



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

DOKTORA TEZİ

**HERMITIAN TRANSFORM TABANLI YÖNTEMLERLE
SAYISAL İŞARETLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

**Yük.Müh. Olcay AKBULUT KURUŞ
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Danışman
Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN**

Temmuz, 2011

İSTANBUL



**İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

DOKTORA TEZİ

**HERMITIAN TRANSFORM TABANLI YÖNTEMLERLE
SAYISAL İŞARETLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ**

**Yük.Müh. Olcay AKBULUT KURUŞ
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Danışman
Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN**

Temmuz, 2011

İSTANBUL

Bu çalışma 28/09/2011 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Elektrik-Elektronik Mühendisliği programında Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi



Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN (Danışman)
İstanbul Aydın Üniversitesi
Mühendislik-Mimarlık Fakültesi



Prof. Dr. Mukden UĞUR
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Prof.Dr. Sedef KENT
İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik- Elektronik Mühendisliği Fakültesi



Prof.Dr. Aydın AKAN
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Prof.Dr. Serhat ŞEKER
İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik- Elektronik Mühendisliği Fakültesi

ÖNSÖZ

Lisansüstü eğitimime başladığım andan itibaren desteğini hissettiren çok değerli hocam Prof.Dr. Osman Nuri UÇAN'a sonsuz saygılarımı ve teşekkürlerimi sunuyorum.

Her koşulda daima yanımda olan sevgili aileme ve yardımlarını esirgemeyen çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Temmuz, 2011

Olca AKBULUT KURUŞ

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ	v
TABLO LİSTESİ	vii
SEMBOL LİSTESİ	ix
ÖZET	x
SUMMARY	xi
1. GİRİŞ	1
2. GENEL KISIMLAR	3
2.1. ELEKTROKARDİYOGRAM	3
2.2. EKG OLUŞUMUNDA HÜCRESEL SÜREÇ	3
2.3. DERİVASYONLAR	5
2.3.1. Göğüs Derivasyonları	7
2.3.2. EKG Kağıdı	7
2.4. EKG KARAKTERİSTİKLERİ	9
2.4.1. Atım Hızı	9
2.4.2. EKG Kaydında Görülen Bölümler	10
2.4.2.1. P Dalgası	10
2.4.2.2. P-R Aralığı	10
2.4.2.3. P-R Segmenti	11
2.4.2.4. QRS Dalgası	11
2.4.2.5. ST Segmenti	12
2.4.2.6. T Dalgası	12
2.5. ELEKTROKARDİYOGRAM TEST VERİTABANI	13
2.6. ARİTMİ	14
2.6.1. Aritmi Sezimi	15
2.6.2. Çalışmada İncelenen Aritmiler	15

2.6.3. Atrial Erken Atım (APC)	15
2.6.4. Erken Ventriküler Atım (PVC)	16
2.6.5. Sağ Dal Bloğu (RBBB)	17
2.6.6. Sol Dal Bloğu (LBBB)	17
2.7. ATIM (QRS) SEZİMİ.....	18
2.8. PAN TOMPKINS ALGORİTMASI	20
2.8.1. Alçak Geçiren Filtre	21
2.8.2. Yüksek Geçiren Filtre	22
2.9. FİLTRE BANKASI İLE QRS SEZİMİ	26
2.9.1. Filtre Bankası İle Elde Edilen Sezim Sonuçları	32
2.9.2. QRS Seziminden Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırması.....	33
2.9.3. 100 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	33
2.9.4. 106 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	34
2.9.5. 109 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	35
2.9.6. 111 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	36
2.9.7. 114 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	37
2.9.8. 116 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	38
2.9.9. 118 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	39
2.9.10. 119 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	40
2.9.11. 202 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	41
2.9.12. 205 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	41
2.9.13. 207 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	42
2.9.14. 209 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	43
2.9.15. 210 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	43
2.9.16. 212 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	44
2.9.17. 213 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	45
2.9.18. 214 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	45
2.9.19. 219 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	46
2.9.20. 220 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	47
2.9.21. 221 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	48
2.9.22. 222 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	48
2.9.23. 223 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	49
2.9.24. 228 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	50
2.9.25. 230 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	50
2.9.26. 231 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	51
2.9.27. 232 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	52
2.9.28. 233 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	52
2.9.29. 234 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları	53
2.10. HERMİTE FONKSİYONLARI.....	55
2.10.1. Sürekli Zaman Hermite Fonksiyonları	55
2.10.2. Ayrık Hermite Fonksiyonları.....	56
2.11. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	63
2.11.1 Biyolojik Sinir Ağları	63
2.11.2 Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	65
2.11.3 Aktivasyon Fonksiyonları	67
2.11.4. Birim Basamak Fonksiyonu	67

2.11.5. Eşik Fonksiyonu	68
2.11.6. Sigmoid Fonksiyonu.....	69
2.11.7. Yapay Sinir Ağ Yapıları	70
2.11.8. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	70
2.11.9. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme.....	71
2.11.10. En Küçük Kareler Yöntemi	71
2.11.11. En Dik İniş (Steepest Descent) Algoritması	72
2.11.12. Geriye Doğru Yayılım (Back-Propagation) Algoritması.....	74
2.11.13. Geriye Doğru Yayılım Algoritmasına Momentum Eklenmesi	78
3. MALZEME VE YÖNTEM	80
3.1. EĞİTİM VE TEST VERİLERİNİN HAZIRLANMASI	80
3.2. ÖZELLİK VEKTÖRLERİNİN ÇIKARILMASI.....	82
4. BULGULAR	86
4.1. 5 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR.....	86
4.2. 10 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR.....	89
4.3. 15 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR.....	90
4.4. 20 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR.....	91
4.5. 20 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR.....	93
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	96
KAYNAKLAR	99
ÖZGEÇMİŞ	102

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1	: Kalp hücrelerinin ateşleme sırasında elektriksel seviyeleri	4
Şekil 2.2	: Einthoven üçgeni	6
Şekil 2.3	: Yatay ve düşey düzlemdeki 6 derivasyonun kalbe göre açıları	6
Şekil 2.4	: Göğüs derivasyonlarının yerleşimi	7
Şekil 2.5	: EKG kağıdı	8
Şekil 2.6	: P, Q, R, S, T dalgaları.....	8
Şekil 2.7	: Kalp atım hızının hesaplanması	9
Şekil 2.8	: Sinüs aritmisi.....	10
Şekil 2.9	: P-R aralığı.....	11
Şekil 2.10	: P-R segmenti	11
Şekil 2.11	: QRS dalgası.....	12
Şekil 2.12	: S-T segmenti	12
Şekil 2.13	: T dalgası	13
Şekil 2.14	: EKG kaydı üzerinde görülen APC atımı.....	16
Şekil 2.15	: EKG kaydı üzerinde görülen PVC kaydı	16
Şekil 2.16	: Sağ dal bloğu.....	17
Şekil 2.17	: Sol dal bloğu.....	18
Şekil 2.18	: 100 no'lu kayıttan alınan orijinal işaret	19
Şekil 2.19	: 100 no'lu kayıttan alınan gürültüden arındırılmış işaret.....	20
Şekil 2.20	: Pan-Tompkins algoritmasının adımları	20
Şekil 2.21	: Alçak geçiren filtrenin genlik cevabı	21
Şekil 2.22	: Alçak geçiren filtrenin faz cevabı	22
Şekil 2.23	: Yüksek geçiren filtrenin genlik cevabı.....	23
Şekil 2.24	: Yüksek geçiren filtrenin faz cevabı.....	23
Şekil 2.25	: Türev alıcı çıkışında elde edilen işaret.....	24
Şekil 2.26	: Kare alıcı çıkışında elde edilen işaret.....	24
Şekil 2.27	: Integral çıkışında elde edilen işaret.....	25
Şekil 2.28	: QRS sezimi için kullanılan filtre bankası.....	27
Şekil 2.29	: 1. filtrenin impuls cevabı.....	28
Şekil 2.30	: 2. filtrenin impuls cevabı.....	28
Şekil 2.31	: 3. filtrenin impuls cevabı.....	29
Şekil 2.32	: 4. filtrenin impuls cevabı.....	29
Şekil 2.33	: 5. filtrenin impuls cevabı.....	29
Şekil 2.34	: Filtre bankası blok diyagramı.....	31
Şekil 2.35	: 100 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	34
Şekil 2.36	: 106 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	35
Şekil 2.37	: 109 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	36
Şekil 2.38	: 111 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	37
Şekil 2.39	: 114 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	38
Şekil 2.40	: 116 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	39

