99,81
	Model10.3	MLP	n=22	99,63	99,07	99,77
	Model10.4	RF	a=32, n=128	99,84	99,68	99,89
	Model10.5	SVM	C=0,5, $\gamma=1$	99,46	98,65	99,66
	Model10.6	EL	n=22, a=32, n=128	99,87	99,68	99,92

5. DENEYSEL SONUÇLAR

5.1. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Modellerin Test Edilmesi

5.1.1 Model 1.1

Model 1.1, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.8’de sunulan 21 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Tablo 5.1. Model 1.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24918	202	88	11502	99,21	99,65	98,27	99,20
L	2372	40	319	33979	99,02	88,15	99,88	98,34
R	2369	54	49	34238	99,72	97,97	99,84	97,77
e	3	2	3	36702	99,99	50,00	99,99	60,00
j	44	10	33	36623	99,88	57,14	99,97	81,48
A	803	45	46	35816	99,75	94,58	99,87	94,69
a	27	13	23	36647	99,90	54,00	99,96	67,50
J	18	9	10	36673	99,95	64,29	99,98	66,67
V	2303	158	74	34175	99,37	96,89	99,54	93,58
E	29	7	7	36667	99,96	80,56	99,98	80,56
F	208	20	60	36422	99,78	77,61	99,95	91,23
/	2333	17	9	34351	99,93	99,62	99,95	99,28
f	241	29	87	36353	99,68	73,48	99,92	89,26
Q	2	95	9	36604	99,72	18,18	99,74	2,06
!	111	156	47	36396	99,45	70,25	99,57	41,57
x	63	9	2	36636	99,97	96,92	99,98	87,50
Genel	35839	871	871	549779	99,71	97,64	99,84	97,64

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelik kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları elde edilerek incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 3 olarak belirlenmiştir. Belirlenen k değeri için

başarım oranları doğruluk %99,75, duyarlılık %97,97 ve keskinlik %99,86 olarak elde edilmiştir. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.1’de ayrıntılı olarak verilmiştir. Tablo 5.1’deki Model 1.1’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35839 atımı GP, 871 atımı YP ve 871 atımı YN olarak sınıflandırmıştır. Model 1.1’in ortalama başarımları, doğruluk için %99,71 duyarlılık için %97,64 keskinlik için %99,84 ve pozitif öngörü (+P) için %97,64 olarak tespit edilmiştir. Model 1.1’de duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %18,18 olduğu belirlenmiştir. Bu sonuç, Model 1.1’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf kaldığını göstermektedir.

5.1.2 Model 1.2

Model 1.2, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırayla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 23 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikler kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,05 ve 2 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,51, duyarlılık %96,04 ve keskinlik %99,74 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.2’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.2. Model 1.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24814	255	192	11449	98,78	99,23	97,82	98,98
L	2640	62	51	33957	99,69	98,10	99,82	97,71
R	2335	71	83	34221	99,58	96,57	99,79	97,05
e	3	1	3	36703	99,99	50,00	100,00	75,00
j	64	27	13	36606	99,89	83,12	99,93	70,33
A	779	53	70	35808	99,66	91,76	99,85	93,63
a	26	31	24	36629	99,85	52,00	99,92	45,61
J	14	3	14	36679	99,95	50,00	99,99	82,35
V	2251	149	126	34184	99,25	94,70	99,57	93,79
E	23	4	13	36670	99,95	63,89	99,99	85,19
F	194	28	74	36414	99,72	72,39	99,92	87,39
/	2324	29	18	34339	99,87	99,23	99,92	98,77
f	250	60	78	36322	99,62	76,22	99,84	80,65
Q	1	7	10	36692	99,95	9,09	99,98	12,50
!	128	19	30	36533	99,87	81,01	99,95	87,07
x	63	2	2	36643	99,99	96,92	99,99	96,92
Genel	35909	801	801	549849	99,73	97,82	99,85	97,82

Tablo 5.2'deki Model 1.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35909 atımı GP, 801 atım YP ve 801 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 1.2'nin başarımları oranları, doğruluk için ortalama %99,73, duyarlılık için %97,82, keskinlik için %99,85 ve pozitif öngörü için %97,82 olarak tespit edilmiştir. Model 1.2'de duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %9,09 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 1.2'nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.3 Model 1.3

Model 1.3, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı parametresi için en uygun değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 25 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesinden tüm öznelikler kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre

değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı 28 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları oranları doğruluk %99,45, duyarlılık %95,58 ve keskinlik %99,71 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.3’te olarak sunulmuştur.

Tablo 5.3. Model 1.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24856	215	150	11489	99,01	99,40	98,16	99,14
L	2638	34	53	33985	99,76	98,03	99,90	98,73
R	2333	67	85	34225	99,59	96,48	99,80	97,21
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	55	0	22	36633	99,94	71,43	100,00	100,00
A	792	76	57	35785	99,64	93,29	99,79	91,24
a	30	2	20	36658	99,94	60,00	99,99	93,75
J	16	0	12	36682	99,97	57,14	100,00	100,00
V	2321	105	56	34228	99,56	97,64	99,69	95,67
E	30	0	6	36674	99,98	83,33	100,00	100,00
F	214	32	54	36410	99,77	79,85	99,91	86,99
/	2336	10	6	34358	99,96	99,74	99,97	99,57
f	282	41	46	36341	99,76	85,98	99,89	87,31
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	136	20	22	36532	99,89	86,08	99,95	87,18
x	62	1	3	36644	99,99	95,38	100,00	98,41
Genel	36107	603	603	550047	99,79	98,36	99,89	98,36

Tablo 5.3’teki Model 1.3’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36107 atımı GP, 603 atımı YP, 603 atımı YN olarak sınıflandırmıştır. Model 1.3’ün başarımları oranları, doğruluk için %99,79, duyarlılık için %98,36, keskinlik için %99,89 ve pozitif öngörü için %98,36 olarak tespit edilmiştir. Model 1.3’te duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 1.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.4 Model 1.4

Model 1.4, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemi ile RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının, her bir yapraktaki derinliği a , ve ağaç sayısı n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 22 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesinden tüm öznelikler kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları elde edilerek incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri 24 ve 128 olarak belirlenmiştir. Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %99,69, duyarlılık %97,48 ve keskinlik %99,83 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımları Tablo 5.4’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.4. Model 1.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24858	251	148	11453	98,91	99,41	97,86	99,00
L	2658	30	33	33989	99,83	98,77	99,91	98,88
R	2386	49	32	34243	99,78	98,68	99,86	97,99
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	51	0	26	36633	99,93	66,23	100,00	100,00
A	790	22	59	35839	99,78	93,05	99,94	97,29
a	28	0	22	36660	99,94	56,00	100,00	100,00
J	14	0	14	36682	99,96	50,00	100,00	100,00
V	2320	108	57	34225	99,55	97,60	99,69	95,55
E	22	1	14	36673	99,96	61,11	100,00	95,65
F	210	36	58	36406	99,74	78,36	99,90	85,37
/	2332	10	10	34358	99,95	99,57	99,97	99,57
f	277	45	51	36337	99,74	84,45	99,88	86,02
Q	4	1	7	36698	99,98	36,36	100,00	80,00
!	132	8	26	36544	99,91	83,54	99,98	94,29
x	63	1	2	36644	99,99	96,92	100,00	98,44
Genel	36148	562	562	550088	99,81	98,47	99,90	98,47

Tablo 5.4'teki Model 1.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36148 atım GP, 562 atım YP ve 562 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 1.4'ün başarımları oranları, doğruluk için %99,81, duyarlılık için %98,47, keskinlik için %99,90 ve pozitif öngörü için %98,47 olarak tespit edilmiştir. Model 1.4'te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 1.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.5 Model 1.5

Model 1.5, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 25 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Tablo 5.5. Model 1.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24748	577	258	11127	97,73	98,97	95,07	97,72
L	2671	24	20	33995	99,88	99,26	99,93	99,11
R	2393	32	25	34260	99,84	98,97	99,91	98,68
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	50	5	27	36628	99,91	64,94	99,99	90,91
A	815	23	34	35838	99,84	96,00	99,94	97,26
a	26	16	24	36644	99,89	52,00	99,96	61,90
J	22	0	6	36682	99,98	78,57	100,00	100,00
V	2114	152	263	34181	98,87	88,94	99,56	93,29
E	32	0	4	36674	99,99	88,89	100,00	100,00
F	217	26	51	36416	99,79	80,97	99,93	89,30
/	2103	13	239	34355	99,31	89,80	99,96	99,39
f	310	110	18	36272	99,65	94,51	99,70	73,81
Q	3	8	8	36691	99,96	27,27	99,98	27,27
!	145	6	13	36546	99,95	91,77	99,98	96,03
x	63	3	2	36642	99,99	96,92	99,99	95,45
Genel	35715	995	995	549655	99,66	97,29	99,82	97,29

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikleri kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri 0,1 ve 0,5 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımları doğruluk %99,82, duyarlılık %98,58 ve keskinlik %99,91 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.5’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.5’teki Model 1.5’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35715 atım GP, 995 atım YP ve 995 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 1.5’in başarımları, doğruluk için %99,66, duyarlılık için %97,29, keskinlik için %99,82 ve pozitif öngörü için %97,29 olarak tespit edilmiştir. Model 1.5’te duyarlılığa ait başarımlarına incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 1.5’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.6 Model 1.6

Model 1.6, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemi ile Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler olarak MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 19 öznitelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı $n=28$, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik $a=24$ ve ağaç sayısı $n=128$ belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerlerle model eğitilerek başarımları, doğruluk %98,29, duyarlılık %97,98 ve

keskinlik %98,14 olarak Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilmiş olan modele test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 ayrı atım türü sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.6’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.6. Model 1.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24892	122	114	11582	99,36	99,54	98,96	99,51
L	2675	22	16	33997	99,90	99,41	99,94	99,18
R	2348	63	70	34229	99,64	97,11	99,82	97,39
e	4	0	2	36704	99,99	66,67	100,00	100,00
j	64	15	13	36618	99,92	83,12	99,96	81,01
A	783	74	66	35787	99,62	92,23	99,79	91,37
a	30	9	20	36651	99,92	60,00	99,98	76,92
J	20	6	8	36676	99,96	71,43	99,98	76,92
V	2337	50	40	34283	99,75	98,32	99,85	97,91
E	32	1	4	36673	99,99	88,89	100,00	96,97
F	215	35	53	36407	99,76	80,22	99,90	86,00
/	2340	9	2	34359	99,97	99,91	99,97	99,62
f	318	23	10	36359	99,91	96,95	99,94	93,26
Q	5	2	6	36697	99,98	45,45	99,99	71,43
!	144	8	14	36544	99,94	91,14	99,98	94,74
x	63	1	2	36644	99,99	96,92	100,00	98,44
Genel	36270	440	440	550210	99,85	98,80	99,92	98,80

Tablo 5.6’deki Model 1.6’ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36270 atımı GP, 440 atım YP ve 440 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 1.6’nın başarım oranları, doğruluk için %99,85, duyarlılık için %98,80, keskinlik için %99,92 ve pozitif öngörü için %98,80 olarak tespit edilmiştir. Model 1.6’da duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %45,45 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 1.6’nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir. Ayrıca Model 1.6’nın, bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartım yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarım değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.1.7 Model 2.1

Model 2.1, Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçme yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.8’de sunulan 18 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelik kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları elde edilerek incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 5 olarak belirlenmiştir. Belirlenen k değeri için başarımları doğruluk %99,63, duyarlılık %97,02 ve keskinlik %99,80 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.7’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.7. Model 2.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24757	382	249	11322	98,28	99,00	96,74	98,48
L	2668	29	23	33990	99,86	99,15	99,91	98,92
R	2309	103	109	34189	99,42	95,49	99,70	95,73
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	53	0	24	36633	99,93	68,83	100,00	100,00
A	780	96	69	35765	99,55	91,87	99,73	89,04
a	26	1	24	36659	99,93	52,00	100,00	96,30
J	23	0	5	36682	99,99	82,14	100,00	100,00
V	2275	93	102	34240	99,47	95,71	99,73	96,07
E	34	0	2	36674	99,99	94,44	100,00	100,00
F	153	99	115	36343	99,42	57,09	99,73	60,71
/	2328	30	14	34338	99,88	99,40	99,91	98,73
f	266	43	62	36339	99,71	81,10	99,88	86,08
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	106	14	52	36538	99,82	67,09	99,96	88,33
x	36	0	29	36645	99,92	55,38	100,00	100,00
Genel	35820	890	890	549760	99,70	97,58	99,84	97,58

Tablo 5.7'deki Model 2.1'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35820 atım GP, 890 atım YP ve 890 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.1'in başarımları oranları, doğruluk için %99,70, duyarlılık için %97,58, keskinlik için %99,84 ve pozitif öngörü için %97,58 olarak tespit edilmiştir. Model 2.1'de duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığının %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 2.1'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf kaldığını göstermektedir.

5.1.8 Model 2.2

Model 2.2, Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırayla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 17 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,1 ve 2 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,48, duyarlılık %95,86 ve keskinlik %99,72 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları sonuçları Tablo 4.7'de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.8'de ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tablo 5.8'deki Model 2.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35694 atım GP, 1016 atım YP ve 1016 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.2'nin başarımları oranları, doğruluk için %99,65, duyarlılık için %97,23, keskinlik için %99,82 ve pozitif öngörü için %97,23 olarak tespit edilmiştir. Model 2.2'de duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığının %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model

2.2'nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

Tablo 5.8. Model 2.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24725	397	281	11307	98,15	98,88	96,61	98,42
L	2637	48	54	33971	99,72	97,99	99,86	98,21
R	2313	97	105	34195	99,45	95,66	99,72	95,98
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	56	20	21	36613	99,89	72,73	99,95	73,68
A	773	76	76	35785	99,59	91,05	99,79	91,05
a	26	25	24	36635	99,87	52,00	99,93	50,98
J	20	8	8	36674	99,96	71,43	99,98	71,43
V	2220	141	157	34192	99,19	93,40	99,59	94,03
E	33	2	3	36672	99,99	91,67	99,99	94,29
F	197	26	71	36416	99,74	73,51	99,93	88,34
/	2243	70	99	34298	99,54	95,77	99,80	96,97
f	285	52	43	36330	99,74	86,89	99,86	84,57
Q	3	2	8	36697	99,97	27,27	99,99	60,00
!	109	43	49	36509	99,75	68,99	99,88	71,71
x	51	9	14	36636	99,94	78,46	99,98	85,00
Genel	35694	1016	1016	549634	99,65	97,23	99,82	97,23

5.1.9 Model 2.3

Model 2.3, ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'deki sunulan 18 öznitelikten oluşan öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikler kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi n=22 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımlar oranları doğruluk %99,76, duyarlılık %97,36 ve keskinlik %99,85 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.9’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.9. Model 2.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24802	229	204	11475	98,82	99,18	98,04	99,09
L	2664	39	27	33980	99,82	99,00	99,89	98,56
R	2301	64	117	34228	99,51	95,16	99,81	97,29
e	3	5	3	36699	99,98	50,00	99,99	37,50
j	60	22	17	36611	99,89	77,92	99,94	73,17
A	797	113	52	35748	99,55	93,88	99,68	87,58
a	29	14	21	36646	99,90	58,00	99,96	67,44
J	21	5	7	36677	99,97	75,00	99,99	80,77
V	2271	125	106	34208	99,37	95,54	99,64	94,78
E	34	6	2	36668	99,98	94,44	99,98	85,00
F	189	47	79	36395	99,66	70,52	99,87	80,08
/	2329	29	13	34339	99,89	99,44	99,92	98,77
f	260	24	68	36358	99,75	79,27	99,93	91,55
Q	3	13	8	36686	99,94	27,27	99,96	18,75
!	134	21	24	36531	99,88	84,81	99,94	86,45
x	48	9	17	36636	99,93	73,85	99,98	84,21
Genel	35945	765	765	549885	99,74	97,92	99,86	97,92

Tablo 5.9’deki Model 2.3’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35945 atım GP, 765 atım YP ve 765 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.3’ün başarımlar oranları, doğruluk için %99,74, duyarlılık için %97,92, keskinlik için %99,86 ve pozitif öngörü için %97,92 olarak tespit edilmiştir. Model 2.3’te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığının %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 2.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.10 Model 2.4

Model 2.4, Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırayla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 16 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri sırasıyla 24 ve 256 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.10. Model 2.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24792	278	214	11426	98,66	99,14	97,62	98,89
L	2676	15	15	34004	99,92	99,44	99,96	99,44
R	2366	47	52	34245	99,73	97,85	99,86	98,05
e	3	2	3	36702	99,99	50,00	99,99	60,00
j	58	16	19	36617	99,90	75,32	99,96	78,38
A	798	53	51	35808	99,72	93,99	99,85	93,77
a	27	12	23	36648	99,90	54,00	99,97	69,23
J	15	9	13	36673	99,94	53,57	99,98	62,50
V	2293	85	84	34248	99,54	96,47	99,75	96,43
E	34	0	2	36674	99,99	94,44	100,00	100,00
F	208	35	60	36407	99,74	77,61	99,90	85,60
/	2337	19	5	34349	99,93	99,79	99,94	99,19
f	300	18	28	36364	99,87	91,46	99,95	94,34
Q	3	2	8	36697	99,97	27,27	99,99	60,00
!	139	15	19	36537	99,91	87,97	99,96	90,26
x	53	2	12	36643	99,96	81,54	99,99	96,36
Genel	36102	608	608	550042	99,79	98,34	99,89	98,34

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,74, duyarlılık %97,95 ve keskinlik %99,86 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit

aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.10'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.10'daki Model 2.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36102 atım GP, 608 atım YP ve 608 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.4'ün başarım oranları, doğruluk için %99,79, duyarlılık için %98,34, keskinlik için %99,89 ve pozitif öngörü için %98,34 olarak tespit edilmiştir. Model 2.4'te duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 2.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.11 Model 2.5