Şekil 2.41	: 118 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	40
Şekil 2.42	: 119 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	40
Şekil 2.43	: 202 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	41
Şekil 2.44	: 205 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	42
Şekil 2.45	: 207 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	42
Şekil 2.46	: 209 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	43
Şekil 2.47	: 210 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	44
Şekil 2.48	: 212 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	44
Şekil 2.49	: 213 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	45
Şekil 2.50	: 214 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	46
Şekil 2.51	: 219 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	47
Şekil 2.52	: 220 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	47
Şekil 2.53	: 221 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	48
Şekil 2.54	: 222 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	49
Şekil 2.55	: 223 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	49
Şekil 2.56	: 228 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	50
Şekil 2.57	: 230 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	51
Şekil 2.58	: 231 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	51
Şekil 2.59	: 232 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	52
Şekil 2.60	: 233 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	53
Şekil 2.61	: 234 no'lu kayıttan elde edilen QRS sezim sonuçları	53
Şekil 2.62	: $\sigma=1$ için $n=128$ örnek üzerinden elde edilen Hermite fonksiyonları ..	56
Şekil 2.63	: $\sigma = 1$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu	58
Şekil 2.64	: $\sigma = 6$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu	59
Şekil 2.65	: $\sigma = 2$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu	59
Şekil 2.66	: $\sigma = 1$ ve 5 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret	61
Şekil 2.67	: $\sigma = 1$ ve 50 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret	61
Şekil 2.68	: $\sigma = 2$ ve 5 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret	62
Şekil 2.69	: $\sigma = 2$ ve 50 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret	62
Şekil 2.70	: Nöronun yapısı ve bağlantıları	64
Şekil 2.71	: Nöronun matematiksel modellenmesi	65
Şekil 2.72	: Tek katmanlı yapay sinir ağı	66
Şekil 2.73	: Yapay sinir ağlarının aktivasyon fonksiyonuna göre sınıflandırılması	67
Şekil 2.74	: Birim basamak fonksiyonu	67
Şekil 2.75	: Unipolar eşik fonksiyonu	68
Şekil 2.76	: Bipolar eşik fonksiyonu	68
Şekil 2.77	: Binary sigmoid fonksiyonu	69
Şekil 2.78	: Bipolar sigmoid fonksiyonu	69
Şekil 2.79	: Çok katmanlı yapay sinir ağı	74
Şekil 3.1	: 0.09 Hz kesim frekansına sahip alçak geçiren filtrenin karakteristiği	81
Şekil 3.2	: 30 Hz kesim frekansına sahip yüksek geçiren filtrenin karakteristiği	81
Şekil 3.3	: Hermite dönüşümü için analiz aralığının belirlenmesi	82
Şekil 3.4	: APC atımları için Rprem değerinin değişimi	83
Şekil 3.5	: Normalize hata değerinin σ değerine göre değişimi	84
Şekil 3.6	: Atım sınıflandırma algoritmasının blok şeması	85
Şekil 4.1	: Değişik sayıda Hermite fonksiyonu ve gizli düğüm kullanılarak elde edilen TP başarımları	94
Şekil 4.2	: Değişik sayıda Hermite fonksiyonu ve gizli düğüm kullanılarak elde edilen FP başarımları	95

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1	: MIT-BIH veritabanında bulunan atımlar için kullanılan işaretler ..	13
Tablo 2.2	: Filtre bankası yöntemiyle elde edilen QRS sezim sonuçları.....	32
Tablo 2.3	: 100'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	34
Tablo 2.4	: 106'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	35
Tablo 2.5	: 109'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	36
Tablo 2.6	: 111'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	37
Tablo 2.7	: 114'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	38
Tablo 2.8	: 116'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	39
Tablo 2.9	: 118'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	40
Tablo 2.10	: 119'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	41
Tablo 2.11	: 202'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	41
Tablo 2.12	: 205'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	42
Tablo 2.13	: 207'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	43
Tablo 2.14	: 209'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	43
Tablo 2.15	: 210'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	44
Tablo 2.16	: 212'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	45
Tablo 2.17	: 213'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	45
Tablo 2.18	: 214'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	46
Tablo 2.19	: 219'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	47
Tablo 2.20	: 220'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	48
Tablo 2.21	: 221'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	48
Tablo 2.22	: 222'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	49
Tablo 2.23	: 223'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	50
Tablo 2.24	: 228'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	50
Tablo 2.25	: 230'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	51
Tablo 2.26	: 231'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	52
Tablo 2.27	: 232'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	52
Tablo 2.28	: 233'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	53
Tablo 2.29	: 234'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması	54
Tablo 4.1	: 5 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar ..	86
Tablo 4.2	: 5 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar ..	87
Tablo 4.3	: 5 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar ..	87
Tablo 4.4	: 5 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar ..	87
Tablo 4.5	: 10 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	89
Tablo 4.6	: 10 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	89
Tablo 4.7	: 10 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	89
Tablo 4.8	: 10 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	90
Tablo 4.9	: 15 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	90
Tablo 4.10	: 15 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	90

Tablo 4.11	: 15 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	91
Tablo 4.12	: 15 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	91
Tablo 4.13	: 20 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	91
Tablo 4.14	: 20 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	92
Tablo 4.15	: 20 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	92
Tablo 4.16	: 20 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	92
Tablo 4.17	: 25 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	93
Tablo 4.18	: 25 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	93
Tablo 4.19	: 25 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	93
Tablo 4.20	: 25 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar	94

SEMBOL LİSTESİ

H(z)	: z- düzleminde transfer fonksiyonu
y(n)	: Ayrık zaman düzleminde çıkış işareti
x(n)	: Ayrık zaman düzleminde giriş işareti
RR_{AVG1}	: Son 8 R-R aralığının ortalaması
RR_{AVG2}	: R-R aralığı belirlenen sınırlar içerisinde olan son 8 atımın ortalaması
U_n(z)	: Filtre bankası alt-filtrelerin transfer fonksiyonu
W_n(z)	: Aşağı örneklenmiş işaret
BW	: Alt-filtrelerin bant genişliği
M	: Aşağı örnekleme oranı
P	: Alt-band öznitelik vektörü
D_L	: Sezim kuvveti
N_L	: Gürültü seviyesi
S_L	: Sinyal seviyesi
T_h	: Eşik değeri
S_e	: Seçicilik
+P	: Pozitif seçicilik
TP	: Doğru pozitif
FP	: Yanlış pozitif
H_n	: Hermite polinomu
Ψ	: Hermite fonksiyonu
F	: Fourier dönüşümü
S	: Simetrik tri-diyagonal matris
E	: Hata
σ	: Genişletme katsayısı
c_k	: Hermite katsayısı
w_n	: Dal katsayısı
Δ	: Gradyen
η	: Momentum katsayısı

ÖZET

HERMITIAN TRANSFORM TABANLI YÖNTEMLERLE SAYISAL İŞARETLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Bu tezde, önemli sayısal işaretlerden olan EKG işaretlerinin yapay sinir ağları kullanılarak sınıflandırılması üzerine bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada bir EKG analiz süreci baştan sona ele alınarak sınıflandırma ve EKG atımlarının tespit edilmesi bir bütün olarak düşünülmüştür. EKG atımlarının sınıflandırılmasında günümüze kadar literatürde değişik yöntemler kullanılmıştır. Bu yöntemlerde hedef, giriş katmanında en düşük sayıda nöron kullanarak işlem yükünü azaltmaktır. Ancak bu yöntemlerde kullanılan dönüşümler genellikle tek yönlü olduğundan orijinal işaretin yeniden elde edilmesi mümkün olmamaktadır.

Bu amaçla, tez çalışmasında EKG atımlarının modellenmesi için Hermite fonksiyonları kullanılmış her QRS segmenti için Hermite katsayıları bulunmuştur. Hermite katsayılarının bulunmasında işlem yükü olarak geleneksel pseudo-inverse yöntemi yerine daha efektif olan bir yöntem kullanılmıştır.

Çalışmada değişik sayıda Hermite fonksiyonları kullanılarak sentezlenen QRS segmentlerinin hatası hesaplanmış ve Hermite fonksiyonlarının sayısını arttırmanın etkisi incelenmiştir. Aynı şekilde yapay sinir ağının başarımını arttırmak için zaman düzleminde parametreler hesaplanmış ve bunlar öznitelik vektörüne eklenmiştir.

Son olarak 5, 10, 15, 20 ve 25 Hermite fonksiyonu için katsayılar hesaplanmış ve bu katsayılar değişik sayılarda gizli nöron içeren yapay sinir ağlarına uygulanmıştır. Her adımda bulunan sınıflandırma başarımları elde edilmiş ardından bu parametrelerin sistemin başarısı üzerindeki etkisi karşılaştırmalı olarak incelenmiştir.

SUMMARY

EVALUATION OF DIGITAL SIGNALS USING HERMITIAN TRANSFORM BASED APPROACHES

In this thesis, a work on classification of ECG signals using Hermite basis functions has been done. ECG assesment process has been considered as a whole and analyze has been performed from QRS detection to classification in different blocks. Despite several algorithms has been developed in the past for classification, many of these algorithms had to cope with heavy computational load. The main objective of a good classification algorithm is to reduce the input vector size using transform or time domain features. The proposed algorithm in this work has the advantages of both small size input vector and bilateral transform features.

For this purpose, Hermite functions has been used as basis functions for modeling ECG signal. To reduce the computational load on obtaining Hermite coefficients an alternative to pseudo-inverse method has been used. The error between the original and reconstructed signal were calculated and compared for different number of coefficients. Nonetheless, it was observed that adding a few time domain parameters to input vector provides an improvements on classification performance.

Finally, Hermite coefficients for 5, 10, 15, 20 and 25 functions were calculated and applied to neural network containing different number of hidden layer neurons. In each step performance of neural network was evaluated using various performance criterias and comparison was made for different number of hidden neurons.

1. GİRİŞ

Bu çalışmada, önemli bir işaret olan EKG kullanılmıştır. EKG işaretleri, kalp aktivitelerinin izlenmesinde ve teşhis konulmasında kullanılan biyolojik işarettir. Bu işaretlerin sayısal yöntemlerle incelenmesi özellikle son yıllarda giderek artan bir ilgi görmüştür. Hastanın şikayetlerine bağlı olarak genellikle EKG kayıtları uzun zaman aralıklarında alınmaktadır. Bu yüzden bu işaretlerin değerlendirilmesinde bilgisayar destekli yöntemlerin kullanılması kaçınılmazdır. Bu sayısal yöntemler kalp ritminin belirlenmesi, aritmilerin tespit edilmesi, kalp atımlarının sınıflandırılması, EKG verilerinin sıkıştırılması ve bu işaretlerden gürültünün temizlenmesi gibi değişik amaçlarla kullanılabilir. Bu amaçla literatürde yüksek mertebeden istatistik [1], dalgacık dönüşümü [2] , Fourier dönüşümü [10], yapay sinir ağları [4, 5, 26, 27] ve Hermite tabanlı yöntemler [3, 7, 8, 9] kullanılmıştır

EKG işaretlerinin kaydı sırasında ortaya çıkan yüksek miktarda verinin kayıp olmaksızın gerçek zamanlı olarak işlenebilmesi, iletilmesi ve depolanması son yıllarda sınıflandırma algoritmaları ile beraber artan bir önem kazanmıştır. Sınıflandırmada kullanılan yapay sinir ağının giriş düğümlerinin sayısının azaltılması sınıflandırıcının işlem yükünü de azaltacaktır. Bu doğrultuda giriş işaretinin taban fonksiyonlar cinsinden ifade edilmesi ve işaretin yeniden elde edilmesinde bu taban fonksiyonlarından yeterli sayıda kullanılmasıyla orijinal işaretin belirli bir doğrulukta yeniden elde edilmesi amaçlanır. Hermite fonksiyonları olarak adlandırılan fonksiyonlar EKG işaretlerinin yeniden elde edilmesi için en uygun fonksiyonlardır.

Bu çalışmada APC (Atrial Premature Contraction), PVC (Premature Ventrikuler Contraction), RBBB (Right Bundle Branch Block), LBBB (Left Bundle Branch Block) olarak adlandırılan kalp aritmileri incelenmiştir. Test ve eğitim amacıyla MIT-BIH veritabanındaki kayıtlar kullanılmıştır.

Çalışmanın sonuç bölümünde yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen sınıflandırıcılarda değişik sayıda Hermite fonksiyonlarının kullanılması ile elde edilen başarımlar karşılaştırılmıştır. Çalışmada ayrıca yapay sinir ağındaki gizli katmanın düğüm sayısına göre sistemin başarısı da test edilmiştir.

2. GENEL KISIMLAR

2.1. ELEKTROKARDİYOGRAM

Elektrokardiyogram sinyal işleme tekniklerini incelemeden önce EKG işaretinin üretilmesini sağlayan fizyolojik yapının incelenmesi faydalı olacaktır.

Kalp, miyokardiyogram adı verilen ve düzenli olarak kasılıp vücuda kan pompalayan kaslardan oluşmuştur. Her normal kalp atımından önce bir elektriksel akım, kalbin yüzeyi üzerinden akarak kalp kaslarının kasılmasını sağlar. Kalp üzerindeki elektriksel akım paterni düzenli bir yapıya sahiptir bu sayede kalp kasılmaları da düzenli ve koordineli bir şekilde gerçekleşir. Kalp üzerindeki bu yüzey akımları ölçülebilen bir potansiyel farkı meydana getirir. Kalp yüzeyinden bu şekilde ölçülen ve kuvvetlendirilen elektriksel işaretlere EKG adı verilir. Vücut üzerindeki ve ortamdaki pek çok (kalbin geometrik yapısı, oksijen miktarı v.b) faktör, üretilen EKG işaretinin yapısını değiştirebilir. EKG işaretlerinin değerlendirmesi ve kaydı diğer tıbbi yöntemlere kıyasla kolay olduğundan EKG analizi teşhis aşamasında ilk kullanılan yöntemlerden biridir.

EKG işaretlerinin nasıl oluştuğunu anlamak için sırasıyla

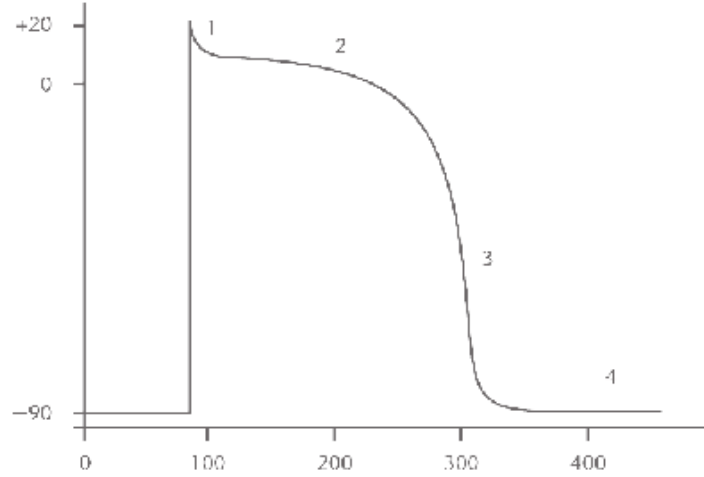
- 1) Hücrenin elektrokimyasal aktivitesinin
- 2) Elektrik akımının kalp yüzeyi üzerinde nasıl yayıldığıının
- 3) Kalbin fizyolojik yapısının

anlaşılması gereklidir.

2.2. EKG OLUŞUMUNDA HÜCRESEL SÜREÇ

Her kalp atımı kalp içerisindeki ritmik bir kalp pili tarafından oluşturulan bir aksiyon potansiyeli tarafından tetiklenir ve kalp üzerinde koordineli bir kasılma meydana getirir. Elektriksel olarak aktif olan diğer kas yapılarına benzer şekilde (örn. sinir sistemi) dinlenme halinde iken hücreyi çevreleyen sıvıya göre yaklaşık -80,-90 mV civarında bir yüzey potansiyeline sahiptir. Hücre yüzeyi, Sodyum, Potasyum, Kalsiyum ve Klor

iyonlarına karşı kontrollü bir geçirgenliğe sahiptir. Bu iyonların geçişi hücre çeperi üzerindeki açılır kapanır kanallar vasıtası ile gerçekleşir. Bu kanallara geçit kanalları adı verilir ve bu kanalların açılıp kapanması potansiyel değişimleri ya da reseptörlerin aktivasyonu ile gerçekleşir [28].



Şekil 2.1: Kalp hücrelerinin ateşleme sırasında elektriksel seviyeleri

İyon kanallarının açılıp kapanmasına bağlı olarak değişen hücre çeperi iletkenliği hücre çeperleri arasında zamana bağlı olarak değişen bir potansiyel farkı oluşturur. Şekil 2.1'de hücre potansiyelinin 5 aşamalı (faz 0-4 arası) potansiyel değişimi görülmektedir. Hücreler -70mV civarında bir eşik potansiyelinde durağan halde iken kanal üzerindeki hızlı sodyum geçişleri ile ani bir depolarizasyona uğrar (Faz 0). Faz 1 Potasyum kanalının açılmasına bağlı olarak gerçekleşen repolarizasyonu temsil eder. Faz 2 süresince hücre içine giren kalsiyum miktarı ile hücreyi terk eden potasyum miktarı arasında repolarizasyonda gecikmeye sebep olan bir denge durumu vardır. Hücre içine doğru kalsiyum akışı yüzeydeki potansiyel farkı -40mV 'a ulaşana kadar yavaş bir şekilde devam eder. Repolarizasyon (Faz 3) karmaşık bir mekanizmadır. Bu aşamada hücre içine doğru potasyum akışı hızlanırken kalsiyum iletimi azalır ve bu aşamadan sonra dinlenme durumu olarak tanımlanan Faz 4 gelir. Bu fazda potasyum kanalları tamamen açıktır, hücre zarı potansiyeli negatife dönmüştür.