Model 2.5, Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırayla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 19 öznitelikten oluşan öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikleri kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarım sonuçları ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 1 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarım oranları doğruluk %99,80, duyarlılık %98,43 ve keskinlik %99,90 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarım sonuçları Tablo 4.7'de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.11'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.11. Model 2.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24807	588	199	11116	97,86	99,20	94,98	97,68
L	2674	22	17	33997	99,89	99,37	99,94	99,18
R	2226	125	192	34167	99,14	92,06	99,64	94,68
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	50	0	27	36633	99,93	64,94	100,00	100,00
A	785	136	64	35725	99,46	92,46	99,62	85,23
a	29	0	21	36660	99,94	58,00	100,00	100,00
J	16	0	12	36682	99,97	57,14	100,00	100,00
V	2072	134	305	34199	98,80	87,17	99,61	93,93
E	34	1	2	36673	99,99	94,44	100,00	97,14
F	179	4	89	36438	99,75	66,79	99,99	97,81
/	2324	39	18	34329	99,84	99,23	99,89	98,35
f	227	18	101	36364	99,68	69,21	99,95	92,65
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	138	11	20	36541	99,92	87,34	99,97	92,62
x	63	2	2	36643	99,99	96,92	99,99	96,92
Genel	35630	1080	1080	549570	99,63	97,06	99,80	97,06

Tablo 5.11’de Model 2.5’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35630 atım GP, 1080 atım YP ve 1080 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.5’in başarımları, doğruluk için %99,63, duyarlılık için %97,06, keskinlik için %99,80 ve pozitif öngörü için %97,06 olarak tespit edilmiştir. Model 2.5’te duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 2.5’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.12 Model 2.6

Model 2.6, Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler olarak MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim

yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 19 öznelikten oluşan öznelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 22, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 24 ve ağaç sayısı 256 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımları, doğruluk %99,79, duyarlılık %98,33 ve keskinlik %99,89, olarak Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 ayrı atım türü sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.12’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.12. Model 2.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24893	165	113	11539	99,24	99,55	98,59	99,34
L	2681	8	10	34011	99,95	99,63	99,98	99,70
R	2332	49	86	34243	99,63	96,44	99,86	97,94
e	4	5	2	36699	99,98	66,67	99,99	44,44
j	68	6	9	36627	99,96	88,31	99,98	91,89
A	800	89	49	35772	99,62	94,23	99,75	89,99
a	30	12	20	36648	99,91	60,00	99,97	71,43
J	18	1	10	36681	99,97	64,29	100,00	94,74
V	2317	53	60	34280	99,69	97,48	99,85	97,76
E	34	1	2	36673	99,99	94,44	100,00	97,14
F	209	31	59	36411	99,75	77,99	99,91	87,08
/	2336	12	6	34356	99,95	99,74	99,97	99,49
f	316	11	12	36371	99,94	96,34	99,97	96,64
Q	5	0	6	36699	99,98	45,45	100,00	100,00
!	153	6	5	36546	99,97	96,84	99,98	96,23
x	63	2	2	36643	99,99	96,92	99,99	96,92
Genel	36259	451	451	550199	99,85	98,77	99,92	98,77

Tablo 5.12’deki Model 2.6’ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36259 atım GP, 451 atım YP ve 451 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 2.6’nın başarımları, doğruluk için %99,85, duyarlılık için %98,77, keskinlik için %99,92 ve pozitif öngörü için %98,77 olarak tespit edilmiştir. Model 2.6’da duyarlılığa ait başarımlar değerlendirildiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %45,45 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 2.6’nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu

göstermektedir. Ayrıca Model 2.6, Ayırık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımları en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.1.13 Model 3.1

Model 3.1, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.8’de sunulan 12 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş tüm öznitelik kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 9 olarak belirlenmiştir. Belirlenen k değeri için başarımları doğruluk %99,69, duyarlılık %97,53 ve keskinlik %99,84 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımları Tablo 5.13’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.13. Model 3.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24797	232	209	11472	98,80	99,16	98,02	99,07
L	2690	10	1	34009	99,97	99,96	99,97	99,63
R	2184	211	234	34081	98,79	90,32	99,38	91,19
e	3	4	3	36700	99,98	50,00	99,99	42,86
j	53	51	24	36582	99,80	68,83	99,86	50,96
A	631	233	218	35628	98,77	74,32	99,35	73,03
a	39	3	11	36657	99,96	78,00	99,99	92,86
J	26	1	2	36681	99,99	92,86	100,00	96,30
V	2210	150	167	34183	99,14	92,97	99,56	93,64
E	33	1	3	36673	99,99	91,67	100,00	97,06
F	216	40	52	36402	99,75	80,60	99,89	84,38
/	2333	23	9	34345	99,91	99,62	99,93	99,02
f	271	42	57	36340	99,73	82,62	99,88	86,58
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	154	0	4	36552	99,99	97,47	100,00	100,00
x	65	1	0	36644	100,00	100,00	100,00	98,48
Genel	35708	1002	1002	549648	99,66	97,27	99,82	97,27

Tablo 5.13'teki Model 3.1'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35708 atım GP, 1002 atım YP ve 1002 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.1'in başarımları, doğruluk için %99,66, duyarlılık için %97,27, keskinlik için %99,82 ve pozitif öngörü için %97,27 olarak tespit edilmiştir. Model 3.1'de duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 3.1'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf kaldığını göstermektedir.

5.1.14 Model 3.2

Model 3.2, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametrelerinin en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 11 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,25 ve 2 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,63, duyarlılık %97,01 ve keskinlik %99,80 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7'de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.14'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.14'teki Model 3.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35745 atım GP, 965 atım YP ve 965 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.2'nin başarımları, doğruluk için %99,67, duyarlılık için %97,37, keskinlik için %99,82 ve pozitif öngörü için %97,37 olarak tespit edilmiştir. Model 3.2'de duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 3.2'nin

gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

Tablo 5.14. Model 3.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24851	278	155	11426	98,82	99,38	97,62	98,89
L	2686	9	5	34010	99,96	99,81	99,97	99,67
R	2137	109	281	34183	98,94	88,38	99,68	95,15
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	63	4	14	36629	99,95	81,82	99,99	94,03
A	741	272	108	35589	98,96	87,28	99,24	73,15
a	28	7	22	36653	99,92	56,00	99,98	80,00
J	20	6	8	36676	99,96	71,43	99,98	76,92
V	2159	181	218	34152	98,91	90,83	99,47	92,26
E	31	2	5	36672	99,98	86,11	99,99	93,94
F	208	19	60	36423	99,78	77,61	99,95	91,63
/	2333	14	9	34354	99,94	99,62	99,96	99,40
f	274	51	54	36331	99,71	83,54	99,86	84,31
Q	3	2	8	36697	99,97	27,27	99,99	60,00
!	149	6	9	36546	99,96	94,30	99,98	96,13
x	59	5	6	36640	99,97	90,77	99,99	92,19
Genel	35745	965	965	549685	99,67	97,37	99,82	97,37

5.1.15 Model 3.3

Model 3.3, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 14 öznitelikten oluşan öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametreleri değeri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 24 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.15. Model 3.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24934	255	72	11449	99,11	99,71	97,82	98,99
L	2689	16	2	34003	99,95	99,93	99,95	99,41
R	2375	18	43	34274	99,83	98,22	99,95	99,25
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	66	5	11	36628	99,96	85,71	99,99	92,96
A	835	42	14	35819	99,85	98,35	99,88	95,21
a	27	4	23	36656	99,93	54,00	99,99	87,10
J	16	0	12	36682	99,97	57,14	100,00	100,00
V	2233	85	144	34248	99,38	93,94	99,75	96,33
E	32	3	4	36671	99,98	88,89	99,99	91,43
F	168	8	100	36434	99,71	62,69	99,98	95,45
/	2318	10	24	34358	99,91	98,98	99,97	99,57
f	305	28	23	36354	99,86	92,99	99,92	91,59
Q	3	6	8	36693	99,96	27,27	99,98	33,33
!	142	15	16	36537	99,92	89,87	99,96	90,45
x	60	9	5	36636	99,96	92,31	99,98	86,96
Genel	36206	504	504	550146	99,83	98,63	99,91	98,63

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımlar oranları doğruluk %99,47, duyarlılık %95,79 ve keskinlik %99,72 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.15’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.15’teki Model 3.3’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36206 atımı GP, 504 atım YP ve 504 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.3’ün başarımlar oranları, doğruluk için %99,83, duyarlılık için %98,63, keskinlik için %99,91 ve pozitif öngörü için %98,63 olarak tespit edilmiştir. Model 3.3’te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 3.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.16 Model 3.4

Model 3.4, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 11 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri 32 ve 128 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,76, duyarlılık %98,08 ve keskinlik %99,87 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.16’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.16. Model 3.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24929	216	77	11488	99,20	99,69	98,15	99,14
L	2690	5	1	34014	99,98	99,96	99,99	99,81
R	2195	118	223	34174	99,07	90,78	99,66	94,90
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	64	2	13	36631	99,96	83,12	99,99	96,97
A	726	222	123	35639	99,06	85,51	99,38	76,58
a	37	2	13	36658	99,96	74,00	99,99	94,87
J	23	0	5	36682	99,99	82,14	100,00	100,00
V	2224	93	153	34240	99,33	93,56	99,73	95,99
E	32	1	4	36673	99,99	88,89	100,00	96,97
F	213	9	55	36433	99,83	79,48	99,98	95,95
/	2338	4	4	34364	99,98	99,83	99,99	99,83
f	301	35	27	36347	99,83	91,77	99,90	89,58
Q	4	0	7	36699	99,98	36,36	100,00	100,00
!	157	2	1	36550	99,99	99,37	99,99	98,74
x	64	1	1	36644	99,99	98,46	100,00	98,46
Genel	36000	710	710	549940	99,76	98,07	99,87	98,07

Tablo 5.16'daki Model 3.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36000 atım GP, 710 atım YP ve 710 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.4'ün başarımları oranları, doğruluk için %99,76, duyarlılık için %98,07, keskinlik için %99,87 ve pozitif öngörü için %98,07 olarak tespit edilmiştir. Model 3.4'de duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 3.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.17 Model 3.5

Model 3.5, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 15 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Tablo 5.17. Model 3.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24683	626	323	11078	97,41	98,71	94,65	97,53
L	2678	14	13	34005	99,93	99,52	99,96	99,48
R	2258	56	160	34236	99,41	93,38	99,84	97,58
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	54	0	23	36633	99,94	70,13	100,00	100,00
A	840	48	9	35813	99,84	98,94	99,87	94,59
a	31	0	19	36660	99,95	62,00	100,00	100,00
J	19	0	9	36682	99,98	67,86	100,00	100,00
V	2007	279	370	34054	98,23	84,43	99,19	87,80
E	32	4	4	36670	99,98	88,89	99,99	88,89
F	216	7	52	36435	99,84	80,60	99,98	96,86
/	2335	23	7	34345	99,92	99,70	99,93	99,02
f	260	15	68	36367	99,77	79,27	99,96	94,55
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	146	7	12	36545	99,95	92,41	99,98	95,42
x	62	4	3	36641	99,98	95,38	99,99	93,94
Genel	35627	1083	1083	549567	99,63	97,05	99,80	97,05

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,79, duyarlılık %98,34 ve keskinlik %99,89 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.17’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.17’deki Model 3.5’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35627 atım GP, 1083 atım YP ve 1083 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.5’in başarımları oranları, doğruluk için %99,63, duyarlılık için %97,05, keskinlik için %99,80 ve pozitif öngörü için %97,05 olarak tespit edilmiştir. Model 3.5’te duyarlılığa ait başarımlar değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığının %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 3.5’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.18 Model 3.6

Model 3.6, morfolojik tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler olarak MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 15 öznitelik alt kümesi elde edilmiştir. Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 24, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 32 ve ağaç sayısı 128 belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımları oranları, doğruluk %99,87, duyarlılık %98,93 ve

keskinlik %99,93 olarak Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 ayrı atım türü sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.18’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.18. Model 3.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24880	183	126	11521	99,16	99,50	98,44	99,27
L	2691	4	0	34015	99,99	100,00	99,99	99,85
R	2380	7	38	34285	99,88	98,43	99,98	99,71
e	4	0	2	36704	99,99	66,67	100,00	100,00
j	51	20	26	36613	99,87	66,23	99,95	71,83
A	840	35	9	35826	99,88	98,94	99,90	96,00
a	43	3	7	36657	99,97	86,00	99,99	93,48
J	27	0	1	36682	100,00	96,43	100,00	100,00
V	2325	59	52	34274	99,70	97,81	99,83	97,53
E	33	0	3	36674	99,99	91,67	100,00	100,00
F	213	42	55	36400	99,74	79,48	99,88	83,53
/	2301	17	41	34351	99,84	98,25	99,95	99,27
f	313	12	15	36370	99,93	95,43	99,97	96,31
Q	6	0	5	36699	99,99	54,55	100,00	100,00
!	158	0	0	36552	100,00	100,00	100,00	100,00
x	63	0	2	36645	99,99	96,92	100,00	100,00
Genel	36328	382	382	550268	99,87	98,96	99,93	98,96

Tablo 5.18’deki Model 3.6’ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36328 atım GP, 382 atım YP ve 382 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 3.6’nın başarım oranları, doğruluk için %99,87, duyarlılık için %98,96, keskinlik için %99,93 ve pozitif öngörü için %98,96 olarak tespit edilmiştir. Model 3.6’da duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünün hepsini en az %54,55 başarım değerinin üzerinde doğru tespit etme yeteneğine sahip olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca Model 3.6’nın, EKG morfolojisi tabanlı öznelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarım değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.1.19 Model 4.1

Model 4.1, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle kNN

sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.8’de sunulan 14 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 7 olarak belirlenmiştir. Belirlenen k değeri için başarımları doğruluk %99,71, duyarlılık %97,69 ve keskinlik %99,85 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.19’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.19. Model 4.1, kNN algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24798	183	208	11521	98,93	99,17	98,44	99,27
L	2683	15	8	34004	99,94	99,70	99,96	99,44
R	2304	28	114	34264	99,61	95,29	99,92	98,80
e	3	4	3	36700	99,98	50,00	99,99	42,86
j	62	52	15	36581	99,82	80,52	99,86	54,39
A	817	118	32	35743	99,59	96,23	99,67	87,38
a	28	6	22	36654	99,92	56,00	99,98	82,35
J	23	2	5	36680	99,98	82,14	99,99	92,00
V	2329	55	48	34278	99,72	97,98	99,84	97,69
E	34	5	2	36669	99,98	94,44	99,99	87,18
F	210	81	58	36361	99,62	78,36	99,78	72,16
/	2300	15	42	34353	99,84	98,21	99,96	99,35
f	290	45	38	36337	99,77	88,41	99,88	86,57
Q	4	2	7	36697	99,98	36,36	99,99	66,67
!	135	15	23	36537	99,90	85,44	99,96	90,00
x	63	1	2	36644	99,99	96,92	100,00	98,44
Genel	36083	627	627	550023	99,79	98,29	99,89	98,29

Tablo 5.19’deki Model 4.1’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36083 atım GP, 627 atım YP ve 627 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.1’in başarımları, doğruluk için %99,79, duyarlılık için %98,29,

keskinlik için %99,89 ve pozitif öngörü için %98,29 olarak tespit edilmiştir. Model 4.1’de duyarlılığa ait başarımlar değerlendirildiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.1’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.20 Model 4.2

Model 4.2, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerler sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 16 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımlar sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,01 ve 3 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.20. Model 4.2, C4.5 algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24764	310	242	11394	98,50	99,03	97,35	98,76
L	2660	25	31	33994	99,85	98,85	99,93	99,07
R	2357	66	61	34226	99,65	97,48	99,81	97,28
e	3	5	3	36699	99,98	50,00	99,99	37,50
j	52	28	25	36605	99,86	67,53	99,92	65,00
A	791	40	58	35821	99,73	93,17	99,89	95,19
a	25	28	25	36632	99,86	50,00	99,92	47,17
J	15	5	13	36677	99,95	53,57	99,99	75,00
V	2240	164	137	34169	99,18	94,24	99,52	93,18
E	31	5	5	36669	99,97	86,11	99,99	86,11
F	193	49	75	36393	99,66	72,01	99,87	79,75
/	2312	24	30	34344	99,85	98,72	99,93	98,97
f	246	60	82	36322	99,61	75,00	99,84	80,39
Q	3	4	8	36695	99,97	27,27	99,99	42,86
!	115	30	43	36522	99,80	72,78	99,92	79,31
x	59	1	6	36644	99,98	90,77	100,00	98,33
Genel	35866	844	844	549806	99,71	97,70	99,85	97,70

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımlar oranları doğruluk %99,52, duyarlılık %96,18 ve keskinlik %99,75 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.20’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.20’deki Model 4.2’ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35866 atım GP, 844 atım YP ve 844 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.2’nin başarımlar oranları, doğruluk için %99,71, duyarlılık için %97,70, keskinlik için %99,85 ve pozitif öngörü için %97,70 olarak tespit edilmiştir. Model 4.2’de duyarlılığa ait başarımlar değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.2’nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.21 Model 4.3

Model 4.3, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 17 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımlar sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 26 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımlar oranları doğruluk %99,43, duyarlılık %95,49 ve keskinlik %99,70 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit

aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.21’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.21. Model 4.3, MLP algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24795	162	211	11542	98,98	99,16	98,62	99,35
L	2682	14	9	34005	99,94	99,67	99,96	99,48
R	2306	23	112	34269	99,63	95,37	99,93	99,01
e	3	3	3	36701	99,98	50,00	99,99	50,00
j	65	103	12	36530	99,69	84,42	99,72	38,69
A	823	20	26	35841	99,87	96,94	99,94	97,63
a	30	65	20	36595	99,77	60,00	99,82	31,58
J	17	12	11	36670	99,94	60,71	99,97	58,62
V	2293	82	84	34251	99,55	96,47	99,76	96,55
E	30	0	6	36674	99,98	83,33	100,00	100,00
F	200	53	68	36389	99,67	74,63	99,85	79,05
/	2338	24	4	34344	99,92	99,83	99,93	98,98
f	295	34	33	36348	99,82	89,94	99,91	89,67
Q	3	7	8	36692	99,96	27,27	99,98	30,00
!	145	16	13	36536	99,92	91,77	99,96	90,06
x	61	6	4	36639	99,97	93,85	99,98	91,04
Genel	36086	624	624	550026	99,79	98,30	99,89	98,30

Tablo 5.21’deki Model 4.3’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36086 atım GP, 624 atım YP ve 624 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.3’ün başarımları oranları, doğruluk için %99,79, duyarlılık için %98,30, keskinlik için %99,89 ve pozitif öngörü için %98,30 olarak tespit edilmiştir. Model 4.3’te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.22 Model 4.4