Kalp üzerindeki elektriksel aktivite sağ karıncığın üst kısmında yer alan sino-atrial (SA) düğüm tarafından tetiklenir. Bu aktivitenin oluşturduğu elektrik akımı sağ kulakçığın tabanında yer alan karıncığa iletilir. Elektriksel iletim AV düğümünde bir

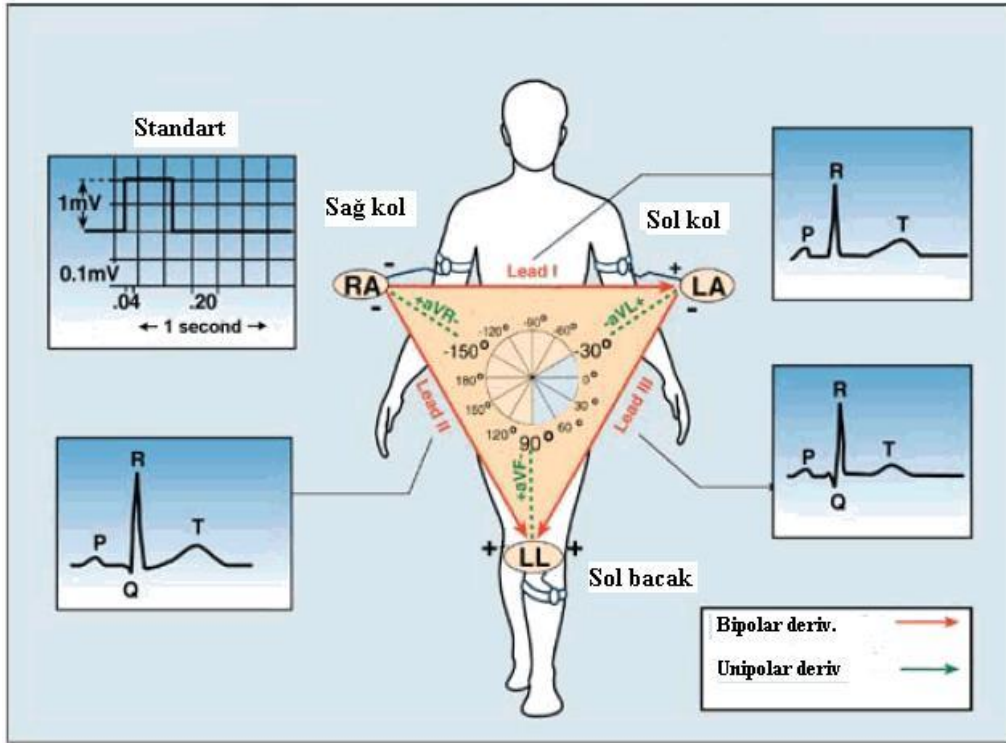
süre geciktirilerek karıncıkların kulakçıklardan pompalanan temiz kan ile dolması sağlanır.

Sinyalin AV düğümünden ayrılmasından sonra karıncık kasılması (depolarizasyon) gerçekleşir ve elektriksel iletim his bloğu adı verilen bir bölgedeki purkinje hücrelerine ulaşır. His bloğu sol ve sağ dal blokları olarak ikiye ayrılır. Sol karıncık tüm dolaşım sistemine sağ karıncık ise pulmoner sisteme (akciğerlere) kan pompalamakla görevlidir. Bu yüzden sağ karıncık sol karıncığa oranla daha büyük bir kas yapısına sahiptir [14].

2.3. DERİVASYONLAR

Kalbin elektriksel aktivitesi vücudun belirli bölgelerine yerleştirilen elektrotlar yardımı ile ölçülür. Kalp üzerindeki elektrik akımlarının büyüklüğünün ve yönlerinin ve aynı zamanda kalp kasılmalarının hızının grafik olarak gösterimini EKG adı verilir. Eğer kalp tek bir hücreden oluşan bir organ olsaydı 2 elektrot ile kalp üzerindeki tüm elektriksel aktiviteyi ölçmek mümkün olurdu. Fakat kalbin 3 boyutlu yapısına bağlı olarak üzerindeki elektriksel aktiviteyi ölçmek için de birçok elektroda ihtiyaç vardır. Günümüzde EKG kayıtları için yerleri ve yönleri standart olarak belirlenmiş 12 elektrottan oluşan bir sistem kullanılmaktadır. Her elektrot kalbi değişik açılardan görür ve bu yöndeki elektrik akımına duyarlıdır.

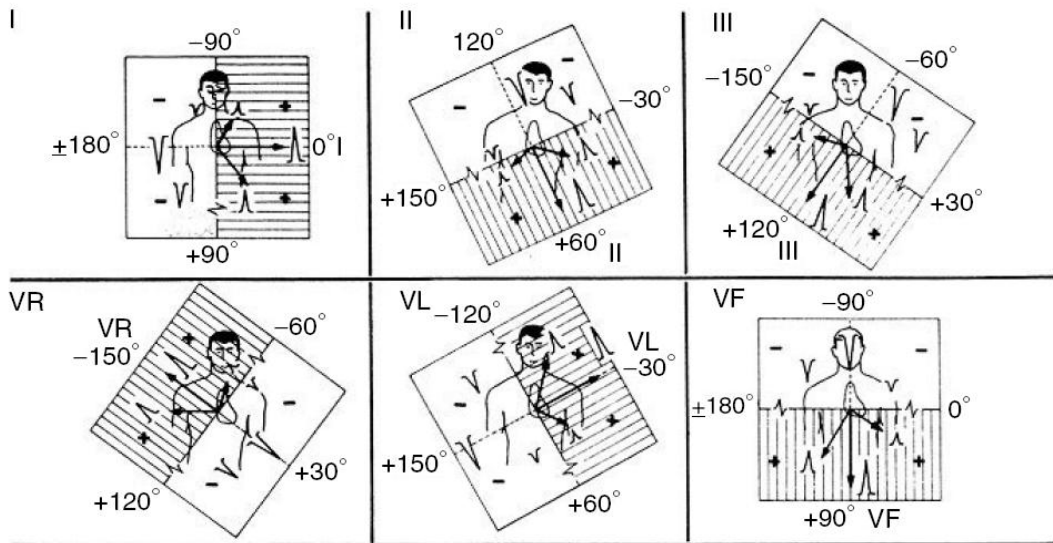
Günümüz elektrokardiyografi uygulamalarında göğüs derivasyonları ve taraf derivasyonları olarak adlandırılan 12 derivasyon kullanılmaktadır. Bu derivasyonlardan 6 tanesi kol ve bacaklara yerleştirilen 3 adet elektrot ile diğer 6 tanesi ise göğüs üzerine yerleştirilen 6 adet elektrot ile elde edilir. Taraf derivasyonlarından I, II ve III derivasyonları bipolar derivasyonlar olarak adlandırılır. Bu 3 derivasyon Einthoven Üçgeni olarak adlandırılan bir üçgeni meydana getirir ve $II = I + III$ koşulunu sağlar.



Şekil 2.2: Einthoven üçgeni

1. Derivasyon I : Sol kol negatif sağ kol pozitif
2. Derivasyon II: Sağ kol pozitif sol bacak negatif
3. Derivasyon III: Sol bacak pozitif sol kol negatif

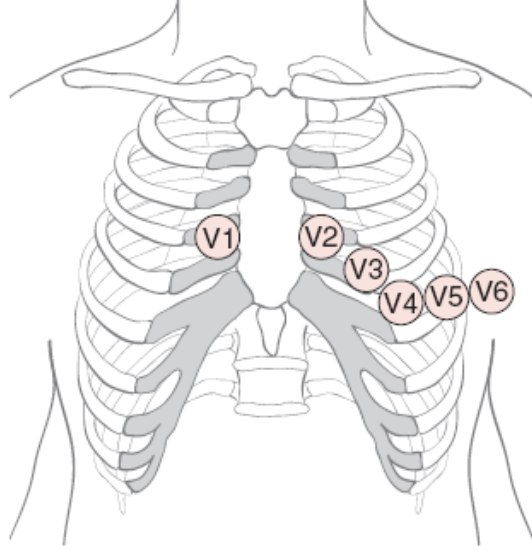
Yukarıda belirtilen 3 bipolar derivasyonun dışında 3 adet de unipolar derivasyon tanımlanmıştır. Bu 3 derivasyon aVL, aVR ve aVF olarak isimlendirilir. Bu gösterimde V potansiyel farkını, R sağ kolu, L sol kolu F harfi ise sol bacağı ifade eder.



Şekil 2.3: Yatay ve düşey düzlemdeki 6 derivasyonun kalbe göre açıları

2.3.1. Göğüs Derivasyonları

Yatay düzlemde göğsün sol ön tarafına yerleştirilen 6 adet derivasyon ile kalbin üzerindeki elektriksel aktivite daha da ayrıntılı olarak incelenebilir. Bu derivasyonlar göğüs üzerinde yatay bir düzlem oluşturacak şekilde yerleştirilirler. Göğüs derivasyonları oluşturmak için her derivasyon sırasıyla pozitif yapılır ve tüm vücut referans noktası (toprak) olarak düşünülür.



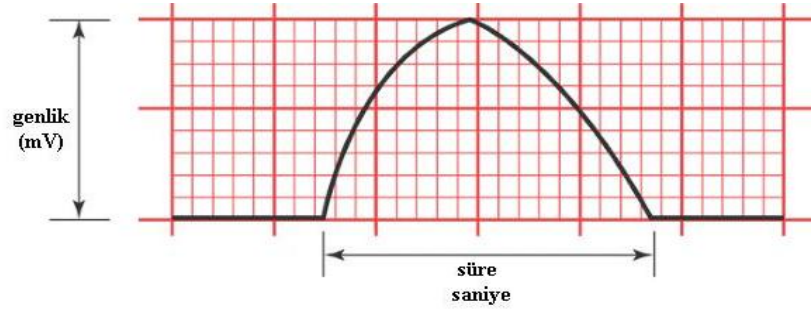
Şekil 2.4: Göğüs derivasyonlarının yerleşimi

2.3.2. EKG Kağıdı

EKG kağıdında görülen dalga şekilleri temel olarak kalbin büyük çoğunluğunu oluşturan miyokardiyal hücrelerin depolarizasyon / repolarizasyon aktivitesini gösterir ve temel olarak 3 özelliğe sahiptir.

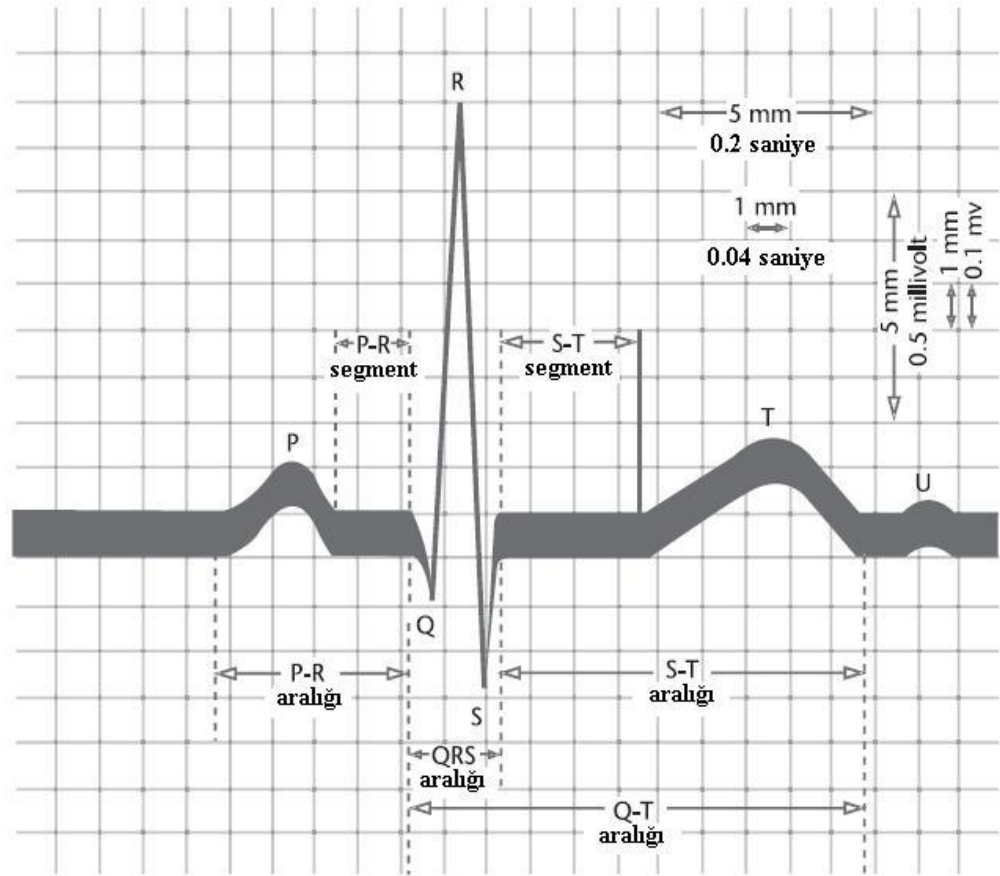
1. Dalgaların saniye cinsinden süreleri
2. Dalgaların mV cinsinden genlikleri
3. Dalgaların kişiden kişiye belirli aralıkta değişim gösteren görünüm ve şekilleri

EKG kağıdında yatay eksen zamanı dikey eksen ise dalgaların genliğini gösterir. Yatay ekseninde her küçük kare 0.04 saniyeye her büyük kare 0.2 saniyeye karşılık gelir.



Şekil 2.5: EKG Kağıdı

Düşey ekseninde ise her kare 0.1 mV genliği gösterir. EKG üzerindeki dalga şekillerinin parçaları P, Q, R, S, T ve U harfleri ile gösterilir. Bunlardan U dalgasının genliği çok küçüktür ve her EKG kaydında görülmesi mümkün olmayabilir. Atımlar arasındaki süre için EKG kağıdı üzerinde bir gösterim yoktur



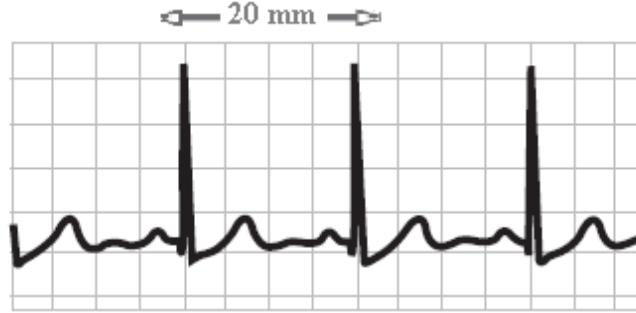
Şekil 2.6: P, Q, R, S, T, U dalgaları

2.4. EKG KARAKTERİSTİKLERİ

Kalbin sağlıklı bir şekilde çalışıp çalışmadığı hakkında değerlendirme yapılırken birçok parametrenin gözlemlenmesi ve incelenmesi gerekmektedir. Bu parametrelerin herhangi birindeki olağanüstü bir değişim, olası bir rahatsızlık hakkında önceden edinilebilecek değerli bir bilgi sağlayabilir.

2.4.1. Atım hızı

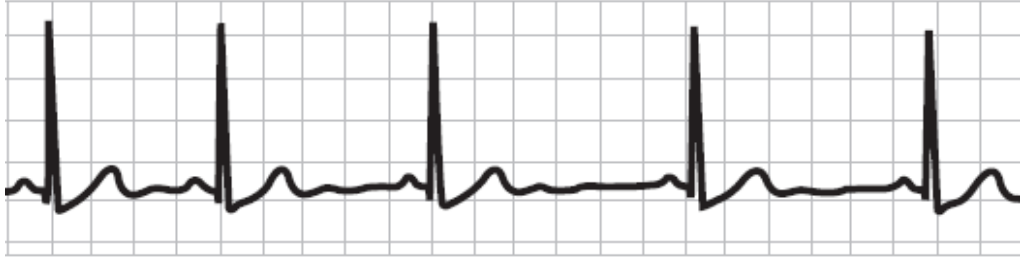
Kalp atım hızı sinüs düğümünün dakikadaki ateşleme hızıyla ölçülür. Atım hızı belirlenirken EKG çıktısı üzerindeki bölmelerden yararlanır. Bu çıktı 5 mm aralıklarla bölünür ve R tepeleri arasındaki mesafe bu bölmelerin sayısı ile çarpılır. Şekil 2.7' de kalp atım hızı 75 olan hastanın EKG çıktısı görülmektedir.



Şekil 2.7: Kalp atım hızının hesaplanması

$$\text{Ritm} = \frac{60}{R - Rx0.2} \quad (2.1)$$

Sağlıklı yetişkin bir bireyde atım hızı saniyede 60 – 90 arasında değişmektedir. Normal sinüs ritmi her QRS kompleksinden önce bir P dalgasının yer aldığı ve atımlar arasındaki sürenin her R-R aralığı için aynı kaldığı atımlar olarak değerlendirilir. Eğer atımlar arasında (R-R tepeleri arasındaki mesafe) aynı EKG üzerinde değişiklik görülüyorsa bu, hastada aritmi problemi olduğunu gösterir. Sinüs ritminin normalden daha yüksek olması taşikardi, normalden daha yavaş olması ise bradikardi olarak adlandırılır. Örneğin, kişi nefes aldığı sırada kalp hızı artıyor, nefes verirken kalp hızı yavaşlıyor ise bu hastanın sinüs aritmisi olduğundan bahsedilebilir. Şekil 2.8'de örnek bir aritmi görülmektedir.