Model 4.4, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 17 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri sırasıyla 24 ve 256 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %99,74, duyarlılık %97,96 ve keskinlik %99,86 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.22’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.22. Model 4.4, RF algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24850	244	156	11460	98,91	99,38	97,92	99,03
L	2684	2	7	34017	99,98	99,74	99,99	99,93
R	2304	32	114	34260	99,60	95,29	99,91	98,63
e	3	2	3	36702	99,99	50,00	99,99	60,00
j	69	5	8	36628	99,96	89,61	99,99	93,24
A	816	108	33	35753	99,62	96,11	99,70	88,31
a	34	2	16	36658	99,95	68,00	99,99	94,44
J	16	9	12	36673	99,94	57,14	99,98	64,00
V	2329	96	48	34237	99,61	97,98	99,72	96,04
E	32	0	4	36674	99,99	88,89	100,00	100,00
F	195	46	73	36396	99,68	72,76	99,87	80,91
/	2284	25	58	34343	99,77	97,52	99,93	98,92
f	300	7	28	36375	99,90	91,46	99,98	97,72
Q	4	0	7	36699	99,98	36,36	100,00	100,00
!	141	8	17	36544	99,93	89,24	99,98	94,63
x	63	0	2	36645	99,99	96,92	100,00	100,00
Genel	36124	586	586	550064	99,80	98,40	99,89	98,40

Tablo 5.22’deki Model 4.4’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36124 atım GP, 586 atım YP ve 586 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.4’ün başarımları, doğruluk için %99,80, duyarlılık için %98,40, keskinlik için %99,89 ve pozitif öngörü için %98,40 olarak tespit edilmiştir. Model

4.4'te duyarlılığa ait başarımların değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.23 Model 4.5

Model 4.5, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcısının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırayla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemi çalıştırılarak Tablo 4.8'de sunulan 19 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımların sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri 0,1 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.23. Model 4.5, SVM algoritması sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24825	616	181	11088	97,83	99,28	94,74	97,58
L	2658	55	33	33964	99,76	98,77	99,84	97,97
R	2190	60	228	34232	99,22	90,57	99,83	97,33
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	56	0	21	36633	99,94	72,73	100,00	100,00
A	814	32	35	35829	99,82	95,88	99,91	96,22
a	32	0	18	36660	99,95	64,00	100,00	100,00
J	18	0	10	36682	99,97	64,29	100,00	100,00
V	2143	155	234	34178	98,94	90,16	99,55	93,26
E	33	0	3	36674	99,99	91,67	100,00	100,00
F	183	9	85	36433	99,74	68,28	99,98	95,31
/	2335	39	7	34329	99,87	99,70	99,89	98,36
f	257	13	71	36369	99,77	78,35	99,96	95,19
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	100	17	58	36535	99,80	63,29	99,95	85,47
x	63	1	2	36644	99,99	96,92	100,00	98,44
Genel	35713	997	997	549653	99,66	97,28	99,82	97,28

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımlar oranları doğruluk %99,75, duyarlılık %97,97 ve keskinlik %99,86 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.23’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.23’teki Model 4.5’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35713 atım GP, 997 atım YP ve 997 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.5’in başarımlar oranları, doğruluk için %99,66, duyarlılık için %97,28, keskinlik için %99,82 ve pozitif öngörü için %97,28 olarak tespit edilmiştir. Model 4.5’te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50’nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.1.24 Model 4.6

Model 4.6, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğreniciler MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.8’de sunulan 17 öznelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için hücre sayısı 26, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 24 ve ağaç sayısı 256 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımlar oranları, doğruluk %99,76, duyarlılık %98,11 ve keskinlik %99,87 olarak Tablo 4.7’de verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 ayrı atım türü sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.24’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.24'teki Model 4.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36309 atım GP, 401 atım YP ve 401 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 4.6'nın başarımları, doğruluk için %99,86, duyarlılık için %98,91, keskinlik için %99,93 ve pozitif öngörü için %98,91 olarak tespit edilmiştir. Model 4.6'da duyarlılığa ait başarımlar değerlerine incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %45,45 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 4.6'nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir. Ayrıca Model 4.6, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımlar değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 5.24. Model 4.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24875	169	131	11535	99,18	99,48	98,56	99,33
L	2684	3	7	34016	99,97	99,74	99,99	99,89
R	2378	26	40	34266	99,82	98,35	99,92	98,92
e	4	0	2	36704	99,99	66,67	100,00	100,00
j	70	1	7	36632	99,98	90,91	100,00	98,59
A	826	29	23	35832	99,86	97,29	99,92	96,61
a	28	12	22	36648	99,91	56,00	99,97	70,00
J	19	9	9	36673	99,95	67,86	99,98	67,86
V	2328	74	49	34259	99,66	97,94	99,78	96,92
E	34	0	2	36674	99,99	94,44	100,00	100,00
F	202	44	66	36398	99,70	75,37	99,88	82,11
/	2336	11	6	34357	99,95	99,74	99,97	99,53
f	309	13	19	36369	99,91	94,21	99,96	95,96
Q	5	0	6	36699	99,98	45,45	100,00	100,00
!	147	10	11	36542	99,94	93,04	99,97	93,63
x	64	0	1	36645	100,00	98,46	100,00	100,00
Genel	36309	401	401	550249	99,86	98,91	99,93	98,91

5.2. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Modellerin Test Edilmesi

5.2.1 Model 5.1

Model 5.1, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle

kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 3 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.10'daki sunulan 15 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun k parametre değeri 3 olarak belirlenmiştir. Belirlenen k değeri için başarımları doğruluk %99,28, duyarlılık %98,21 ve keskinlik %99,55 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımlarını 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.25'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.25. Model 5.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44039	483	199	5104	98,63	98,92	96,25	99,55
S	1833	137	139	47716	99,45	93,05	99,71	92,95
V	2912	124	308	46481	99,13	95,92	99,34	90,43
F	259	38	129	49399	99,66	87,21	99,74	66,75
Q	0	0	7	49818	99,99	0	99,99	0
Genel	49043	782	782	198518	99,37	98,43	99,61	98,43

Tablo 5.25'teki Model 5.1'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49043 atım GP, 782 atım YP ve 782 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 5.1'in başarımları, doğruluk için %99,37, duyarlılık için %98,43, keskinlik için %99,61 ve pozitif öngörü için %98,43 olarak tespit edilmiştir. Model 5.1'de duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.1'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.2 Model 5.2

Model 5.2, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle

C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 13 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları doğruluk %98,83, duyarlılık %97,07 ve keskinlik %99,27 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.26'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.26. Model 5.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43821	611	417	4976	97,94	98,62	92,27	99,06
S	1709	169	263	47684	99,13	91,00	99,45	86,66
V	2879	301	341	46304	98,71	90,53	99,27	89,41
F	252	83	136	49354	99,56	75,22	99,73	64,95
Q	0	0	7	49818	99,99	0	99,99	0
Genel	48661	1164	1164	198136	99,07	97,66	99,42	97,66

Tablo 5.26'daki Model 5.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48661 atım GP, 1164 atım YP ve 1164 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 5.2'in başarımları, doğruluk için %99,07, duyarlılık için %97,66, keskinlik için %99,42 ve pozitif öngörü için %97,66 olarak tespit edilmiştir. Model 5.2'de duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.2'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.3 Model 5.3

Model 5.3, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 14 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikler kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 22 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları doğruluk %99,11, duyarlılık %97,79 ve keskinlik %99,45 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.27'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.27. Model 5.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44036	475	202	5112	98,64	98,93	96,20	99,54
S	1784	37	188	47816	99,55	97,97	99,61	90,47
V	2951	247	269	46358	98,96	92,28	99,42	91,65
F	248	46	140	49391	99,63	84,35	99,72	63,92
Q	0	1	7	49817	99,98	0,00	99,99	0,00
Genel	49019	806	806	198494	99,35	98,38	99,60	98,38

Tablo 5.27'deki Model 5.3'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49019 atım GP, 806 atım YP, 806 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 5.3'ün başarımları, doğruluk için %99,35, duyarlılık için %98,38, keskinlik için %99,60 ve pozitif öngörü için %98,38 olarak tespit edilmiştir. Model 5.3'te duyarlılığa ait başarımları değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q

tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.3'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.4 Model 5.4

Model 5.4, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırayla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'daki sunulan 13 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri sırasıyla 32 ve 64 olarak belirlenmiştir. Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %99,23, duyarlılık %98,07 ve keskinlik %99,52 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.28'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.28. Model 5.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44106	584	132	5003	98,56	98,69	97,43	99,70
S	1748	38	224	47815	99,47	97,87	99,53	88,64
V	2901	141	319	46464	99,08	95,36	99,32	90,09
F	260	47	128	49390	99,65	84,69	99,74	67,01
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49015	810	810	198490	99,35	98,37	99,59	98,37

Tablo 5.28'deki Model 5.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49015 atım GP, 810 atım YP ve 810 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 5.4'ün başarımları, doğruluk için %99,35, duyarlılık için %98,37, keskinlik için %99,59 ve pozitif öngörü için %98,37 olarak tespit edilmiştir. Model

5.4'te duyarlılığa ait başarımların değerlerine incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.5 Model 5.5

Model 5.5, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 14 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımların sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri 5 ve 0,1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımların oranları doğruluk %98,22, duyarlılık %95,55 ve keskinlik %98,89 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımların sonuçları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımlarını 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.29'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.29. Model 5.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43654	457	584	5130	97,91	98,96	89,78	98,68
S	1807	349	165	47504	98,97	83,81	99,65	91,63
V	2914	409	306	46196	98,56	87,69	99,34	90,50
F	235	0	153	49437	99,69	100,00	99,69	60,57
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48610	1215	1215	198085	99,02	97,56	99,39	97,56

Tablo 5.29'daki Model 5.5'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48610 atım GP, 1215 atım YP ve 1215 atımı YN olarak

sınıflandırılmıştır. Model 5.5'in başarımlar oranları, doğruluk için %99,02, duyarlılık için %97,56, keskinlik için %99,39 ve pozitif öngörü için %97,56 olarak tespit edilmiştir. Model 5.5'de duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.5'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.6 Model 5.6

Model 5.6, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma yönteminden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrencilerden MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 12 öznelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 22, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 32 ve ağaç sayısı 64 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımlar oranları, doğruluk %99,23, duyarlılık %98,08 ve keskinlik %99,52 olarak Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.30'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.30. Model 5.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44128	500	110	5087	98,78	98,88	97,88	99,75
S	1790	37	182	47816	99,56	97,97	99,62	90,77
V	2963	129	257	46476	99,23	95,83	99,45	92,02
F	244	34	144	49403	99,64	87,77	99,71	62,89
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49125	700	700	198600	99,44	98,60	99,65	98,60

Tablo 5.30'daki Model 5.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49125 atım GP, 700 atım YP ve 700 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 5.6'nın başarımları, doğruluk için %99,44, duyarlılık için %98,60, keskinlik için %99,65 ve pozitif öngörü için %98,60 olarak tespit edilmiştir. Model 5.6'da duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 5.6'nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir. Ayrıca Model 5.6'nın, Hasta bazlı değerlendirme planı bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımları değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.2.7 Model 6.1

Model 6.1, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 3 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.10'da sunulan 11 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 5 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.31. Model 6.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43915	438	323	5149	98,47	99,01	94,10	99,27
S	1781	159	191	47694	99,30	91,80	99,60	90,31
V	3000	179	220	46426	99,20	94,37	99,53	93,17
F	260	93	128	49344	99,56	73,65	99,74	67,01
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48956	869	869	198431	99,30	98,26	99,56	98,26

Belirlenen k değeri için başarımları oranları doğruluk %99,30, duyarlılık %98,25 ve keskinlik %99,56 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak

model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.31’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.31’deki Model 6.1’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48956 atım GP, 869 atım YP ve 869 atım YN olarak sınıflandırmıştır. Model 6.1’in başarımları, doğruluk için %99,30, duyarlılık için %98,26, keskinlik için %99,56 ve pozitif öngörü için %98,26 olarak tespit edilmiştir. Model 6.1’de duyarlılığa ait başarımları değerlerine incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımı %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.1’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.8 Model 6.2

Model 6.2, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırayla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10’da sunulan 11 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,05 ve 1 olarak belirlenmiştir. Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları oranları doğruluk %98,83, duyarlılık %97,08 ve keskinlik %99,27 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.32’de ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tablo 5.32. Model 6.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43857	575	381	5012	98,08	98,71	92,94	99,14
S	1707	192	265	47661	99,08	89,89	99,45	86,56
V	2886	288	334	46317	98,75	90,93	99,28	89,63
F	243	75	145	49362	99,56	76,42	99,71	62,63
Q	0	2	7	49816	99,98	0,00	99,99	0,00
Genel	48693	1132	1132	198168	99,09	97,73	99,43	97,73

Tablo 5.32'deki Model 6.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48693 atım GP, 1132 atım YP ve 1132 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 6.2'nin başarımları, doğruluk için %99,09, duyarlılık için %97,73, keskinlik için %99,43 ve pozitif öngörü için %97,73 olarak tespit edilmiştir. Model 6.2'de duyarlılığa ait başarımları değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.2'nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.9 Model 6.3

Model 6.3, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 13 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 24 olarak belirlenmiştir. Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları doğruluk %98,73, duyarlılık %96,83 ve keskinlik %99,21 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımlarını 5 temel aritmi sınıfına ayırmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.33'te ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tablo 5.33. Model 6.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43957	453	281	5134	98,53	98,98	94,81	99,36
S	1743	142	229	47711	99,26	92,47	99,52	88,39
V	2994	209	226	46396	99,13	93,47	99,52	92,98
F	265	45	123	49392	99,66	85,48	99,75	68,30
Q	0	17	7	49801	99,95	0,00	99,99	0,00
Genel	48959	866	866	198434	99,30	98,26	99,57	98,26

Tablo 5.33'teki Model 6.3'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48959 atım GP, 866 atım YP ve 866 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 6.3'ün başarımları oranları, doğruluk için %99,30, duyarlılık için %98,26, keskinlik için %99,57 ve pozitif öngörü için %98,26 olarak tespit edilmiştir. Model 6.3'te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.3'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.10 Model 6.4

Model 6.4, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 12 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri 24 ve 128 olarak belirlenmiştir. Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları oranları doğruluk %99,02, duyarlılık %97,54 ve keskinlik %99,38 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları sonuçları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.34'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.34. Model 6.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43964	476	274	5111	98,49	98,93	94,91	99,38
S	1752	127	220	47726	99,30	93,24	99,54	88,84
V	3012	180	208	46425	99,22	94,36	99,55	93,54
F	257	57	131	49380	99,62	81,85	99,74	66,24
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48985	840	840	198460	99,33	98,31	99,58	98,31

Tablo 5.34'teki Model 6.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48985 atım GP, 840 atım YP ve 840 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 6.4'ün başarımları, doğruluk için %99,33, duyarlılık için %98,31, keskinlik için %99,58 ve pozitif öngörü için %98,31 olarak tespit edilmiştir. Model 6.4'te duyarlılığa ait başarımları değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.11 Model 6.5

Model 6.5, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçme yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 11 öznelik alt kümesi belirlenmiştir. Seçilmiş öznelik alt kümesinden tüm öznelikleri kullanarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 1 ve 1 olarak belirlenmiştir. Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımları doğruluk %98,15, duyarlılık %95,38 ve keskinlik %98,84 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımları Tablo 5.35'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.35. Model 6.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43856	831	382	4756	97,57	98,14	92,57	99,14
S	1719	370	253	47483	98,75	82,29	99,47	87,17
V	2730	0	490	46605	99,02	100,00	98,96	84,78
F	246	73	142	49364	99,57	77,12	99,71	63,40
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48551	1274	1274	198026	98,98	97,44	99,36	97,44

Tablo 5.35'teki Model 6.5'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48551 atım GP, 1274 atım YP ve 1274 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 6.5'in başarımlar oranları, doğruluk için %98,98, duyarlılık için %97,44, keskinlik için %99,36 ve pozitif öngörü için %97,44 olarak tespit edilmiştir. Model 6.5'te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.5'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.12 Model 6.6

Model 6.6, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümlü tabanlı öznelik çıkartma yönteminden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 11 öznelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 24, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 24 ve ağaç sayısı 128 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımlar oranları, doğruluk %99,28, duyarlılık %98,20 ve keskinlik %99,55 olarak Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.36'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.36. Model 6.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44045	458	193	5129	98,69	98,97	96,37	99,56
S	1753	95	219	47758	99,37	94,86	99,54	88,89
V	3025	154	195	46451	99,30	95,16	99,58	93,94
F	256	39	132	49398	99,66	86,78	99,73	65,98
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49079	746	746	198554	99,40	98,50	99,63	98,50

Tablo 5.36'daki Model 6.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49079 atım GP, 746 atım YP ve 746 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 6.6'nın başarımları, doğruluk için %99,40, duyarlılık için %98,50, keskinlik için %99,63 ve pozitif öngörü için %98,50 olarak tespit edilmiştir. Model 6.6'da duyarlılığa ait başarımları değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 6.6'nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir. Ayrıca Model 6.6'nın, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımları en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.2.13 Model 7.1

Model 7.1, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 3 seçilerek model Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.10'da sunulan 13 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 9 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen k değeri için başarımlar oranları doğruluk %99,67, duyarlılık %99,17 ve keskinlik %99,79 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.37’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.37. Model 7.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43888	360	350	5227	98,58	99,19	93,72	99,21
S	1841	163	131	47690	99,41	91,87	99,73	93,36
V	3053	180	167	46425	99,30	94,43	99,64	94,81
F	239	101	149	49336	99,50	70,29	99,70	61,60
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49021	804	804	198496	99,35	98,39	99,60	98,39

Tablo 5.37’deki Model 7.1’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49021 atım GP, 804 atım YP ve 804 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.1’in başarımlar oranları, doğruluk için %99,35, duyarlılık için %98,39, keskinlik için %99,60 ve pozitif öngörü için %98,39 olarak tespit edilmiştir. Model 7.1’de duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.1’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.14 Model 7.2

Model 7.2, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10’da sunulan 12 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,25 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları doğruluk %99,37, duyarlılık %98,41 ve keskinlik %99,60 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımları Tablo 5.38’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.38. Model 7.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43937	453	301	5134	98,49	98,98	94,46	99,32
S	1857	90	115	47763	99,59	95,38	99,76	94,17
V	2878	303	342	46302	98,71	90,47	99,27	89,38
F	225	82	163	49355	99,51	73,29	99,67	57,99
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48897	928	928	198372	99,25	98,14	99,53	98,14