Şekil 2.8: Sinüs aritmisi

2.4.2. EKG Kaydında Görülen Bölümler

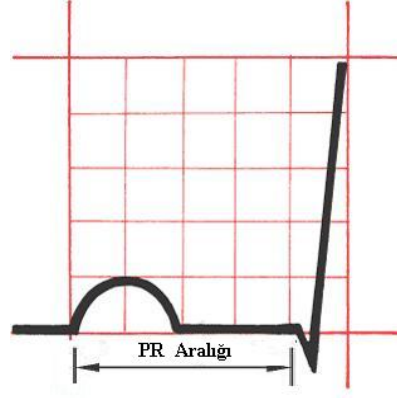
EKG kaydı üzerinde görülen dalga şekli değişik bölümlere ayrılmaktadır. Bu bölümlerden her biri daha önce de belirtildiği gibi kalp üzerindeki değişik aktivasyonlardan birine karşılık gelmektedir. Bu bölümlerden en önemlisi QRS kompleksidir. Bu bölgenin genişliği, genliği gibi temel öznitelikler pek çok kalp rahatsızlığının tanımlanmasında belirleyici rol oynamaktadır. Bununla beraber QRS kompleksinin dışındaki bölgelerde görülen anormal P dalgası gibi dalga şekilleri de APC gibi aritmilerin teşhisinde önemli rol oynamaktadır. Aşağıdaki bölümde EKG kaydı üzerindeki dalga şekillerinden her birinin açıklaması verilmiştir.

2.4.2.1. P dalgası

SA (sinoatrial) düğümün depolarizasyonu ve oluşan elektriksel akımın kulakçıklar üzerinde yayılmasıyla oluşur. P dalgasının genliği genellikle 0.25 mV, süresi de 0.11 saniye civarındadır. P dalgası en yüksek pozitif genliği derivasyon II'de, en yüksek negatif genliği de aVR derivasyonunda gösterir.

2.4.2.2. P - R aralığı

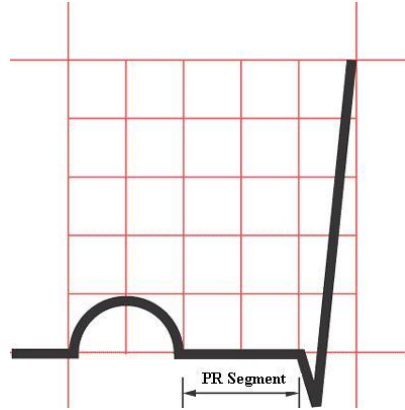
PR aralığı atrial depolarizasyonun başlangıcından ventriküler depolarizasyonun başlangıcına kadar olan süreyi ifade eder. Yetişkinlerde PR aralığının süresi 0.12 sn. ile 0.20 sn. arasında değişir.



Şekil 2.9: P –R aralığı

2.4.2.3. P - R segmenti

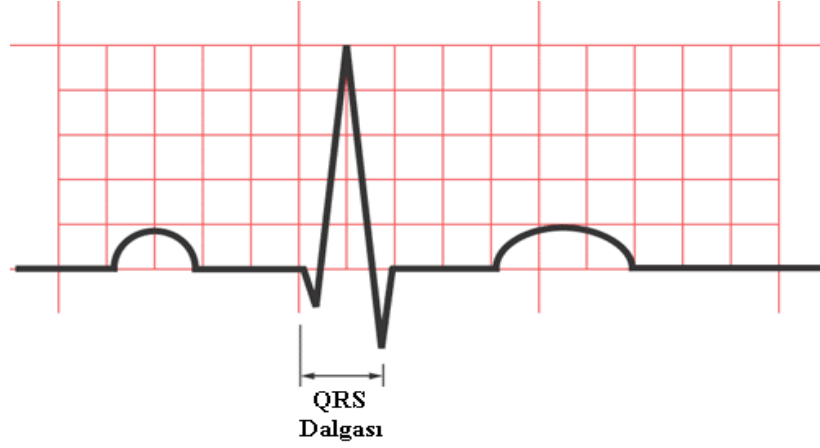
PR segmenti atrial depolarizasyonun sonu ile ventriküler depolarizasyonun başlangıcı arasındaki süreyi gösterir. PR segmenti genellikle yatay düz bir çizgi şeklindedir. ve atria-ventriküler düğümdeki gecikmeyi ifade eder.



Şekil 2.10: P –R segmenti

2.4.2.4. QRS dalgası

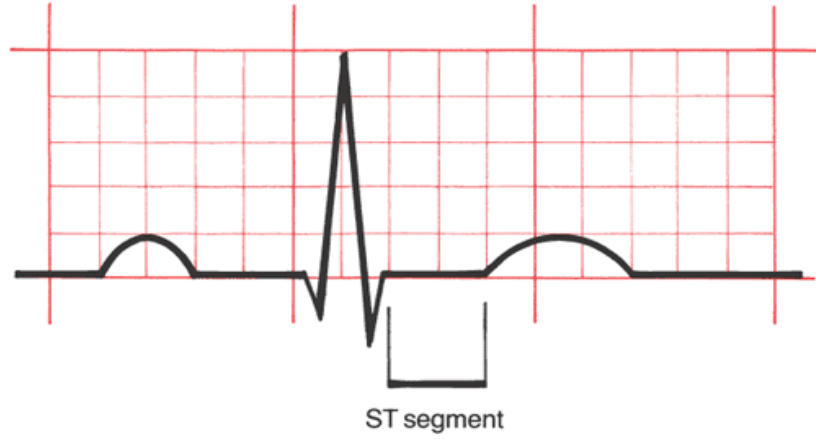
QRS dalgası ventriküler depolarizasyonun meydana geldiği bölümdür. PR aralığında meydana gelen geciktirici etkiden sonra sağ ve sol dal aracılığı ile sağ ve sol ventrikül aynı anda depolarize olur. Sağ ventrikülün depolarizasyon vektörü sağa doğru, sol ventrikülün depolarizasyon vektörü sola doğrudur. Ancak sol ventrikül duvarı daha kalın olduğu için sol vektör daha büyüktür. Normal bir EKG'de QRS süresi 0.06 sn ile 0.1 sn arasında değişir [33].



Şekil 2.11: QRS dalgası

2.4.2.5. S –T Segmenti

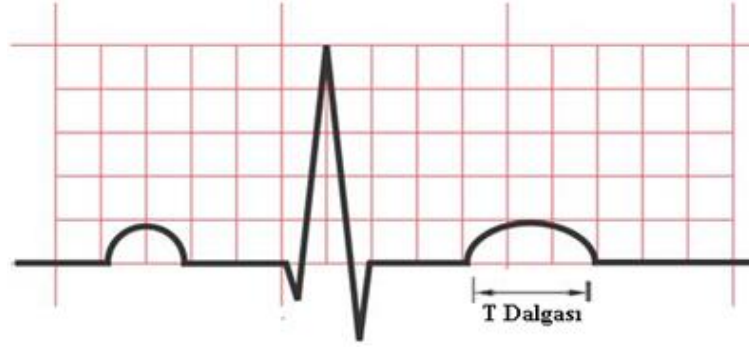
ST segmenti ventriküler depolarizasyon ve repolarizasyon arasındaki süreyi gösterir. ST segmenti QRS dalgasının sonlandığı noktadan başlar, bu nokta J noktası olarak da adlandırılır ve T noktasının başlangıcına kadar devam eder. ST segmenti genellikle 0.12 sn veya daha kısa sürer [32].



Şekil 2.12: S - T segmenti

2.4.2.6. T dalgası

T dalgası ventriküler repolarizasyonun oluşumunu gösterir. Ventriküler repolarizasyon depolarizasyondan daha yavaş gerçekleştiği için T dalgasının süresi QRS dalgasına göre daha uzundur. Normal yetişkinlerde süresi 0.10 -0.25 sn arasında değişir [32].



Şekil 2.13: T dalgası

2.5. ELEKTROKARDİYOGRAM TEST VERİTABANI

EKG atımlarının elde edilmesi ve atımların sınıflandırılması için geliştirilen medikal cihaz ve algoritmalarının performanslarının test edilmesi için referans olarak kullanılabilen veritabanlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu araçlar olmaksızın kullanılan yöntemin başarısını değerlendirmenin bir yolu yoktur. Bu veritabanlarından en geniş kapsamlı ve ücretsiz olanlarından biri PyhsioNet veritabanıdır. Bu veritabanındaki kayıtlar değişik hastalardan birden çok derivasyonla alınmış 30 dakika ya da daha uzun süreli kayıtlardır. Bu kayıtlar uzmanlar tarafından aritmi çeşidine göre tek tek sınıflandırılmıştır ve her atım değişik sembollerle belirtilmiştir. Aşağıdaki tabloda MIT-BIH veritabanındaki atımlar için kullanılan semboller görülmektedir.

Tablo 2.1 MIT-BIH veritabanında bulunan atımlar için kullanılan işaretler

N	Normal Beat
L	Left bundle branch block
R	Right bundle branch block
B	Bundle branch block beat (unspecified)
A	Atrial premature beat
a	Aberrated atrial premature beat
J	Nodal (junctional) premature beat
S	Supraventricular premature or ectopic beat (atrial or nodal)
V	Premature ventricular contraction
r	R-on-T premature ventricular contraction
F	Fusion of ventricular and normal beat

- e Atrial escape beat
- j Nodal (junctional) escape beat
- n Supraventricular escape beat (atrial or nodal)
- E Ventricular escape beat
- / Paced beat
- f Fusion of paced and normal beat
- Q Unclassifiable beat
- ? Beat not classified during learning

2.6. ARİTMİ

Kalp ritmi canlılarda iki ayrı merkez tarafından belirlenir. Bunlardan birincisi otonom sinir sistemindeki sempatik ve parasempatik merkez, ikincisi de kalpteki iletim yollarının çalışmasından kaynaklanır. Kalp atımındaki düzensizlikler normal atımın bazen belirsiz bazen de çok belirgin bir şekilde değişikliğe uğramasıyla gözlemlenir. Bu tür atımlar genellikle problemin kaynaklandığı bölgeye bağlı olarak atrial, ventriküler ya da supraventriküler atımlar olarak sınıflandırılır.

Ventriküler atımlar genellikle ventriküllerin atriadan önce uyarılmasıyla meydana gelirler. vP dalgası ya yoktur ya da bastırılmıştır. Miyokard hücreler üzerinden iletim yavaşladığı için QRS kompleksi normalden daha geniştir. Atımın süresi ve genliği normalden daha büyüktür. Ayrıca ventriküler atımlar normal sinüs atımından ya daha önce ya da daha sonra oluşurlar ve ventriküler ektopik atım olarak da adlandırılırlar [21].

Atrial atımlardaki şekil bozuklukları ventriküler atımlara göre daha az belirgindir. Atrial atımlardaki en belirgin fark, atımlar arası süredir. Özellikle stres testi gibi testlerde derivasyonlarda gürültü sebebiyle yanlış atrial atımlar gözlemlenebilmektedir. Bu yüzden bu tür aritmilerin belirlenmesinde bazen birden fazla derivasyonun incelenmesi gerekebilir.

2.6.1. Aritmi Detekti

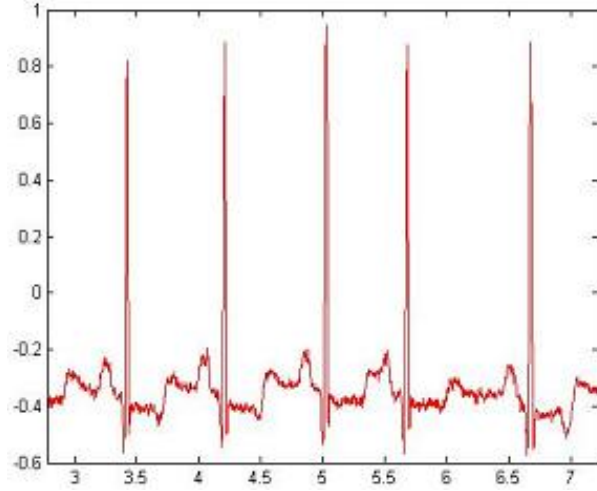
Anormal atımlar iletim yolu üzerindeki geçici düzensizliklerden kaynaklanırken aritmi, iletim yolu üzerindeki anormal atımların periyodik olmasıyla teşhis edilir ve iletim yolu üzerinde kalıcı bazı problemlerin olduğunun göstergesidir. Aritmi analizi için genel olarak 3 yöntem mevcuttur. Bunlardan birincisi her atım noktasını belirledikten sonra aritmi için yeterli sayıda atımı gözlemlemektir. İkincisi ise EKG kaydı üzerinde belirli bir aralığı inceleyerek bu bölüm hakkında istatistiksel bilgiler (varyans ya da işaretin değişik frekans bileşenlerindeki güçlerin oranı) çıkarmaktır. Diğer bir yöntem ise farklı ritimler için bir model oluşturmak ve gözlemlenen atımları bu modele göre sınıflandırmaktır. Modelin oluşturulması için en yaygın olarak kullanılan yöntem yapay sinir ağlarıdır. Modelin başarısını etkileyen en önemli faktör eğitim seti için kullanılan verinin olabildiğince geniş bir hasta grubundan toplanmış olmasıdır.

2.6.2. Çalışmada İncelenen Aritmiler

MIT-BIH veritabanında Tablo 1’de de görüldüğü gibi pek çok aritmi türü bulunmasına rağmen tez çalışması kapsamında bunlardan sadece aşağıda belirtilen türler incelenmiştir. Bunun sebebi bazı aritmi türleri için çok az sayıda örnek olması ve bu sayıda az örnek ile sağlıklı bir sınıflandırma yapılmasının mümkün olmamasıdır.

2.6.3. Atrial Erken Atım (APC)

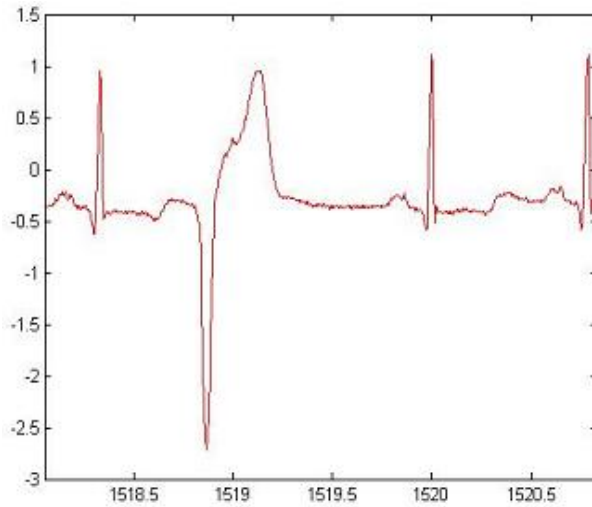
Kalp üzerinde depolarizasyonun SA düğümünün dışında tetiklenmesiyle aritmi problemleri görülebilir. Bu aritmiler ektopik depolarizasyon ya da ektopik atım olarak da adlandırılır. Bu ektopik atımlar atria tarafından tetiklendiği zaman atrial erken atım (APC) adını alırlar. Atrial erken atım P dalgasının şekli ve zamanlamasıyla ayırt edilebilir. Bu atım sinüs düğümünün dışında meydana geldiğinden atrial depolarizasyon olması gerektiği gibi gerçekleşmez ve P dalgasının şekli normal sinüs atımından bir miktar farklılık gösterir. Eğer atımı tetikleyen nokta sinüs düğümünden çok uzaktaysa P dalgasında eksen kayması da gözlemlenir. QRS segmenti normal bir sinüs atımındaki gibidir.



Şekil 2.14 EKG kaydı üzerinde görülen APC

2.6.4. Erken Ventriküler Atım (PVC)

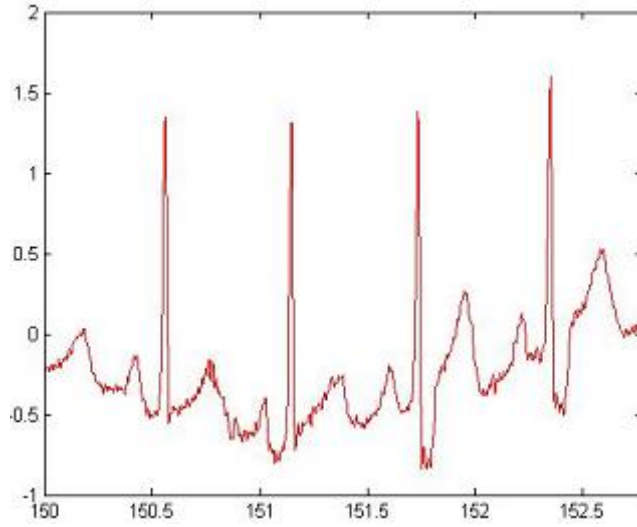
Erken ventriküler atım (PVC), en sık karşılaşılan ventriküler atımdır. Ventriküler depolarizasyon normal iletim yolu üzerinden gerçekleşmediği için QRS kompleksinin genişliği artmış (0.12 sn'den fazla), şekli bozulmuştur. T dalgası genellikle QRS segmenti ile ters polarizasyona sahiptir ve P dalgası görülmez. PVC atımını normalden uzun bir durağanlık takip eder fakat PVC'den bir önceki ve bir sonraki atımın arasındaki sürelerin toplamı normal bir R-R aralığının 2 katıdır. Kaynağı aynı olan erken atımların şekilleri de birbiri ile aynıdır. Bazı durumlarda erken ventriküler atım T dalgasının tepe noktası ile aynı anda oluşabilir. Klinik açıdan hastanın ventriküler fibrilasyona gireceğinin habercisi olabileceğinden erken ventriküler atımların belirlenmesi hayati öneme sahiptir.