Tablo 5.38’deki Model 7.2’ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48897 atım GP, 928 atım YP ve 928 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.2’nin başarımları, doğruluk için %99,25, duyarlılık için %98,14, keskinlik için %99,53 ve pozitif öngörü için %98,14 olarak tespit edilmiştir. Model 7.2’de duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.2’nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.15 Model 7.3

Model 7.3, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 12 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 26 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları doğruluk %98,56, duyarlılık %96,40 ve keskinlik %99,10 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.39'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.39. Model 7.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44003	359	235	5228	98,81	99,19	95,70	99,47
S	1753	134	219	47719	99,29	92,90	99,54	88,89
V	3021	236	199	46369	99,13	92,75	99,57	93,82
F	268	40	120	49397	99,68	87,01	99,76	69,07
Q	0	11	7	49807	99,96	0,00	99,99	0,00
Genel	49045	780	780	198520	99,37	98,43	99,61	98,43

Tablo 5.39'daki Model 7.3'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49045 atım GP, 780 atım YP ve 780 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.3'ün başarımları, doğruluk için %99,37, duyarlılık için %98,43, keskinlik için %99,61 ve pozitif öngörü için %98,43 olarak tespit edilmiştir. Model 7.3'de duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.3'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.16 Model 7.4

Model 7.4, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya

göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 13 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri sırasıyla 16 ve 128 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %99,23, duyarlılık %98,06 ve keskinlik %99,52 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.40'ta ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tablo 5.40. Model 7.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44057	326	181	5261	98,98	99,27	96,67	99,59
S	1828	96	144	47757	99,52	95,01	99,70	92,70
V	3067	139	153	46466	99,41	95,66	99,67	95,25
F	272	40	116	49397	99,69	87,18	99,77	70,10
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49224	601	601	198699	99,52	98,79	99,70	98,79

Tablo 5.40'taki Model 7.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49224 atım GP, 601 atım YP ve 601 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.4'ün başarımları, doğruluk için %99,52, duyarlılık için %98,79, keskinlik için %99,70 ve pozitif öngörü için %98,79 olarak tespit edilmiştir. Model 7.4'te duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.17 Model 7.5

Model 7.5, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 13 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 0,5 ve 0,5 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımları oranları doğruluk %98,66, duyarlılık %96,64 ve keskinlik %99,16 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.41'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.41. Model 7.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44020	706	218	4881	98,15	98,42	95,72	99,51
S	1593	52	379	47801	99,13	96,84	99,21	80,78
V	2705	460	515	46145	98,04	85,47	98,90	84,01
F	274	15	114	49422	99,74	94,81	99,77	70,62
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00!	99,99	0,00
Genel	48592	1233	1233	198067	99,01	97,53	99,38	97,53

Tablo 5.41'deki Model 7.5'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48592 atım GP, 1233 atım YP ve 1233 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.5'in başarımları oranları, doğruluk için %99,01, duyarlılık için %97,53, keskinlik için %99,38 ve pozitif öngörü için %97,53 olarak tespit edilmiştir. Model 7.5'te duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q

tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.5'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.18 Model 7.6

Model 7.6, Hasta bazlı değerlendirme planı morfoloji tabanlı öznelik çıkartma yönteminden faydalanılarak Wrapper öznelik seçme yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model Wrapper öznelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 12 öznelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 26, RF sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 16 ve ağaç sayısı 128 belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımları, doğruluk %99,75, duyarlılık %99,37 ve keskinlik %99,84 olarak Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.42'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.42. Model 7.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44083	172	155	5415	99,34	99,61	97,22	99,65
S	1917	33	55	47820	99,82	98,31	99,89	97,21
V	3111	152	109	46453	99,48	95,34	99,77	96,61
F	261	93	127	49344	99,56	73,73	99,74	67,27
Q	3	0	4	49818	99,99	100,00	99,99	42,86
Genel	49375	450	450	198850	99,64	99,10	99,77	99,10

Tablo 5.42'deki Model 7.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49375 atım GP, 450 atım YP ve 450 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 7.6'nın başarımları, doğruluk için %99,64, duyarlılık için %99,10, keskinlik için %99,77 ve pozitif öngörü için %99,10 olarak tespit edilmiştir. Model

7.6’da duyarlılığa ait başarımların değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait pozitif öngörü değerinin %50’nin altında %42,86 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 7.6’nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir. Ayrıca Model 7.6’nın, EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımların değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.2.19 Model 8.1

Model 8.1, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 3 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.10’da sunulan 10 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımların sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 7 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen k değeri için başarımların oranları doğruluk %99,11, duyarlılık %97,77 ve keskinlik %99,44 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımların sonuçları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.43’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.43. Model 8.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43866	434	372	5153	98,38	99,02	93,27	99,16
S	1848	101	124	47752	99,55	94,82	99,74	93,71
V	2988	251	232	46354	99,03	92,25	99,50	92,80
F	220	116	168	49321	99,43	65,48	99,66	56,70
Q	1	0	6	49818	99,99	100,00	99,99	14,29
Genel	48923	902	902	198398	99,28	98,19	99,55	98,19

Tablo 5.43'teki Model 8.1'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48923 atım GP, 902 atım YP ve 902 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.1'in başarımları, doğruluk için %99,28, duyarlılık için %98,19, keskinlik için %99,55 ve pozitif öngörü için %98,19 olarak tespit edilmiştir. Model 8.1'de duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait pozitif öngörü değerinin %14,29 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.1'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.2.20 Model 8.2

Model 8.2, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 10 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesinden tüm öznitelikleri kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,25 ve 2 olarak belirlenmiştir. Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımları doğruluk %98,92, duyarlılık %97,29 ve keskinlik %99,32 olarak bulunmuştur.

Tablo 5.44. Model 8.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43888	501	350	5086	98,29	98,87	93,56	99,21
S	1804	134	168	47719	99,39	93,09	99,65	91,48
V	2931	235	289	46370	98,95	92,58	99,38	91,02
F	230	96	158	49341	99,49	70,55	99,68	59,28
Q	2	4	5	49814	99,98	33,33	99,99	28,57
Genel	48855	970	970	198330	99,22	98,05	99,51	98,05

Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.44’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.44’teki Model 8.2’ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48855 atım GP, 970 atım YP ve 970 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.2’nin başarımları, doğruluk için %99,22, duyarlılık için %98,05, keskinlik için %99,51 ve pozitif öngörü için %98,05 olarak tespit edilmiştir. Model 8.2’de duyarlılığa ait başarımlarına incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait pozitif öngörü değerinin %28,57 ve duyarlılık başarımının %33,33 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.2’nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.2.21 Model 8.3

Model 8.3, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı değeri 16 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10’da sunulan 10 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 28 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları doğruluk %98,07, duyarlılık %95,18 ve keskinlik %98,79 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.45’te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.45. Model 8.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44053	436	185	5151	98,75	99,02	96,53	99,58
S	1794	0	178	47853	99,64	100,00	99,63	90,97
V	2937	278	283	46327	98,87	91,35	99,39	91,21
F	259	66	129	49371	99,61	79,69	99,74	66,75
Q	0	2	7	49816	99,98	0,00	99,99	0,00
Genel	49043	782	782	198518	99,37	98,43	99,61	98,43

Tablo 5.45'teki Model 8.3'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49043 atım GP, 782 atım YP ve 782 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.3'ün başarımları, doğruluk için %99,37, duyarlılık için %98,43, keskinlik için %99,61 ve pozitif öngörü için %98,43 olarak tespit edilmiştir. Model 8.3'te duyarlılığa ait başarımları değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımlarının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.3'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.22 Model 8.4

Model 8.4, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre seçilen en belirleyici öznelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model Wrapper öznelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 11 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri sırasıyla 8 ve 256 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %98,80, duyarlılık %97,20 ve keskinlik %99,25 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5

temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.46'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.46. Model 8.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44032	441	206	5146	98,70	99,01	96,15	99,53
S	1803	78	169	47775	99,50	95,85	99,65	91,43
V	3013	133	207	46472	99,32	95,77	99,56	93,57
F	244	81	144	49356	99,55	75,08	99,71	62,89
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49092	733	733	198567	99,41	98,53	99,63	98,53

Tablo 5.46'daki Model 8.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49092 atım GP, 733 atım YP ve 733 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.4'ün başarım oranları, doğruluk için %99,41, duyarlılık için %98,53, keskinlik için %99,63 ve pozitif öngörü için %98,53 olarak tespit edilmiştir. Model 8.4'te duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.23 Model 8.5

Model 8.5, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznitelik çıkartma kümesinden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcısına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10'da sunulan 12 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarım sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarım oranları doğruluk %98,71, duyarlılık %96,77 ve keskinlik %99,19 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ

parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.9’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.47’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.47. Model 8.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43667	597	571	4990	97,66	98,65	89,73	98,71
S	1671	115	301	47738	99,17	93,56	99,37	84,74
V	3059	529	161	46076	98,62	85,26	99,65	95,00
F	187	0	201	49437	99,60	100,00	99,60	48,20
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48584	1241	1241	198059	99,00	97,51	99,38	97,51

Tablo 5.47’deki Model 8.5’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48584 atım GP, 1241 atım YP ve 1241 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.5’in başarımları, doğruluk için %99,00, duyarlılık için %97,51, keskinlik için %99,38 ve pozitif öngörü için %97,51 olarak tespit edilmiştir. Model 8.5’in duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.5’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.2.24 Model 8.6

Model 8.6, Hasta bazlı değerlendirme planı Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı öznitelik çıkartma yönteminden faydalanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler MLP ve RF sınıflayıcılarına göre seçilen en belirleyici öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, Random Forest için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak belirlenmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle bu değerlere göre çalıştırılarak Tablo 4.10’da sunulan 9 öznitelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 28, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 8 ve ağaç sayısı 256 belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımları, doğruluk %99,32, duyarlılık %98,30 ve keskinlik %99,58 olarak Tablo 4.9’de verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.48’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.48. Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44111	461	127	5126	98,82	98,97	97,58	99,71
S	1733	47	239	47806	99,43	97,36	99,50	87,88
V	3022	102	198	46503	99,40	96,73	99,58	93,85
F	327	22	61	49415	99,83	93,70	99,88	84,28
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49193	632	632	198668	99,49	98,73	99,68	98,73

Tablo 5.48’deki Model 8.6’ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49193 atım GP, 632 atım YP ve 632 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 8.6’nın başarımları, doğruluk için %99,49, duyarlılık için %98,73, keskinlik için %99,68 ve pozitif öngörü için %98,73 olarak tespit edilmiştir. Model 8.6’nın duyarlılığa ait başarımları incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 8.6’nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir. Ayrıca, Model 8.6, Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımları en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.3. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler Kullanılarak Modellerin Test Edilmesi

5.3.1 Model 9.1

Model 9.1, Tablo 4.11’deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre

en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.12’de sunulan 20 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip k parametresi 5 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.49. Model 9.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24854	176	152	11528	99,11	99,39	98,50	99,30
L	2691	22	0	33997	99,94	100,00	99,94	99,19
R	2380	20	38	34272	99,84	98,43	99,94	99,17
e	5	0	1	36704	100,00	83,33	100,00	100,00
j	44	43	33	36590	99,79	57,14	99,88	50,57
A	830	40	19	35821	99,84	97,76	99,89	95,40
a	35	9	15	36651	99,93	70,00	99,98	79,55
J	16	11	12	36671	99,94	57,14	99,97	59,26
V	2303	57	74	34276	99,64	96,89	99,83	97,58
E	28	3	8	36671	99,97	77,78	99,99	90,32
F	239	22	29	36420	99,86	89,18	99,94	91,57
/	2290	39	52	34329	99,75	97,78	99,89	98,33
f	302	16	26	36366	99,89	92,07	99,96	94,97
Q	2	2	9	36697	99,97	18,18	99,99	50,00
!	152	17	6	36535	99,94	96,20	99,95	89,94
x	61	1	4	36644	99,99	93,85	100,00	98,39
Genel	36232	478	478	550172	99,84	98,70	99,91	98,70

Belirlenen k değeri için başarımları oranları doğruluk %99,92, duyarlılık %99,40 ve keskinlik %99,96 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları sonuçları Tablo 4.13’te verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.49’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.49’daki Model 9.1’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36232 atım GP, 478 atım YP ve 478 atım YN olarak sınıflandırılmıştır.

Model 9.1'in başarıml oranları, doğruluk için %99,84, duyarlılık için %98,70, keskinlik için %99,91 ve pozitif öngörü için %98,70 olarak tespit edilmiştir. Model 9.1'de duyarlılığa ait başarıml değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %18,18 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.1'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.3.2 Model 9.2

Model 9.2, Tablo 4.11'deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.12'de sunulan 20 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarıml sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,25 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarıml oranları doğruluk %99,87, duyarlılık %98,93 ve keskinlik %99,93 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarıml sonuçları Tablo 4.13'te verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlına ait sonuçlar Tablo 5.50'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.50'deki Model 9.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36200 atım GP, 510 atım YP ve 510 atımı YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 9.2'nin başarıml oranları, doğruluk için %99,83, duyarlılık için %98,61, keskinlik için %99,91 ve pozitif öngörü için %98,61 olarak tespit edilmiştir. Model 9.2'de duyarlılığa ait başarıml değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %18,18 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.2'nin

gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

Tablo 5.50. Model 9.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24846	190	160	11514	99,05	99,36	98,38	99,24
L	2680	18	11	34001	99,92	99,59	99,95	99,33
R	2385	23	33	34269	99,85	98,64	99,93	99,04
e	3	0	3	36704	99,99	50,00	100,00	100,00
j	53	24	24	36609	99,87	68,83	99,93	68,83
A	818	34	31	35827	99,82	96,35	99,91	96,01
a	33	13	17	36647	99,92	66,00	99,96	71,74
J	22	6	6	36676	99,97	78,57	99,98	78,57
V	2306	99	71	34234	99,54	97,01	99,71	95,88
E	30	4	6	36670	99,97	83,33	99,99	88,24
F	208	46	60	36396	99,71	77,61	99,87	81,89
/	2311	16	31	34352	99,87	98,68	99,95	99,31
f	300	22	28	36360	99,86	91,46	99,94	93,17
Q	2	1	9	36698	99,97	18,18	100,00	66,67
!	143	14	15	36538	99,92	90,51	99,96	91,08
x	60	0	5	36645	99,99	92,31	100,00	100,00
Genel	36200	510	510	550140	99,83	98,61	99,91	98,61

5.3.3 Model 9.3

Model 9.3, Tablo 4.11'deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle MLP sınıflayıcıya göre en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının hücre sayısı için en uygun hücre sayısı 16 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.12'de sunulan 19 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı parametresi 20 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen hücre sayısı parametresi için başarımları oranları doğruluk %99,86, duyarlılık %98,91 ve keskinlik %99,93 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı

parametre değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.13'te verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.51'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.51. Model 9.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24927	162	79	11542	99,34	99,68	98,62	99,35
L	2681	18	10	34001	99,92	99,63	99,95	99,33
R	2375	47	43	34245	99,75	98,22	99,86	98,06
e	3	4	3	36700	99,98	50,00	99,99	42,86
j	49	2	28	36631	99,92	63,64	99,99	96,08
A	802	31	47	35830	99,79	94,46	99,91	96,28
a	25	11	25	36649	99,90	50,00	99,97	69,44
J	15	8	13	36674	99,94	53,57	99,98	65,22
V	2310	72	67	34261	99,62	97,18	99,79	96,98
E	29	7	7	36667	99,96	80,56	99,98	80,56
F	219	20	49	36422	99,81	81,72	99,95	91,63
/	2324	14	18	34354	99,91	99,23	99,96	99,40
f	296	31	32	36351	99,83	90,24	99,91	90,52
Q	4	6	7	36693	99,96	36,36	99,98	40,00
!	133	21	25	36531	99,87	84,18	99,94	86,36
x	60	4	5	36641	99,98	92,31	99,99	93,75
Genel	36252	458	458	550192	99,84	98,75	99,92	98,75

Tablo 5.51'deki Model 9.3'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36252 atım GP, 458 atım YP ve 458 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 9.3'ün başarımları, doğruluk için %99,84, duyarlılık için %98,75, keskinlik için %99,92 ve pozitif öngörü için %98,75 olarak tespit edilmiştir. Model 9.3'de duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.3'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.3.4 Model 9.4

Model 9.4, Tablo 4.11'deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznelikler kullanılarak Wrapper öznelik seçim yöntemiyle RF sınıflayıcıya göre

en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.12’de sunulan 19 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri 64 ve 128 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen a ve n parametreleri için başarımları doğruluk %99,92, duyarlılık %99,33 ve keskinlik %99,98 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.13’te verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.52’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.52. Model 9.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24896	255	110	11449	99,01	99,56	97,82	98,99
L	2687	3	4	34016	99,98	99,85	99,99	99,89
R	2381	19	37	34273	99,85	98,47	99,94	99,21
e	3	1	3	36703	99,99	50,00	100,00	75,00
j	56	15	21	36618	99,90	72,73	99,96	78,87
A	810	36	39	35825	99,80	95,41	99,90	95,74
a	32	5	18	36655	99,94	64,00	99,99	86,49
J	18	5	10	36677	99,96	64,29	99,99	78,26
V	2313	65	64	34268	99,65	97,31	99,81	97,27
E	33	1	3	36673	99,99	91,67	100,00	97,06
F	224	9	44	36433	99,86	83,58	99,98	96,14
/	2302	16	40	34352	99,85	98,29	99,95	99,31
f	301	6	27	36376	99,91	91,77	99,98	98,05
Q	4	0	7	36699	99,98	36,36	100,00	100,00
!	151	3	7	36549	99,97	95,57	99,99	98,05
x	60	0	5	36645	99,99	92,31	100,00	100,00
Genel	36271	439	439	550211	99,85	98,80	99,92	98,80

Tablo 5.52'deki Model 9.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36271 atım GP, 439 atım YP ve 439 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 9.4'ün başarımlar oranları, doğruluk için %99,85, duyarlılık için %98,80, keskinlik için %99,92 ve pozitif öngörü için %98,80 olarak tespit edilmiştir. Model 9.4'te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %36,36 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.3.5 Model 9.5

Model 9.5, Tablo 4.11'deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle SVM sınıflayıcıya göre en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.12'deki sunulan 20 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımlar sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri sırasıyla 1 ve 1 olarak belirlenmiştir. Belirlenen C ve γ parametreleri için başarımlar oranları doğruluk %99,91, duyarlılık %99,31 ve keskinlik %99,95 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.13'te verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 çeşit aritmiyi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.53'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.53'teki Model 9.5'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 35833 atım GP, 877 atım YP ve 877 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 9.5'in başarımlar oranları, doğruluk için %99,70, duyarlılık için %97,61, keskinlik için %99,84 ve pozitif öngörü için %97,61 olarak tespit edilmiştir. Model 9.5'te duyarlılığa ait başarımlar değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %27,27 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.5'in

gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

Tablo 5.53. Model 9.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24844	481	162	11223	98,25	99,35	95,89	98,10
L	2682	32	9	33987	99,89	99,67	99,91	98,82
R	2347	108	71	34184	99,51	97,06	99,69	95,60
e	4	0	2	36704	99,99	66,67	100,00	100,00
j	49	0	28	36633	99,92	63,64	100,00	100,00
A	782	49	67	35812	99,68	92,11	99,86	94,10
a	25	4	25	36656	99,92	50,00	99,99	86,21
J	20	0	8	36682	99,98	71,43	100,00	100,00
V	2100	130	277	34203	98,89	88,35	99,62	94,17
E	27	4	9	36670	99,96	75,00	99,99	87,10
F	215	7	53	36435	99,84	80,22	99,98	96,85
/	2335	23	7	34345	99,92	99,70	99,93	99,02
f	188	33	140	36349	99,53	57,32	99,91	85,07
Q	3	0	8	36699	99,98	27,27	100,00	100,00
!	149	6	9	36546	99,96	94,30	99,98	96,13
x	63	0	2	36645	99,99	96,92	100,00	100,00
Genel	35833	877	877	549773	99,70	97,61	99,84	97,61

5.3.6 Model 9.6

Model 9.6, Tablo 4.11'deki kategori bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğrenciler MLP ve RF sınıflayıcıya göre en belirleyici özniteliklerden hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflayıcıda, MLP için belirlenen hücre sayısı 16, RF için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 model parametresi olarak belirlenmiş, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.12'de sunulan 17 öznitelik alt kümesi elde edilmiştir. Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcı için belirlenen hücre sayısı 20, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 64 ve ağaç sayısı 128 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilmiş, elde edilen başarı oranları, doğruluk %99,87, duyarlılık %98,96 ve keskinlik %99,93 olarak Tablo 4.13'te verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti

ile beslenerek kalp atımı tabanlı 16 ayrı atım türü sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.54'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.54. Model 9.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	24900	149	106	11555	99,31	99,58	98,73	99,41
L	2683	6	8	34013	99,96	99,70	99,98	99,78
R	2403	17	15	34275	99,91	99,38	99,95	99,30
e	4	2	2	36702	99,99	66,67	99,99	66,67
j	60	14	17	36619	99,92	77,92	99,96	81,08
A	821	18	28	35843	99,87	96,70	99,95	97,85
a	41	11	9	36649	99,95	82,00	99,97	78,85
J	17	11	11	36671	99,94	60,71	99,97	60,71
V	2345	64	32	34269	99,74	98,65	99,81	97,34
E	32	1	4	36673	99,99	88,89	100,00	96,97
F	221	22	47	36420	99,81	82,46	99,94	90,95
/	2318	7	24	34361	99,92	98,98	99,98	99,70
f	310	12	18	36370	99,92	94,51	99,97	96,27
Q	5	0	6	36699	99,98	45,45	100,00	100,00
!	149	4	9	36548	99,96	94,30	99,99	97,39
x	63	0	2	36645	99,99	96,92	100,00	100,00
Genel	36372	338	338	550312	99,88	99,08	99,94	99,08

Tablo 5.54'deki Model 9.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 36710 kalp atımından, 36372 atım GP, 338 atım YP ve 338 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 9.6'nın başarım oranları, doğruluk için %99,88, duyarlılık için %99,08, keskinlik için %99,94 ve pozitif öngörü için %99,08 olarak tespit edilmiştir. Model 9.6'daki duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 16 aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %50'nin altında %45,45 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 9.6'nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir. Ayrıca Model 9.6'nın, kategori bazlı hibrit öznelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarım değeri en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.4. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler Kullanılarak Modellerin Test Edilmesi

5.4.1 Model 10.1

Model 10.1, Tablo 4.14'teki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle kNN sınıflayıcıya göre en belirleyici öznitelikler arasından hibrit öznitelik alt kümesinin seçildiği örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

kNN sınıflayıcının k parametresi 5 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.15'te sunulan 14 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı k değerleri için sınıflandırıcının başarımları incelenmiş ve en uygun k parametre değeri 3 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen k değeri için başarımları doğruluk %99,66, duyarlılık %99,15 ve keskinlik %99,79 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun k değeri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımları Tablo 4.16'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.55'te ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.55. Model 10.1, kNN tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44077	300	161	5287	99,07	99,32	97,04	99,64
S	1843	128	129	47725	99,48	93,51	99,73	93,46
V	3087	43	133	46562	99,65	98,63	99,72	95,87
F	306	40	82	49397	99,76	88,44	99,83	78,87
Q	0	1	7	49817	99,98	0,00	99,99	0,00
Genel	49313	512	512	198788	99,59	98,97	99,74	98,97

Tablo 5.55'teki Model 10.1'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49313 atım GP, 512 atım YP ve 512 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.1'in başarımları, doğruluk için %99,59, duyarlılık için %98,97,

keskinlik için %99,74 ve pozitif öngörü için %98,97 olarak tespit edilmiştir. Model 10.1’de duyarlılığa ait başarımlar değerlerine incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılık başarımının %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.1’in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.4.2 Model 10.2

Model 10.2, Tablo 4.14’teki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle C4.5 sınıflayıcıya göre en belirleyici öznitelikler arasından hibrit öznitelik alt kümesini kullanan örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

C4.5 sınıflayıcının CF ve MS parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 0,1 ve 1 olarak alınmış, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.15’te sunulan 14 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı CF ve MS parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımlar sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip CF ve MS parametreleri sırasıyla 0,5 ve 2 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen CF ve MS parametreleri için başarımlar oranları doğruluk %99,70, duyarlılık %99,25 ve keskinlik %99,81 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun CF ve MS parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.16’da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.56’da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.56. Model 10.2, C4.5 tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44024	307	214	5280	98,95	99,31	96,10	99,52
S	1830	90	142	47763	99,53	95,31	99,70	92,80
V	3077	149	143	46456	99,41	95,38	99,69	95,56
F	266	79	122	49358	99,60	77,10	99,75	68,56
Q	2	1	5	49817	99,99	66,67	99,99	28,57
Genel	49199	626	626	198674	99,50	98,74	99,69	98,74

Tablo 5.56'daki Model 10.2'ye ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49199 atım GP, 629 atım YP ve 629 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.2'nin başarımlar oranları, doğruluk için %99,50, duyarlılık için %98,74, keskinlik için %99,69 ve pozitif öngörü için %98,74 olarak tespit edilmiştir. Model 10.2'de duyarlılığa ait başarımlar değerlerine incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait pozitif öngörü başarımlarının %28,57 ve duyarlılık başarımlarını %66,67 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.2'nin gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin çok zayıf olduğunu göstermektedir.

5.4.3 Model 10.3

Model 10.3, Tablo 4.14'deki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile MLP sınıflayıcıya göre en belirleyici öznitelikler arasından hibrit öznitelik alt kümesi seçilerek MLP tabanlı örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

MLP sınıflayıcının en uygun hücre sayısı 16 seçilerek model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.15'te sunulan 14 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı hücre sayısı parametre değerleri için sınıflandırıcının başarımlar sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip gizli katmandaki hücre sayısı 22 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.57. Model 10.3, MLP tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44088	253	150	5334	99,19	99,43	97,26	99,66
S	1857	61	115	47792	99,65	96,82	99,76	94,17
V	3136	120	84	46485	99,59	96,31	99,82	97,39
F	272	34	116	49403	99,70	88,89	99,77	70,10
Q	0	4	7	49814	99,98	0,00	99,99	0,00
Genel	49353	472	472	198828	99,62	99,05	99,76	99,05

Belirlenen hücre sayısı için başarımlar oranları doğruluk %99,63, duyarlılık %99,07 ve keskinlik %99,77 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun hücre sayısı kullanılarak model eğitilmiş ve başarımlar sonuçları Tablo 4.16'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve

aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.57’de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.57’deki Model 10.3’e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49353 atım GP, 472 atım YP ve 472 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.3’ün başarım oranları, doğruluk için %99,62, duyarlılık için %99,05, keskinlik için %99,76 ve pozitif öngörü için %99,05 olarak tespit edilmiştir. Model 10.3’te duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.3’ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.4.4 Model 10.4

Model 10.4, Tablo 4.14’deki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznelikler kullanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile RF sınıflayıcıya göre en belirleyici öznelikler arasından hibrit öznelik alt kümesi seçilerek RF tabanlı örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. RF sınıflayıcının a ve n parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 2 ve 100 seçilerek model Wrapper öznelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.15’te sunulan 15 öznelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı a ve n parametre değerleri için sınıflandırıcının başarım sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip a ve n parametreleri 32 ve 128 olarak belirlenmiştir.

Tablo 5.58. Model 10.4, RF tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44110	179	128	5408	99,38	99,60	97,69	99,71
S	1878	60	94	47793	99,69	96,90	99,80	95,23
V	3132	110	88	46495	99,60	96,61	99,81	97,27
F	292	64	96	49373	99,68	82,02	99,81	75,26
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49412	413	413	198887	99,67	99,17	99,79	99,17

Belirlenen a ve n parametreleri için başarım oranları doğruluk %99,84, duyarlılık %99,68 ve keskinlik %99,89 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun a ve n parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarım sonuçları Tablo 4.16’da

verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.58'de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.58'deki Model 10.4'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49412 atım GP, 413 atım YP ve 413 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.4'ün başarım oranları, doğruluk için %99,67, duyarlılık için %99,17, keskinlik için %99,79 ve pozitif öngörü için %99,17 olarak tespit edilmiştir. Model 10.4'teki duyarlılığa ait başarım değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.4'ün gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

5.4.5 Model 10.5

Model 10.5, Tablo 4.14'deki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile SVM sınıflayıcıya göre en belirleyici öznitelikler arasından hibrit öznitelik alt kümesi seçilerek SVM tabanlı örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir. SVM sınıflayıcının C ve γ parametreleri için en uygun değerleri sırasıyla 1 ve 0,1 olarak seçilmiş, model Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılmış ve Tablo 4.15'teki sunulan 15 öznitelik alt kümesi belirlenmiştir.

Seçilmiş öznitelik alt kümesi kullanılarak modele ait farklı C ve γ parametre değerleri için sınıflandırıcının başarım sonuçları incelenmiş ve en uygun değere sahip C ve γ parametreleri 0,5 ve 1 olarak belirlenmiştir.

Belirlenen C ve γ parametreleri için başarım oranları doğruluk %99,46, duyarlılık %98,65 ve keskinlik %99,66 olarak bulunmuştur. Belirlenen en uygun C ve γ parametre değerleri kullanılarak model eğitilmiş ve başarım sonuçları Tablo 4.16'da verilmiştir. Eğitilen model, test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımına ait sonuçlar Tablo 5.59'da ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.59'daki Model 10.5'e ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 48889 atım GP, 936 atım YP ve 936 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.5'in başarım oranları, doğruluk için %99,25, duyarlılık için %98,12,

keskinlik için %99,53 ve pozitif öngörü için %98,12 olarak tespit edilmiştir. Model 10.5'te duyarlılığa ait başarımlar değerlendirildiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.5'in gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir.

Tablo 5.59. Model 10.5, SVM tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	43856	476	382	5111	98,28	98,93	93,05	99,14
S	1779	252	193	47601	99,11	87,59	99,60	90,21
V	3014	194	206	46411	99,20	93,95	99,56	93,60
F	240	14	148	49423	99,67	94,49	99,70	61,86
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	48889	936	936	198364	99,25	98,12	99,53	98,12

5.4.6 Model 10.6

Model 10.6, Tablo 4.14'deki hasta bazlı değerlendirme planına göre seçilen öznitelikler kullanılarak Wrapper tabanlı yöntem ile Topluluk Öğrenme kullanılarak temel öğreniciler olarak MLP ve RF sınıflayıcıya göre en belirleyici öznitelikler arasından hibrit öznitelik alt kümesi seçilerek Topluluk Öğrenme tabanlı örüntü tanıma sistemini temsil etmektedir.

Topluluk Öğrenme tabanlı oluşturulan sınıflayıcıda MLP için belirlenen hücre sayısı 16, RF için her bir yapraktaki derinlik 2 ve ağaç sayısı 100 değerleri model parametresi olarak alınmış, model bu değerlere göre Wrapper öznitelik seçim yöntemiyle çalıştırılarak Tablo 4.15'te sunulan 14 öznitelik alt kümesi elde edilmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen sınıflandırma yönteminde MLP sınıflayıcısı için belirlenen hücre sayısı 22, Random Forest sınıflayıcısı için her bir yapraktaki derinlik 32 ve ağaç sayısı 128 olarak belirlenmiştir. Belirlenen en uygun değerler ile model eğitilerek başarımlar oranları, doğruluk %99,87, duyarlılık %99,68 ve keskinlik %99,92 olarak Tablo 4.16'da verilmiştir. Eğitilmiş olan model test veri seti ile beslenerek hasta bazlı kalp atımları 5 temel aritmi sınıfına ayrılmış ve aritmi sınıflandırma başarımlarına ait sonuçlar Tablo 5.60'ta ayrıntılı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.60. Model 10.6, Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırma sonuçları

Aritmi	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
N	44105	156	133	5431	99,42	99,65	97,61	99,70
S	1917	35	55	47818	99,82	98,21	99,89	97,21
V	3164	85	56	46520	99,72	97,38	99,88	98,26
F	292	71	96	49366	99,66	80,44	99,81	75,26
Q	0	0	7	49818	99,99	0,00	99,99	0,00
Genel	49478	347	347	198953	99,72	99,30	99,83	99,30

Tablo 5.60'taki Model 10.6'ya ait sonuçlar incelendiğinde, toplam 49825 kalp atımından, 49478 atım GP, 347 atım YP ve 347 atım YN olarak sınıflandırılmıştır. Model 10.6'nın başarımları oranları, doğruluk için %99,72, duyarlılık için %99,30, keskinlik için %99,83 ve pozitif öngörü için %99,30 olarak tespit edilmiştir. Model 10.6'nın duyarlılığa ait başarımları değerleri incelendiğinde, 5 temel aritmi türünden Q tipine ait duyarlılığın %0 olduğu belirlenmiştir. Bu da, Model 10.6'nın gerçek Q tipi atımlarda doğru tespit etme yeteneğinin olmadığını göstermektedir. Ayrıca Model 10.6, Ayrık Fourier dönüşümü ve güç spektral yoğunluğu tabanlı frekans uzayı hibrit öznelik çıkartma yöntemini kullanan diğer modeller ile karşılaştırıldığında başarımları en yüksek aritmi sınıflandırmasına sahip model olduğu sonucuna varılmıştır.

5.5. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Çalışmaların Sonuçları

Tablo 5.61'de, kategori bazlı değerlendirme planına göre dört ayrı öznelik grubundan seçilen öznelikler kullanılarak aritmili kalp atımı sınıflandırmasına ait istatistiksel başarımları ölçütleri verilmiştir. Bu başlık altında toplam 24 model oluşturulmuştur. Her bir modele ait sonuçlar Tablo 5.61'de karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Tablo 5.61 kullanılarak aritmi sınıflandırma sonuçlarının grup bazlı incelenmesinin yanı sıra sınıflandırıcı bazında da analiz edilerek hangi sınıflandırıcının daha etkin olduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir.

Birinci grup olan bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımları değerlerinin birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, kNN ve C4.5 sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değeri sırasıyla %97,29, %97,64 ve %97,82 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri

yüksek olan modeller RF ve MLP sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,47 ve %98,36 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,80 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR (Lineer Regresyon) sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

İkinci grup olan Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznitelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımların birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,06, %97,23 ve %97,58 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,92 ve %98,34 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,77 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Üçüncü grup olan EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznitelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımların birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, kNN ve C4.5 sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,05, %97,27 ve %97,37 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller RF ve MLP sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,07 ve %98,63 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,96 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.61. Kategori bazlı değerlendirme planı, aritmili kalp atımlarının sınıflandırma sonuçları

Grup	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
1	Model 1.1	35839	871	871	549779	99,71	97,64	99,84	97,64
	Model 1.2	35909	801	801	549849	99,73	97,82	99,85	97,82
	Model 1.3	36107	603	603	550047	99,79	98,36	99,89	98,36
	Model 1.4	36148	562	562	550088	99,81	98,47	99,90	98,47
	Model 1.5	35715	995	995	549655	99,66	97,29	99,82	97,29
	Model 1.6	36270	440	440	550210	99,85	98,80	99,92	98,80
2	Model 2.1	35820	890	890	549760	99,70	97,58	99,84	97,58
	Model 2.2	35694	1016	1016	549634	99,65	97,23	99,82	97,23
	Model 2.3	35945	765	765	549885	99,74	97,92	99,86	97,92
	Model 2.4	36102	608	608	550042	99,79	98,34	99,89	98,34
	Model 2.5	35630	1080	1080	549570	99,63	97,06	99,80	97,06
	Model 2.6	36259	451	451	550199	99,85	98,77	99,92	98,77
3	Model 3.1	35708	1002	1002	549648	99,66	97,27	99,82	97,27
	Model 3.2	35745	965	965	549685	99,67	97,37	99,82	97,37
	Model 3.3	36206	504	504	550146	99,83	98,63	99,91	98,63
	Model 3.4	36000	710	710	549940	99,76	98,07	99,87	98,07
	Model 3.5	35627	1083	1083	549567	99,63	97,05	99,80	97,05
	Model 3.6	36328	382	382	550268	99,87	98,96	99,93	98,96
4	Model 4.1	36083	627	627	550023	99,79	98,29	99,89	98,29
	Model 4.2	35866	844	844	549806	99,71	97,70	99,85	97,70
	Model 4.3	36086	624	624	550026	99,79	98,30	99,89	98,30
	Model 4.4	36124	586	586	550064	99,80	98,40	99,89	98,40
	Model 4.5	35713	997	997	549653	99,66	97,28	99,82	97,28
	Model 4.6	36309	401	401	550249	99,86	98,91	99,93	98,91

Dördüncü grup olan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımlarının bir birine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,28, %97,70 ve %98,29 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,30 ve %98,40 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,91 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP

ve RF, meta öğrenicisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.61'deki dört gruba ait Topluluk Öğrenme tabanlı modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en yüksek olandan düşük olana doğru sıraladığımızda; üçüncü grup olan EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,96, dördüncü grup olan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,91, birinci grup olan bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,80 ve İkinci grup olan Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,77 olarak hesaplanmıştır. Bu durumda Kategori bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme tabanlı yöntem tarafından elde edilen duyarlılık başarımlarına baktığımızda dört gruba ait çıkartılan özniteliklerin aritmili atımların sınıflandırılmasındaki katkıları ortaya çıkmaktadır. Dikkat çeken bir durum olarak, öznitelik çıkartma aşamasında önerilen yöntem olan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yönteminin diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında ikinci önceliğe sahip olduğu gözlemlenmiştir.

5.6. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Çalışmaların Sonuçları

Tablo 5.62'de, hasta bazlı değerlendirme planına göre dört ayrı öznitelik grubundan seçilen öznitelikler kullanılarak aritmili kalp atımlarının sınıflandırılmasına ait istatistiksel başarımlar ölçütlü verilmiştir. Bu başlık altında toplam 24 model oluşturulmuştur. Her bir modele ait sonuçlar Tablo 5.62'de karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Tablo 5.62 kullanılarak aritmilerin sınıflandırma sonuçlarının grup bazlı olarak incelenmesinin yanı sıra sınıflandırıcı bazında da analiz edilerek hangi sınıflandırıcının aritmi teşhisinde daha etkin olduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir. Aynı zamanda bu sınıflandırıcılar kullanılarak Wrapper tabanlı öznitelik seçme yöntemi ile alt öznitelik kümeleri oluşturulması sağlanmıştır.

Beşinci grup olan bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznitelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımların birbirine yakın olduğu

gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,56, %97,66 ve %98,37 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,38 ve %98,43 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,60 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Altıncı grup olan Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznitelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımların birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,44, %97,73 ve %98,26 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,26 ve %98,31 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,50 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Yedinci grup olan EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznitelikler kullanılarak elde edilen aritmili atım sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımların birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,53, %98,14 ve %98,39 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,43 ve %98,79 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %99,10 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.62. Hasta bazlı değerlendirme planı, aritmili kalp atımlarının sınıflandırma sonuçları

Grup	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
5	Model 5.1	49043	782	782	198518	99,37	98,43	99,61	98,43
	Model 5.2	48661	1164	1164	198136	99,07	97,66	99,42	97,66
	Model 5.3	49019	806	806	198494	99,35	98,38	99,60	98,38
	Model 5.4	49015	810	810	198490	99,35	98,37	99,59	98,37
	Model 5.5	48610	1215	1215	198085	99,02	97,56	99,39	97,56
	Model 5.6	49125	700	700	198600	99,44	98,60	99,65	98,60
6	Model 6.1	48956	869	869	198431	99,30	98,26	99,56	98,26
	Model 6.2	48693	1132	1132	198168	99,09	97,73	99,43	97,73
	Model 6.3	48959	866	866	198434	99,30	98,26	99,57	98,26
	Model 6.4	48985	840	840	198460	99,33	98,31	99,58	98,31
	Model 6.5	48551	1274	1274	198026	98,98	97,44	99,36	97,44
	Model 6.6	49079	746	746	198554	99,40	98,50	99,63	98,50
7	Model 7.1	49021	804	804	198496	99,35	98,39	99,60	98,39
	Model 7.2	48897	928	928	198372	99,25	98,14	99,53	98,14
	Model 7.3	49045	780	780	198520	99,37	98,43	99,61	98,43
	Model 7.4	49224	601	601	198699	99,52	98,79	99,70	98,79
	Model 7.5	48592	1233	1233	198067	99,01	97,53	99,38	97,53
	Model 7.6	49375	450	450	198850	99,64	99,10	99,77	99,10
8	Model 8.1	48923	902	902	198398	99,28	98,19	99,55	98,19
	Model 8.2	48855	970	970	198330	99,22	98,05	99,51	98,05
	Model 8.3	49043	782	782	198518	99,37	98,43	99,61	98,43
	Model 8.4	49092	733	733	198567	99,41	98,53	99,63	98,53
	Model 8.5	48584	1241	1241	198059	99,00	97,51	99,38	97,51
	Model 8.6	49193	632	632	198668	99,49	98,73	99,68	98,73

Sekizinci grup olan Ayırık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu (AFD-GSY) tabanlı frekans uzayı öznelik çıkartma yöntemine ait seçilen öznelikler kullanılarak elde edilen aritmili atımların sınıflandırma işlemindeki modeller incelendiğinde, başarımlar değerlerinin birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,51, %98,05 ve %98,19 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,43 ve %98,53 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %98,73 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP

ve RF, meta öğrenicisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.62'deki dört gruba ait Topluluk Öğrenme tabanlı modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en yüksek olandan düşük olana doğru sıraladığımızda; yedinci grup olan EKG morfolojisi tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %99,10, sekizinci grup olan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,73, beşinci grup olan bölümlenmiş EKG dalga şekli tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,60 ve altıncı grup olan Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı öznitelik çıkartma yöntemine ait duyarlılık değeri %98,50 olarak hesaplanmıştır. Bu durumda Hasta bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme tabanlı yöntem tarafından elde edilen duyarlılık başarımlarına baktığımızda dört gruba ait çıkartılan özniteliklerin aritmili atımların sınıflandırılmasına katkıları ortaya çıkmaktadır. Dikkat çeken bir durum olarak, öznitelik çıkartma aşamasında önerilen yöntem olan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayı öznitelik çıkartma yönteminin diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında ikinci önceliğe sahip olduğu gözlemlenmiştir.

5.7. Kategori Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler Kullanılarak Yapılan Çalışma

Tablo 5.63'te, kategori bazlı değerlendirme planına göre dört ayrı öznitelik grubundan seçilen hibrit öznitelikler kullanılarak aritmili kalp atımlarının sınıflandırılmasına ait istatistiksel başarımlar ölçütlü verilmiştir. Bu başlık altında toplam 6 model oluşturulmuştur. Her bir modele ait sonuçlar Tablo 5.63'te karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Tablo 5.63'te sınıflandırıcı bazında analiz edilerek hangi sınıflandırıcının aritmi teşhisinde daha etkin olduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir.

Dokuzuncu grup, daha önce kategori bazlı değerlendirme planına göre sınıflandırma yapan ilk 24 model (Model 1.1 – Model 4.6) tarafından kullanılan öznitelikler arasından Wrapper tabanlı öznitelik seçim yöntemi kullanılarak yeni ve hibrit olarak öznitelik alt kümeleri oluşturulmuştur.

Tablo 5.63. Kategori bazlı değerlendirme planı, hibrit öznitelikler ile aritmili kalp atımlarını sınıflandırma sonuçları

Grup	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
9	Model 9.1	36232	478	478	550172	99,84	98,70	99,91	98,70
	Model 9.2	36200	510	510	550140	99,83	98,61	99,91	98,61
	Model 9.3	36252	458	458	550192	99,84	98,75	99,92	98,75
	Model 9.4	36271	439	439	550211	99,85	98,80	99,92	98,80
	Model 9.5	35833	877	877	549773	99,70	97,61	99,84	97,61
	Model 9.6	36372	338	338	550312	99,88	99,08	99,94	99,08

Bu oluşan yeni hibrit alt öznitelik kümeleri kullanılarak 16 tür aritmili atımların sınıflandırması yapılmış ve sonuçları Tablo 5.63'te verilmiştir. Bu gruptaki modeller incelendiğinde başarımların birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %97,61, %98,61 ve %98,70 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,75 ve %98,80 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %99,08 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.64'teki kategori bazlı değerlendirme planına ait önerilen Topluluk Öğrenme yöntemi sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, duyarlılık değeri en yüksek olandan düşük olana doğru sıralandığında; Model 9.6'ya ait duyarlılık değeri %99,08 ile en yüksek olmakta ve diğer modeller de sırasıyla, Model 3.6'ya ait duyarlılık değeri %98,96 ile ikinci, Model 4.6'ya ait duyarlılık değeri %98,91 ile üçüncü, Model 1.6'ya ait duyarlılık değeri %98,80 ile dördüncü, Model 2.6'ya ait duyarlılık değeri %98,96 ile beşinci olarak sıralanmaktadır. Geliştirilen tüm modeller birbirine yakın ve başarımları yüksek sonuçlar vermektedir. Bu tez kapsamında kategori bazlı değerlendirme planına hibrit özniteliklerden oluşan model, 16 tür aritmili atımları sınıflandırmak amacıyla önerilerek, literatürdeki diğer çalışmalar ile karşılaştırılmış ve başarımların sonuçları değerlendirilmiştir.

Tablo 5.64. Kategori bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme yöntemine ait sınıflandırma sonuçları

Grup	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
1	Model 1.6	36270	440	440	550210	99,85	98,80	99,92	98,80
2	Model 2.6	36259	451	451	550199	99,85	98,77	99,92	98,77
3	Model 3.6	36328	382	382	550268	99,87	98,96	99,93	98,96
4	Model 4.6	36309	401	401	550249	99,86	98,91	99,93	98,91
9	Model 9.6	36372	338	338	550312	99,88	99,08	99,94	99,08

5.8. Hasta Bazlı Değerlendirme Planına Ait Hibrit Öznitelikler Kullanılarak Yapılan Çalışma

Tablo 5.65'te, hasta bazlı değerlendirme planına göre dört ayrı öznitelik grubundan seçilen hibrit öznitelikler kullanılarak aritmili kalp atımlarının sınıflandırılmasına ait istatistiksel başarımlar ölçütları verilmiştir. Bu başlık altında toplam 6 model oluşturulmuştur. Her bir modele ait sonuçlar Tablo 5.65'te karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Tablo 5.65'te sınıflandırıcı bazında analiz edilerek hangi sınıflandırıcının aritmi teşhisinde daha etkin olduğunun belirlenmesi hedeflenmiştir.

Onuncu grup, daha önce hasta bazlı değerlendirme planına göre sınıflandırma yapan ikinci 24 model (Model 5.1 – Model 8.6) tarafından kullanılan öznitelikler arasından Wrapper tabanlı öznitelik seçim yöntemi kullanılarak yeni ve hibrit olarak öznitelik alt kümeleri oluşturulmuştur. Bu oluşan yeni hibrit alt öznitelik kümeleri kullanılarak 5 temel sınıflı aritmili atımların sınıflandırılması yapılmış ve sonuçları Tablo 5.65'te verilmiştir. Bu gruptaki modeller incelendiğinde başarımlar değerlerinin birbirine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Modellerin başarımları incelendiğinde, duyarlılık değeri en düşük olan modeller SVM, C4.5 ve kNN sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %98,12, %98,74 ve %98,97 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri yüksek olan modeller MLP ve RF sınıflandırıcılarıdır. Duyarlılık değerleri sırasıyla %99,05 ve %99,17 olarak hesaplanmıştır. Duyarlılık değeri en yüksek olan model %99,30 ile Topluluk Öğrenme tabanlı sınıflandırıcıdır. Sonuçlar incelendiğinde, temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı önerilen yöntemin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.66'daki hasta bazlı değerlendirme planına ait önerilen Topluluk Öğrenme yöntemi sınıflandırma sonuçları incelendiğinde, duyarlılık değeri en yüksek olandan düşük olana doğru sıralandığında; Model 10.6'ya ait duyarlılık değeri %99,30 ile en yüksek olmakta ve diğer modellerde sırasıyla, Model 7.6'ya ait duyarlılık değeri %99,10 ile ikinci, Model 8.6'ya ait duyarlılık değeri %98,73 ile üçüncü, Model 5.6'ya ait duyarlılık değeri %98,60 ile dördüncü, Model 6.6'ya ait duyarlılık değeri %98,50 ile beşinci olarak sıralanmaktadır. Geliştirilen tüm modeller birbirine yakın ve başarımları yüksek sonuçlar vermektedir. Bu tez kapsamında hasta bazlı değerlendirme planına hibrit özniteliklerden oluşan model, 5 temel sınıflı aritmili atımları sınıflandırmak amacıyla önerilmiş, literatürdeki diğer çalışmalar ile karşılaştırılarak başarımları değerlendirilmiştir.

Tablo 5.65. Hasta bazlı değerlendirme planı, hibrit öznitelikler ile aritmili kalp atımlarını sınıflandırma sonuçları

Grubu	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
10	Model 10.1	49313	512	512	198788	99,59	98,97	99,74	98,97
	Model 10.2	49199	626	626	198674	99,50	98,74	99,69	98,74
	Model 10.3	49353	472	472	198828	99,62	99,05	99,76	99,05
	Model 10.4	49412	413	413	198887	99,67	99,17	99,79	99,17
	Model 10.5	48889	936	936	198364	99,25	98,12	99,53	98,12
	Model 10.6	49478	347	347	198953	99,72	99,30	99,83	99,30

Tablo 5.66. Hasta bazlı değerlendirme planına göre önerilen Topluluk Öğrenme yöntemine ait sınıflandırma sonuçları

Grup	Model No	GP	YP	YN	GN	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Keskinlik (%)	+P (%)
5	Model 5.6	49125	700	700	198600	99,44	98,60	99,65	98,60
6	Model 6.6	49079	746	746	198554	99,40	98,50	99,63	98,50
7	Model 7.6	49375	450	450	198850	99,64	99,10	99,77	99,10
8	Model 8.6	49193	632	632	198668	99,49	98,73	99,68	98,73
10	Model 10.6	49478	347	347	198953	99,72	99,30	99,83	99,30

Bu tez kapsamında, EKG işaretinden 4 ayrı grupta öznitelikler çıkartılarak aritmili atımları sınıflandırmak amacıyla kullanılmıştır. Kategori bazlı değerlendirme planına göre toplam 30 modeldeki aritmi sınıflandırma sonuçları Tablo 5.61 ve Tablo 5.63'te verilmiştir. Bu sonuçlar incelendiğinde modellerin başarımlarına ait duyarlılık değerleri en yüksek %99,08 ve en düşük %97,05 aralığında değiştiği

gözlemlenmektedir. Bu analiz sonucu tez kapsamındaki önerilen ve kullanılan özniteliklerin yüksek derecede etkin oldukları ortaya çıkmaktadır. Bu öznitelikler kullanılarak aritmi teşhisi yapan sınıflandırma sistemlerinde geçerli ve güvenilir sonuçların elde edileceği sonucuna varılmaktadır.

Bu tez kapsamında, EKG işaretinden 4 ayrı grupta öznitelikler çıkartılarak aritmili atımları sınıflandırmak amacıyla kullanılmıştır. Hasta bazlı değerlendirme planına göre toplam 30 modeldeki aritmi teşhis sonuçları Tablo 5.62 ve Tablo 5.65'te verilmiştir. Bu sonuçlar incelendiğinde modellerin başarımlarına ait duyarlılık değerlerinin en yüksek %99,30 ve en düşük %97,44 aralığında değiştiği gözlemlenmektedir. Bu analiz sonucu tez kapsamındaki önerilen ve kullanılan özniteliklerin yüksek derecede etkin oldukları ortaya çıkmaktadır. Bu öznitelikler kullanılarak aritmi teşhisi yapan sınıflandırma sistemlerinde geçerli ve güvenilir sonuçların elde edileceği sonucuna varılmaktadır.

Tez kapsamında önerilen, AFD-GSY tabanlı öznitelik yöntemine ait öznitelikler kullanılarak aritmiler sınıflandırılmış ve başarılı sonuçlar alınmıştır. Kategori ve hasta bazlı değerlendirme planları için modellerin seçmiş olduğu alt öznitelik kümelerinde ve sınıflandırıcıların Wrapper öznitelik seçme yöntemi ile bu alt öznitelik kümelerinden yeniden öznitelik seçimi yapılarak oluşturulan yeni hibrit alt öznitelik kümelerinde, AFD-GSY tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi öznitelikleri seçilerek kullanılmıştır. AFD-GSY tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi ile ilk defa literatüre sunulan öznitelikler (P, QRS ve T dalgalarının GSY'ları) hem kategori bazlı hem de hasta bazlı önerilen Topluluk Öğrenme tabanlı yöntem tarafından başarılı bir şekilde aritmili atımların sınıflandırılması amacıyla alt öznitelik kümelerinde kullanılmıştır. Böylece, önerilen AFD-GSY tabanlı öznitelik çıkartma yönteminin ne derece faydalı olduğu aritmili atımların sınıflandırılma başarımlarından gözlemlenebilmektedir.

5.9. Literatürdeki Çalışmalar İle Değerlendirme

5.9.1 Kategori bazlı değerlendirme

Önerilen yöntemin literatürde yapılan diğer yöntemler ile karşılaştırılması, sınıflandırma teknikleri ve veri seti özelliklerinde örneğin, farklı aritmi atım türleri, eğitim ve test veri kümelerine ayırmak için kategorilerdeki, kayıtlardaki ve

bölümlerdeki farklı seçimler gibi çeşitlilikten dolayı nesnel bir kıyaslama yapmak zordur. Yine de, çok geniş bir yelpazede EKG işaretindeki aritmili kalp atım türlerini sınıflandırmak amacıyla Topluluk Öğrenme yöntemine dayanan önerilen yeni kategori bazlı aritmi sınıflandırma sisteminin ortalama başarımlar değerleri; doğruluk %99,88, duyarlılık %99,08, keskinlik %99,94 ve pozitif öngörü %99,08 olarak sırasıyla verilmiştir.

Literatürde yapılan çalışmalar ve önerilen yöntem arasındaki sınıflandırma doğruluğunun başarımının bir karşılaştırması [41-53], Tablo 5.67’de sunulmuştur. Önerilen yöntem, önceki yapılan çalışmalara kıyasla kalp atımı sınıflandırma doğruluğunda daha iyi bir başarımlar göstermiştir. Tablo 5.67’de sunulduğu gibi önerilen yöntem önceki çalışmalar ile aynı aralıkta daha yüksek bir başarımlar sonucu vermektedir. Kategori bazlı değerlendirme planına göre 4 ayrı grupta çıkartılan öznelikler kullanılarak elde edilen hibrit özneliklerin, 16 sınıflı aritmili kalp atımlarını sınıflandırmada daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Tablo 5.67. Literatürde kategori bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar

Çalışmalar	Veri Boyutu	Sınıf	Öznelik Kümesi	Sınıflayıcı	Doğruluk (%)
Önerilen Yöntem	110109	16	Hibrit Öznelikler	EL MLP+RF	99,88
Chen ve ark. [41]	90808	15	Projections +wRR	SVM	98,46
Park ve ark. [42]	109453	10	MF	RF Cascade	97,34
Raj ve ark. [43]	110109	16	DOST	SVM-PSO	99,18
Afkhami ve ark. [44]	109655	16	HOS + MM+ RR	Decision Tree	99,7
Thomas ve ark. [45]	104569	5	DTCWT	ANN	97,86
Shakiba ve ark. [46]	18299	5	HOS+TI	RBF_BA	95,18
Wang ve ark. [47]	9800	8	PCA+LDA	PNN	99,71
Martis ve ark. [48]	34989	5	PC Bispectrum	LS-SVM	93,48
Ye ve ark. [49]	110109	16	WT +ICA + RR	SVM	99,71
Huang ve ark. [50]	9800	8	ICA + RR interval	SRC	98,35
Wen ve ark. [51]	109960	16	RR+ raw-wave	SOCMAC	98,21
Osowski ve ark. [52]	12785	13	HOS + Hermite	SVM	98,18
Lagerholm ve ark.[53]	109627	16	HBF + SOM	CC Clustering	98,49

Kategori bazlı değerlendirme planına göre 4 ayrı grupta çıkartılan öznelikler kullanılarak elde edilen hibrit öznelikler ile 16 sınıflı aritmili kalp atımlarını detaylı sınıflandırma sonuçları, her bir sınıfın başarımlar değerleri Tablo 5.54’te özetlenmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda ve önerilen yöntemde, bazı aritmi türlerinin sayısal

olarak az olmaları (örneğin Q ve e tipi aritmi), belirleyici bir özneliklerinin olmaması (örneğin Q tipi aritmi) gibi nedenler ile genel aritmi sınıflandırması içinde başarıyı düşük sonuçlar vermektedir.

Önerilen yöntemde, yapılan aritmili atım teşhisinde, Q tipi aritmeye ait başarımların değerleri doğruluk %99,98, duyarlılık %45,45, keskinlik %100 ve pozitif öngörü %100 olmaktadır. Önerilen yöntemde diğer 15 aritmi en az %60,71 duyarlılığa sahiptir. Önerilen yöntemin en az %50 ve üstünde duyarlılığa sahip, toplamda 16 kalp atımı türünden 15 kalp atım türünü doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olduğu ortaya çıkmaktadır. Literatürde yapılan çalışmalarda, Chen ve ark. [41]'nin yaptıkları çalışmada 15 kalp atımı türünden Q ve e tipi aritmili atımları tespit edememişlerdir, Afkhami ve ark. [44]'nin yaptıkları çalışmada 16 kalp atımı türünden e tipi aritmili atımları tespit edememişlerdir, Ye ve ark. [49]'nin yaptıkları çalışmada, 16 kalp atımı türünden Q tipi aritmili atımları tespit edememişlerdir, Wen ve ark. [51]'nin yaptıkları çalışmada 16 kalp atımı türünden Q ve e tipi aritmili atımları tespit edememişlerdir, W Lagerholm ve ark. [53]'nin yaptıkları çalışmada 16 kalp atımı türünden Q ve e tipi aritmili atımları tespit edememişlerdir.

5.9.2 Hasta bazlı değerlendirme

EKG işaretindeki aritmili kalp atım türlerini teşhis etmek amacıyla Topluluk Öğrenme yöntemine dayanan önerilen yeni hasta bazlı aritmi teşhis sisteminin ortalama başarımların değerleri; doğruluk %99,72, duyarlılık %99,30, keskinlik %99,83 ve pozitif öngörü %99,30 olarak sırasıyla verilmiştir.

Tablo 5.68. Literatürde hasta bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar

Çalışmalar	Veri Boyutu	Sınıf	Öznelik Kümesi	Sınıflayıcı	Başarımlar (%)
Önerilen Yöntem	101352	5	Hibrit Öznelikler	EL MLP+RF	99,72
Rajesh ve ark. [21]	9862	5	ICEEMD + HOS,SE	AdaBoost	99,1
Chen ve ark. [8]	100926	5	Projections +wRR	SVM	93,1
Raj ve ark. [10]	101352	5	DOST	SVM-PSO	89,1
Afkhami ve ark.[11]	100902	5	HOS + MM + RR	Decision Tree	96,16
Fatin ve ark. [22]	110094	5	PCA,DWT,HOS,ICA	SVM, NN	98,91
Martis ve ark. [15]	110094	5	DWT + ICA	PNN	99,28
Ye ve ark. [16]	101352	5	Wavelet +ICA + RR	SVM	88,2
Chazal ve ark. [1]	100731	5	M+ HB +RR	LD	81,9

Literatürde yapılan çalışmalar ve önerilen yöntem arasındaki sınıflandırma doğruluğunun başarımlarının karşılaştırması Tablo 5.68’de sunulmuştur. Önerilen yöntem, önceki yapılan çalışmalara kıyasla 5 temel aritmili kalp atımlarını sınıflandırma doğruluğunda daha iyi bir başarımlar göstermiştir. Tablo 5.68’de sunulduğu gibi önerilen yöntem önceki çalışmalar ile aynı aralıkta daha yüksek bir başarımlar sonucu vermektedir. Hasta bazlı değerlendirme planına göre 4 ayrı grupta çıkartılan öznitelikler kullanılarak elde edilen hibrit özniteliklerin, 5 temel sınıflı aritmili kalp atımlarını tespit etmede daha iyi sonuç verdiği göstermektedir.

Hasta bazlı değerlendirme planına göre 4 ayrı grupta çıkartılan öznitelikler kullanılarak elde edilen hibrit öznitelikler ile 5 temel sınıflı aritmili kalp atımlarını detaylı sınıflandırma sonuçları, her bir sınıfın başarımlar değerleri Tablo 5.60’da özetlenmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda ve önerilen yöntemde, bazı aritmi türlerinin sayısal olarak az olmaları ve belirleyici özniteliklerinin olmaması (örneğin Q tipi aritmi) gibi nedenler ile genel aritmi sınıflandırması içinde başarımlar düşük sonuçlar vermektedir. Önerilen yöntemde, hasta bazlı değerlendirme planı için 5 temel aritmide, N tipine ait duyarlılık %99,65 ve pozitif öngörü %99,70, S tipine ait duyarlılık %98,21 ve pozitif öngörü %97,21, V tipine ait duyarlılık %97,38 ve pozitif öngörü %98,26, F tipine ait duyarlılık %80,44 ve pozitif öngörü %75,26 ve Q tipine ait duyarlılık %0 ve pozitif öngörü %0 olarak elde edilmiştir. Böylece, önerilen yöntemin 5 temel aritmi türünden 4 temel aritmi türünü en az %75,26 pozitif öngörü değeri ile doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olduğu ortaya çıkmıştır.

Tablo 5.69. Literatürde hasta bazlı aritmi teşhisi ile ilgili çalışmalar

Çalışmalar	N		S		V	
	Duyarlılık (%)	+P (%)	Duyarlılık (%)	+P (%)	Duyarlılık (%)	+P (%)
Önerilen Yöntem	99,65	99,70	98,21	97,21	97,38	98,26
Chen ve ark. [8] (2017)	98,40	95,40	29,50	38,40	70,80	85,10
Raj ve ark. [10] (2016)	97,85	89,32	55,49	63,84	65,36	87,48
Afkhami ve ark. [11] (2016)	97,40	98,40	86,50	90,90	96,00	77,60
Ye ve ark. [16] (2012)	88,20	97,50	60,80	52,30	81,50	63,10
Chazal ve ark. [1] (2004)	86,90	99,20	75,90	38,50	77,70	81,90

Tablo 5.69’da hasta bazlı değerlendirme planına göre 5 temel sınıftan başarılı sonuçlar veren N, S, ve V tipi temel aritmi sonuçlarının başarımları

karşılaştırılmıştır. Çoğu çalışmada, 5 temel aritmi tipinden F ve Q tipine ait başarımlar çok düşük çıkmıştır. Bu sebeple, karşılaştırma yaparken, N, S, ve V tipi temel aritmi sonuçları kullanılmaktadır. Önerilen yöntemin, hasta bazlı değerlendirme planına göre bu üç temel aritmi sınıflandırmada Tablo 5.69'daki çalışmalardan daha başarılı ve yüksek bir sonuç verdiği görülmüştür.

Tez çalışmasında kullanılan MIT-BIH AVT'nin, kalp atımı sayılarının aritmi türlerine dağılımı bakımından incelendiğinde genel olarak dengesiz bir dağılıma sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, aritmi sınıflandırma açısından bazı aritmi türlerinin tespit edilmesini zorlaştırmaktadır. Bu bakımdan Q tipini temsil eden aritmili atım sayısının az olması ve Q tipine ait özniteliklerin beklenen belirleyiciliği gösterememesi ve ayırt ediciliği sağlayamaması nedeniyle Q tipindeki aritmili kalp atımlarını sınıflandırmaya ait başarımlar istenen düzeyde (en az %50 ve üzerinde olması beklenmektedir) elde edilememiştir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, EKG işaretindeki kalp atımlarının 16 ve 5 sınıfa ayrılması için kategori bazlı ve hasta bazlı olmak üzere hibrit özniteliklerden oluşan aritmili kalp atımlarını sınıflandırmak için Topluluk Öğrenme tabanlı bir yöntem önerilmiştir. EKG kayıtları MIT-BIH AVT'dan alınarak, taban hattı gürültüsü iki aşamalı medyan filtre ile giderilmiştir. Önerdiğimiz pencereleme yönteminde, EKG işaretinin morfolojik yapısı temel alınarak R tepesinden önce ve R tepesinden sonra olmak üzere iki bölüme ayrılmıştır. Böylece bir kalp atımına ait morfolojik özellikler kullanılarak geliştirilen pencerenin daha etkin bir şekilde tasarlanması EKG işaretinden daha etkili bilgi elde edilmesini sağlamıştır.

Daha önceki makale çalışmasında, düşük karmaşıklığa sahip gelişmiş bir QRS kompleks algılama yöntemi önerilmiştir. Önerilen yöntemde, EKG işaretindeki QRS kompleks bileşenlerinin konumları tespit edilmiştir. Tez kapsamında, EKG işaretine ait P ve T dalgalarının başlangıç ve bitiş konumlarını da tespit eden bir özellik geliştirilmiştir. Böylece, P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgası bileşenlerinin konumlarını algılayan daha gelişmiş bir yöntem önerilmiştir.

Bu tez kapsamında, 4 grupta öznitelik çıkartma yöntemi kullanılmış, bunlardan Ayrık Fourier Dönüşümü ve Güç Spektral Yoğunluğu tabanlı frekans uzayına ait yeni bir özellik çıkartma yöntemi önerilmiştir. Bu 4 gruba ait öznitelikler, Wrapper tabanlı öznitelik seçme algoritması kullanılarak hibrit alt öznitelik kümeleri oluşturulmuştur. Hibrit alt öznitelik kümeleri ile temel öğrenicileri MLP ve RF, meta öğrenicisi LR (Lineer Regresyon) sınıflandırıcıları kullanılarak oluşturulan Topluluk Öğrenme tabanlı bir yöntem önerilmiş ve daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Topluluk Öğrenme tabanlı, önerilen yeni kategori bazlı aritmi sınıflandırma yönteminin ortalama başarımlar değerleri; doğruluk %99,88, duyarlılık %99,08, keskinlik %99,94 ve pozitif öngörü %99,08 olarak elde edilmiştir. Topluluk Öğrenme tabanlı, önerilen yeni hasta bazlı aritmi sınıflandırma yönteminin ortalama başarımlar değerleri; doğruluk %99,72, duyarlılık %99,30, keskinlik %99,83 ve pozitif

öngörü %99,30 olarak elde edilmiştir. Böylece, önerilen yöntem literatürdeki çalışmalar ile aynı aralıkta ve daha yüksek bir başarımla sonuç vermektedir.

Bu tez çalışması gelecekte, önerilen yöntemin başarımlarını daha da artırarak, eğitim ve test için daha çeşitli EKG kayıtları içeren veri tabanları kullanarak ve önerilen yöntemi uygun bir donanım ve yazılım platformu üzerinde uygulayarak geliştirilebilir. Bu geliştirilecek platform, sağlık hizmetleri alanında, doktor, hemşire ve hasta bakıcılara otomatik bir aritmi teşhis çözümü sunabilir.

Bu tez çalışmasının, aritmili kalp atımlarının tespiti için EKG işaretini analiz ederek aşağıdaki çalışmalar ışığında literatüre yapılan katkıları sunulmuştur;

1. EKG işareti, Raspberry Pi tek kartlı bilgisayar ile e-sağlık algılayıcı kartı (e-health sensor shield) kullanılarak ölçülür. Ölçülen EKG verileri bilgisayara alınır ve Matlab ortamında KHD değeri elde etmek için işlenir. Pan-Tompkins QRS tespit algoritması KHD'yi bulmak için kullanılır [62].

2. Web tabanlı kablosuz EKG ölçüm ve kayıt sistemi gerçekleştirilmiştir. Bir e-sağlık uygulaması olarak tasarlanan bu sistem, portatif, tümleşik, kullanımı kolay, kullanıcı dostu ve gerçek zamanlı olma özellikleriyle kullanıma hazırdır. Bu çalışma ile sağlık çalışanlarının, hastaları teşhis ve tedavi sürecinde daha iyi takip etmeleri amaçlanmıştır [105].

3. ARM tabanlı işlemciye sahip olan ve yaygın olarak kullanılan Tek Kart Bilgisayar (TKB) geliştirme kartları incelenmiştir. TKB'ler ile ilgili özellikler verilmiştir. Yapılan çalışmada, daha önce gerçekleştirdiğimiz TKB tabanlı uygulamalar özetlenerek anlatılmıştır [106].

4. Yapılan çalışmada, EKG kayıtları MIT-BIH AVT elde edilmiştir. Zaman uzayı KHD metrikleri kullanılarak kNN sınıflayıcı ile sınıflandırma yapılmıştır. Sekiz hastaya ait EKG kayıtları kullanılarak aritmi var ya da yok tespiti yapılmıştır. Başarım ölçütü olarak ROC değeri kullanılmıştır ve %94,01 gibi yüksek bir değer elde edilmiştir [107].

5. EKG işaretindeki gürültüleri araştıran ve bu gürültüleri önlemek için [89] çalışmadaki gürültü giderici bir sistem önerilmiştir.

6. EKG işaretindeki QRS kompleksi bileşenlerini bulan [63] çalışmadaki yöntem geliştirilmiştir. Ayrıca bu yöntem geliştirilerek P ve T dalgasının başlangıç, bitiş ve tepe konumlarını tahmini olarak bulan ek bir yöntem geliştirilerek bu tezdeki öznitelikler hesaplanırken bu yeni yöntem de kullanılmıştır.

7. Frekans uzayında, EKG işaretinden öznitelik çıkartma yöntemi olarak AFD-GSY yöntemi önerilmiştir. Bu önerilen yeni yöntemde, EKG işareti yapısına uygun bir bölütleme penceresi oluşturulmuştur. Her bir bölüte hanning penceresi uygulanmıştır. Daha sonra, bu bölütlerin FFT ve PSD'si alınarak yeni öznitelikler elde edilmiştir.

8. EKG işaretine ait öznitelikler dört farklı yöntem kullanılarak elde edilmiştir. Bu özniteliklerin Wrapper tabanlı öznitelik seçme algoritması yardımıyla en etkili olanları seçilerek öznitelik alt grupları oluşturulmuştur.

9. Geleneksel sınıflandırıcılar olan, kNN, C4.5, MLP, RF ve SVM gibi 5 temel sınıflandırıcı kullanılarak seçilen öznitelikler ile aritmi sınıflandırma yöntemi doğrulanmıştır.

10. Önerilen sınıflandırıcı olarak temel öğrencileri MLP ve RF, meta öğrencisi LR olan Topluluk Öğrenme yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen yöntem, öznitelik alt grupları kullanılarak eğitilmiş ve test edilerek başarımı hem geleneksel sınıflandırıcılar ile hem de literatürdeki benzer çalışmalar ile karşılaştırılarak daha yüksek başarımlarına ulaşıldığı görülmüştür.

11. EKG işaretinin tek derivasyonu kullanılarak, gürültü giderme, önemli noktaların konumlarının saptanması, özniteliklerin çıkartılması ve en uygunlarının seçilmesi, Topluluk Öğrenme tabanlı aritmili kalp atımlarını sınıflandıran bir yöntem önerilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] World Health Organization (WHO), Cardiovascular diseases (CVDs), <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/>. (Ziyaret Tarihi 19 Mart 2018).
- [2] Ceylan R., Özellik Çıkarma Teknikleri Ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Bir Tele-Kardiyoloji Sistem Tasarımı, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 2009, 237341.
- [3] İşler Y., Konjestif Kalp Yetmezliğinde Kalp Hızı Değişkenliği İndislerinin Çeşitli Varyasyonlarının Etkilerinin Ayrıntılı Analizi, Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2009, 276547.
- [4] Kutlu Y., Modelden Bağımsız Yöntemler Kullanılarak EEG Ve EKG İçindeki anormal Örüntülerin Çok Katlı Sınıflandırılması, Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2010, 283699.
- [5] Özdemir A. T., Erken Ventriküler Kasılmalarda YSA Tabanlı Bir Sınıflandırıcının FPGA İle Gerçekleştirilmesi, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 2010, 276763.
- [6] Okkesim Ş., Koroner Anjiyografide Stres Ve Anksiyetenin Fizyolojik Parametreler İle Tespiti, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 2011, 317993.
- [7] Yıldız A., EEG Ve EKG İşaretlerinden Örüntü Tanıma Uygulamaları Ve Karşılaştırılması, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 2011, 287069.
- [8] Zeybekoğlu S., Yapay Sinir Ağlarıyla EKG Aritmi Sınıflandırması, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2009, 255847.
- [9] Bilgin G., Kalp Hızı Değişkenliğinin Spektral Kestirim Metotları Kullanılarak Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2009, 245165.
- [10] Özcan N. Ö., EKG Analizinde Bulanık Destek Vektör Makinesi Yaklaşımı, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2010, 252594.

- [11] Özcan N. Ö., EKG Analizinde Bulanık Destek Vektör Makinesi Yaklaşımı, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2010, 252594.
- [12] Günay İ., Ventriküler Geç Potansiyellerin (VGP) İşlenmesi Ve Tanıyımında Deneme Tabanlı Kip Ayrıştırma Ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemlerinin Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2013, 335552.
- [13] Mete S., EKG Sinyallerinin Doğrusal Olmayan Süzgeçler Yardımıyla Gürültüden Arındırılması, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 2010, 256456.
- [14] Yücelbaş Ş., Hibrit Sınıflayıcılar Kullanarak Kalpteki Ritim Bozukluklarının Teşhisi, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 2013, 346451.
- [15] Sakarya C., Dalgacık Dönüşümü İle R Tepesi Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana, 2013, 327137.
- [16] Yazdani S., Vesin JM., Extraction of QRS fiducial points from the ECG using adaptive mathematical morphology, *Digital Signal Processing*, 2016, **56**, 100–109.
- [17] Sharma L. D., Sunkaria R. K., A robust QRS detection using novel pre-processing techniques and kurtosis based enhanced efficiency, *Measurement*, 2016, **87**, 194–204.
- [18] Mourad K., Fethi B. R., Efficient automatic detection of QRS complexes in ECG signal based on reverse biorthogonal wavelet decomposition and nonlinear filtering, *Measurement*, 2016, **94**, 663–670.
- [19] Farashi S., A multiresolution time-dependent entropy method for QRS complex detection, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, **24**, 63–71.
- [20] Castells-Rufas D., Carrabina J., Simple real-time QRS detector with the MaMeMi filter, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, **21**, 137–145.
- [21] Yochum M., Renaud C., Jacquir S., Automatic detection of P, QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, **25**, 46–52.
- [22] Zidelmal Z., Amirou A., Ould-Abdeslam D., Moukadem A., QRS detection using S-Transform and Shannon energy, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014, **116**, 1–9.

- [23] Li H., Wang X., Chen L., Denoising and R-Peak Detection of Electrocardiogram Signal Based on EMD and Improved Approximate Envelop, *Circuits Syst Signal Process*, 2014, **33**, 1261–1276.
- [24] Elgendi M., Fast QRS Detection with an Optimized Knowledge-Based Method: Evaluation on 11 Standard ECG Databases, *Plos One*, 2013, **8**, 1-18.
- [25] Dohare A. K., Kumar V., Kumar R., An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram, *Computers and Electrical Engineering*, 2014, **40**, 1717–1730.
- [26] Zhang C. F., Bae T. W., VLSI Friendly ECG QRS Complex Detector for Body Sensor Networks, *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2012, **2**, 52-59.
- [27] Jung W. H., Lee S. G., An R-peak detection method that uses an SVD filter and a search back system, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, **108**, 1121–1132.
- [28] Plesnik E., Malgina O., Tasic J. F., Zajc M., Detection of the electrocardiogram fiducial points in the phase space using the euclidian distance measure, *Medical Engineering and Physics*, 2012, **34**, 524–529.
- [29] Luigi Y. D. M., Chiari L., A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit integer online processing, *Biomedical Engineering Online*, 2011, **10**, 1-19.
- [30] Ghaffari A., Homaeinezhad M. R., Khazraee M., Daevaiha M. M., Segmentation of Holter ECG Waves Via Analysis of a Discrete Wavelet-Derived Multiple Skewness–Kurtosis Based Metric, *Annals of Biomedical Engineering*, 2010, **38**, 1497–1510.
- [31] Wei H., Li H., Tan J., Body Sensor Network Based Context-Aware QRS Detection, *Journal of Signal Processing Systems*, 2012, **67**, 93–103.
- [32] Ghaffari A., Homaeinezhad M. R., Atarod M., Akraminia M., Parallel processing of ECG and blood pressure waveforms for detection of acute hypotensive episodes: a simulation study using a risk scoring model, *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2010, **13**, 197–213.
- [33] Adnane M., Jiang Z., Choi S., Development of QRS detection algorithm designed for wearable cardiorespiratory system, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2009, **93**, 20–31.

- [34] Cvikl M., Jager F., Zemva A., Hardware Implementation of a Modified Delay-Coordinate Mapping-Based QRS Complex Detection Algorithm, *Journal on Advances in Signal Processing*, 2007, **57286**, 1-13.
- [35] Chen S. W., Chen H. C., Chan H. L., A real-time QRS detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, **82**, 187–195.
- [36] Martinez J. P., Almeida R., Olmos S., Rocha A. P., Laguna P., A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**, 570–581.
- [37] Benitez D. S., Gaydecki P. A., Zaidi A., Fitzpatrick A. P., A new QRS detection algorithm based on the Hilbert transform, *IEEE Computers in Cardiology*, 2000, **27**, 379–382.
- [38] Hamilton P. S., Tompkins W. J., Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1986, **33**, 1157–1165.
- [39] Pan J., Tompkins W. J., A real-time QRS detection algorithm, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985, **32**, 230–236.
- [40] De Chazal P., O'Dwyer M., Reilly R. B., Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(7), 1196-1206.
- [41] Chen S., Hua W., Li Z., Li J., Gao X., Heartbeat classification using projected and dynamic features of ECG signal, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, **31**, 165-173.
- [42] Park J., Kang M., Gao J., Kim Y., Kang K., Cascade Classification with Adaptive Feature Extraction for Arrhythmia Detection, *Journal of Medical Systems*, 2017, **41**(1), 1-12.
- [43] Raj S., Ray K. C., Shankar O., Cardiac arrhythmia beat classification using DOST and PSO tuned SVM, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2016, **136**, 163-177.
- [44] Afkhami R. G., Azarnia G., Tinati M. A., Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals, *Pattern Recognition Letters*, 2016, **70**, 45-51.
- [45] Thomas M., Das M. K., Ari S., Automatic ECG arrhythmia classification using dual tree complex wavelet based features, *International Journal of Electronics and Communications*, 2015, **69**(4), 715-721.

- [46] Ebrahimzadeh A., Shakiba B., Khazaei A., Detection of electrocardiogram signals using an efficient method, *Applied Soft Computing*, 2014, **22**, 108-117.
- [47] Wang J. S., Chiang W. C., Hsu Y. L., Yang Y. T. C., ECG arrhythmia classification using a probabilistic neural network with a feature reduction method, *Neurocomputing*, 2013, **116**, 38-45.
- [48] Martis R. J., Acharya U. R., Mandana K. M., Ray A. K., Chakraborty C., Cardiac decision making using higher order spectra, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, **8**(2), 193-203.
- [49] Ye C., Kumar B. V., Coimbra M. T., Heartbeat classification using morphological and dynamic features of ECG signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(10), 2930-2941.
- [50] Huang H. F., Hu G. S., Zhu L., Sparse representation-based heartbeat classification using independent component analysis, *Journal of Medical Systems*, 2012, **36**(3), 1235-1247.
- [51] Wen C., Lin T. C., Chang K. C., Huang C. H., Classification of ECG complexes using self-organizing CMAC, *Measurement*, 2009, **42**(3), 399-407.
- [52] Osowski S., Hoai L. T., Markiewicz T., Support vector machine-based expert system for reliable heartbeat recognition, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(4), 582-589.
- [53] Lagerholm M., Peterson C., Braccini G., Edenbrandt L., Sornmo L., Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing map, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000, **47**(7), 838-848.
- [54] Rajesh K. N., Dhuli R., Classification of imbalanced ECG beats using re-sampling techniques and AdaBoost ensemble classifier, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, **41**, 242-254.
- [55] Fatin E. A., Salim N., Harris A. R., Swee T. T., Ahmed, T., Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals, *Computer methods and programs in biomedicine*, 2016, **127**, 52-63.
- [56] Silverthorn D. U., Ober W. C., Garrison C. W., Silverthorn A. C., Johnson B. R., *Human Physiology: An Integrated Approach*, Pearson/ Benjamin Cummings, San Francisco, 2009.
- [57] Baltazar R. F., *Basic And Bedside Electrocardiography*, 2nd ed., Lippincott, Baltimore, 2012.

- [58] Hall J. E., *Guyton And Hall Textbook Of Medical Physiology*, 12th ed., Saunders Elsevier, Philadelphia, 2011.
- [59] Malmivuo J., Plonsey R., *Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*, 1st ed., Oxford University Press, New York, 1995.
- [60] Sherwood L., *Human physiology: from cells to systems*, 9th ed., Cengage Learning, Boston, 2016.
- [61] Despopoulos A., Silbernagl S., *Color atlas of physiology*, 7th ed., Thieme, New York, 2003.
- [62] Yakut Ö., Solak S., Bolat E. D., Measuring ECG Signal Using e-Health Sensor Platform. *International Conference on Chemistry, Biomedical and Environment Engineering*, Antalya, Turkey, 07-08 October 2014.
- [63] Yakut Ö., Bolat E. D., An Improved QRS Complex Detection Method Having Low Computational Load, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, **42**, 230-241.
- [64] Şentürk H., Yakut Ö., Bolat E. D., Development Of A Mobile Application Based Health Tracking System, *Global Journal Of Advanced Engineering Technologies And Sciences*, 2018, **5(2)**, 14-19.
- [65] Katz A. M., Silbernagl S., *Physiology of the Heart*, Lippincott Williams & Wilkins, Philadelphia, 2010.
- [66] Clifford G. D., Azuaje F., McSharry P., *Advanced Methods And Tools For ECG Data Analysis*, 1st ed., Artech House, Norwood, 2006.
- [67] Morton P. G., Fontaine D., Hudak C. M., Gallo B. M., *Critical Care Nursing: A Holistic Approach*, 10th ed., Lippincott Williams & Wilkins, Burlington, 2013.
- [68] Goldberger A. L., Goldberger Z. D., Shvilkin A., *Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach*, 4th ed., Elsevier Health Sciences, Baltimore, 2018.
- [69] Sörnmo L., Laguna P., *Bioelectrical Signal Processing In Cardiac And Neurological Applications*, 1st ed., Elsevier Academic Press, Baltimore, 2005.
- [70] ANSI/AAMI EC57:1998, Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segment Measurement Algorithms, *American National Standard Institute / Association for the Advancement of Medical Instrumentation*, Arlington, 1999.

- [71] Moody G. B., Mark R.G., The impact of the MIT-BIH arrhythmia database, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2001, **20**(3), 45–50.
- [72] Chee J., Seow S. C., The Electrocardiogram, Editors: Acharya R., Krishnan S. M., Spaan J. A., Suri J. S., *Advances in cardiac signal processing*, Springer, Berlin, 1-53, 2007.
- [73] Mark R. G., *Clinical Eelectrocardiography And Arrhythmias*, Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, HST-542J, 1-68,2004.
- [74] Jenkins R. D., Gerred S. J., *ECGs by Example*, Elsevier Churchill Livingstone, Edinburgh, 2011.
- [75] Crawford M. H., DiMarco J. P., Paulus W. J., *Cardiology*, Mosby, Philadelphia , 2009.
- [76] Zadeh L. A., Fuzzy Logic Neural Networks and Soft Computing, *Communication of the ACM*, 1994, **37**, 77-84.
- [77] Saeedi S., El-Sheimy N., Activity recognition using fusion of low-cost sensors on a smartphone for mobile navigation application, *Micromachines*, 2015, **6**(8), 1100-1134.
- [78] Jain A. K., Duin R. P. W., Mao J., Statistical pattern recognition: A review, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2000, **22**(1), 4-37.
- [79] Coşkun C., Veri Madenciliği Algoritmaları Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi , Dicle Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır, 2010, 0041501.
- [80] Ekinci E., Elektronik Postaların Adli Analizinde Yazar Analizi Tekniklerinin Kullanılması, Yüksek Lisans Tezi , Gebze Yüksek Teknik Enstitüsü, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2013, 334457.
- [81] Akı M.O., Sürücü Uykululuğunun Gerçek Zamanlı Görüntü İşleme ve Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Tespitine Yönelik Bir Sistem Tasarımı ve Uygulaması, Doktora Tezi , Trakya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Edirne, 2017, 469084.
- [82] Alpaydın E., *Introduction to Machine Learning*, The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2014.
- [83] Timuş O., Uykuda solunum bozukluklarının teşhisi ve sınıflandırılmasının yumuşak hesaplama algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmesi, Doktora Tezi , Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2015, 392794.

- [84] Cortes C., Vapnik V., *Support vector Networks*, Editor: Saitta L., Machine learning, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1995.
- [85] Meyer D., Wien F. T., Support vector machines, *R News*, 2001, **1**(3), 23-26.
- [86] Steinwart I., Christmann A., *Support vector machines*, Springer-Verlag, New York, 2008.
- [87] Liu H., Gegov A., Cocea, M., Hybrid ensemble learning approach for generation of classification rules. *In Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, Guangzhou, China, 13-16 December 2015.
- [88] Wolpert D. H., Stacked Generalization, *Neural Networks*, 1992, **5**(2), 241-259.
- [89] Yakut Ö., Solak S., Bolat E.D., EKG işaretindeki gürültülerin temizlenmesi için IIR tabanlı sayısal filtre tasarımı, *Politeknik Dergisi*, 2018, **21**(1), 173-181.
- [90] Kohavi R., A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection, *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Montreal, Canada, 20-25 January 1995.
- [91] Liu H., Motoda H., *Feature selection for knowledge discovery and data mining*, Kluwer Academic Publishers, Springer US, 1998.
- [92] Timuş O., Bolat E. D., k-NN-based classification of sleep apnea types using ECG, *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 2017, **25**(4), 3008-3023.
- [93] Takhor N. V., Gramatikov B., Sherman D., Wavelet (time-scale) analysis in biomedical signal processing, Editor: Bronzino J. D., *The Biomedical Engineering Handbook*, 3rd ed., CRC Press, New York, 85-110, 2006.
- [94] Tompkins W. J., *Biomedical digital signal processing: C-language examples and laboratory experiments for the IBM PC*, Prentice Hall, New Jersey, 1993.
- [95] Iyengar N., Peng C. K., Morin R., Goldberger A. L., Lipsitz L. A., Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics, *American Journals Physiology*, 1996, **271**, 1078-1084.
- [96] Moody G. B., Muldrow W. E., Mark R. G., A noise stress test for arrhythmia detectors, *Computers in Cardiology*, 1984, **11**, 381-384.
- [97] Laguna P., Mark R. G., Goldberger A. L., Moody G. B., A Database for Evaluation of Algorithms for Measurement of QT and Other Waveform

Intervals in the ECG, *Computers in Cardiology*, 1997, **24**, 673-676.

- [98] Taddei A., Distante G., Emdin M., Pisani P., Moody G. B., Zeelenberg C., Marchesi C., The European ST-T Database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography, *European Heart Journal*, 1992, **13**, 1164-1172.
- [99] Semmlow J. L., *Biosignal and Biomedical Image Processing: MATLAB Based Applications*, Marcel Dekker Inc., New York, USA, 2004.
- [100] Mark R., Moody G., MIT-BIH Arrhythmia Database, <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. (Ziyaret Tarihi 01 Mart 2018).
- [101] Moody G. B., Mark R. G., Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis programing, *Computers in Cardiology*, 1982, **4**, 39-44.
- [102] Witten I. H., Frank E., Hall M. A., Pal C. J., *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, Burlington US, 2016.
- [103] Luz E. J. D. S., Schwartz W. R., Cámara-Chávez G., Menotti D., ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey, *Computer methods and programs in biomedicine*, 2016, **127**, 144-164.
- [104] Inan O. T., Giovangrandi L., Kovacs G. T., Robust neural-network-based classification of premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(12), 2507-2515.
- [105] Yakut Ö., Solak S., Bolat E.D., Implementation of a Web-Based Wireless ECG Measuring and Recording System, *World Academy Science Engineering and Technology International Journal of Electrical Computer Energetic Electronic and Communication Engineering*, 2015, **9**(10), 1105-1108.
- [106] Solak S., Yakut Ö., Bolat E.D., Yaygın Kullanılan ARM Tabanlı Tek Kart Bilgisayar Sistemleri ve Kullanım Alanları, *El Cezeri Bilim ve Mühendislik Dergisi*, 2017, **4**(1), 11-24.
- [107] Yakut Ö., Timuş O., Bolat E.D., HRV Analysis Based Arrhythmic Beat Detection using kNN Classifier, *World Academy Science Engineering and Technology International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering*, 2016, **10**(2), 60-63.

KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER

- [1] **Yakut Ö.**, Bolat E.D., An Improved QRS Complex Detection Method Having Low Computational Load, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, **42**, 230-241.
- [2] **Yakut Ö.**, Solak S., Bolat E.D., EKG işaretindeki gürültülerin temizlenmesi için IIR tabanlı sayısal filtre tasarımı, *Politeknik Dergisi*, 2018, **21**(1), 173-181.
- [3] Şentürk H., **Yakut Ö.**, Bolat E. D., Development Of A Mobile Application Based Health Tracking System, *Global Journal Of Advanced Engineering Technologies And Sciences*, 2018, **5**(2), 14-19.
- [4] Solak S., **Yakut Ö.**, Bolat E.D., Yaygın Kullanılan ARM Tabanlı Tek Kart Bilgisayar Sistemleri ve Kullanım Alanları, *El Cezeri Bilim ve Mühendislik Dergisi*, 2017, **4**(1), 11-24.
- [5] **Yakut Ö.**, Timuş O., Bolat E.D., HRV Analysis Based Arrhythmic Beat Detection using kNN Classifier, *World Academy Science, Engineering and Technology International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering*, 2016, **10**(2), 60-63.
- [6] **Yakut Ö.**, Solak S., Bolat E.D., Implementation of a Web-Based Wireless ECG Measuring and Recording System, *World Academy Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical Computer Energetic Electronic and Communication Engineering*, 2015, **9**(10), 1105-1108.
- [7] **Yakut Ö.**, Solak S., Bolat E. D., Measuring ECG Signal Using e-Health Sensor Platform. *International Conference on Chemistry Biomedical and Environment Engineering*, Antalya, Turkey, 07-08 October 2014.

ÖZGEÇMİŞ

1982 yılında Kocaeli'nin İzmit ilçesinde doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimlerini Kocaeli'de tamamladı. 2004 yılında girdiği Kocaeli Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Bölümü Bilgisayar Öğretmenliği Programı'ndan 2008 yılında mezun oldu. 2012 yılında Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalından yüksek lisans eğitimini tamamlayarak mezun oldu. 2013 yılından bu yana Kocaeli Üniversitesi Bilgi İşlem Daire Başkanlığı'nda yazılımcı olarak çalışmaktadır. 2013 yılından beri Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalında doktora eğitimine devam etmektedir.