Şekil 2.15: Erken ventriküler atım

2.6.5. Sağ Dal Bloğu (Right Bundle Branch Block –RBBB)

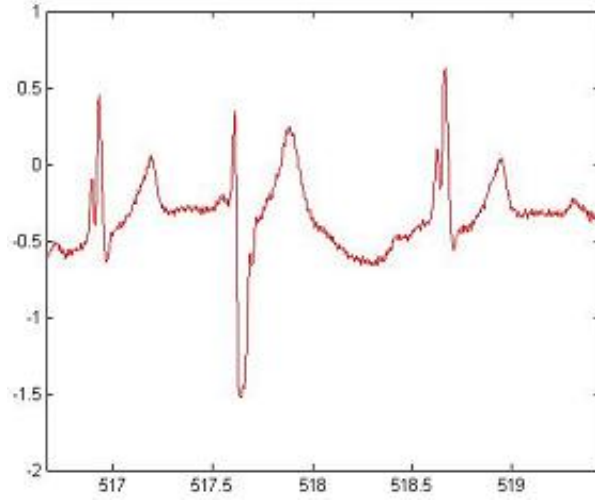
Sağ dal bloğu, kalpte uyarı iletim bozukluğundan kaynaklanan bir aritmidir. Uyarı iletiminin sağ dalda gecikmesi ya da kesintiye uğraması sağ dal bloğu (right bundle branch block) olarak adlandırılır. Dal bloklarını tanıtan elektrokardiyografik bulgular içerisinde en önemlisi, QRS bileşiğinin taraf derivasyonlarında 0.12 sn ya da daha geniş olmasıdır. Farklı derivasyonlar için farklı teşhisi vardır. Sağ dal bloğu gerçekleştiğinde , sağ ventrikül depolarizasyonu en az 0.04 sn gecikir.



Şekil 2.16: Sağ dal bloğu

2.6.6. Sol Dal Bloğu (Left bundle Branch Block – LBBB)

Uyarı iletiminin sol dalda gecikmesine ya da kesintiye uğramasına sol dal bloğu (left bundle branch block) adı verilir.. Sol dal bloğu olgularında ventriküler depolarizasyonun normal düzeni bozulmuştur. Sağ dal bloğunda olduğu gibi, sol dal bloğunda da taraf derivasyonlarında QRS bileşeni 0.12 saniyeden geniştir [22].



Şekil 2.17: Sol dal bloğu

2.7. ATIM (QRS) SEZİMİ

Kalp atımları üzerinde sınıflandırma yapmadan önce her atımın diğerlerinden ayrılması gerekmektedir. Atımların doğru olarak sınıflandırılabilmesi için öncelikle her atımın yerlerinin doğru olarak belirlenmesi gerekir. QRS seziminin öneminden dolayı bu konu üzerine literatürde pek çok araştırma yapılmıştır. Bu amaçla kullanılan algoritmalar temel olarak 3 gruba ayrılır.

- 1) İstatistiksel yöntemler [25]
- 2) Hilbert, dalgacık dönüşümü gibi metotlar kullanarak işaretin zaman ve frekans düzlemindeki analizine dayalı yöntemler [26]
- 3) Yapay sinir ağları ve bulanık mantık kullanan yöntemler [27,28, 30, 32]

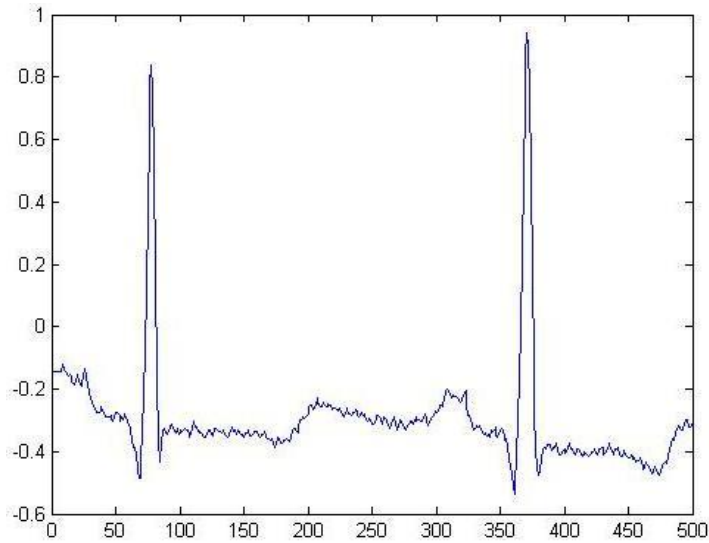
Tez çalışmasının esas amacı EKG işaretlerinin sınıflandırılması olduğundan QRS sezimi aşamasında kompleks bir algoritma yerine istatistiksel yöntemlerden yararlanılmıştır. İstatistiksel algoritmalar da aşağıdaki 4 ana başlık altında toplanmaktadır [31].

- 1) Genlik ve birinci türev yöntemine dayalı algoritmalar [28].
- 2) Yalnızca birinci türev tabanlı algoritmalar [29].
- 3) Birinci ve ikinci türev tabanlı algoritmalar [30].
- 4) Sayısal filtre tabanlı algoritmalar [6].

EKG sinyalinin kaydı sırasında çevresel faktörlerden dolayı sinyalin üzerine çeşitli gürültüler binmektedir. Sağlıklı bir EKG analizi için öncelikle analiz edilecek işaretin bu gürültülerden arındırılması gerekmektedir. EKG sinyalinde karşılaşılabilecek en yaygın gürültüler şu şekilde sıralanabilir.

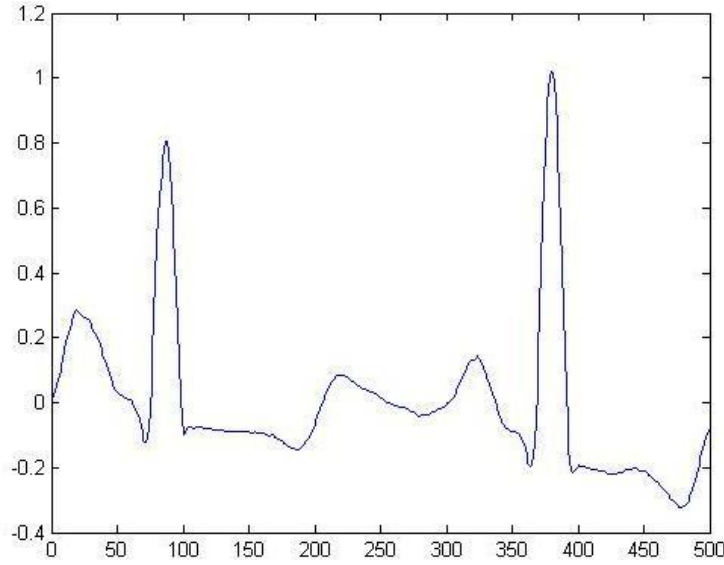
1. Güç hattı girişimi: 50 ya da 60 Hz'lik şebeke besleme geriliminin EKG işaretiyle girişimi sonucu oluşur.
2. Elektrot bağlantı gürültüsü: Elektrotların vücutla temasının geçici süre ile kaybolmasından kaynaklanan ve tam skala seviyelerinde doyuma sebep olan gürültülerdir.
3. Hareket kaynaklı gürültü: Elektrotların vücuda bağlantı noktalarının, hastanın hareketinden dolayı kayması deri ve elektrot arasındaki empedansın değişmesine sebep olarak hızlı ve sürekli taban çizgisi değişikliklerine yol açar.
4. Kas kasılması kaynaklı gürültü (Elektromiyografik gürültü): Kas kasılmalarının oluşturduğu elektriksel aktiviteden kaynaklanan ve 50 ms civarında devam eden gürültü.
5. Elektronik devre gürültüsü: Veri toplama ve işleme cihazlarından kaynaklanan gürültü.

Aşağıdaki şekillerde MIT-BIH veritabanındaki 100 no'lu kayıttan alınan orijinal ve gürültüden arındırılmış işaret görülmektedir.



Şekil 2.18: 100 no'lu kayıttan alınan orijinal işaret

Yukarıdaki kayıttan da görüldüğü gibi işaret üzerinde, frekansı orijinal işaretten daha yüksek olan bir gürültü mevcuttur. Bu kayıttaki gürültünün genliği çok küçük olsa da bazı durumlarda bu genlik, işaretin gürültülü bölümünde olmayan bir atımın detekt edilmesine ya da mevcut bir atımın tespit edilememesine sebep olabilir. Bu yüzden EKG atım sezim uygulamalarında ilk yapılan işlem kullanılan yöntemden bağımsız olarak işarettaki gürültülerin minimum seviyeye indirilmesidir.



Şekil 2.19: 100 no'lu kayıttan alınan gürültüden arındırılmış işaret

Tez çalışması kapsamında QRS segmentinin sezimi için 2 farklı yöntem denenmiş ve performanslar karşılaştırılmıştır.

2.8. PAN-TOMPKINS ALGORİTMASI

Pan-Tompkins algoritması EKG işareti içerisindeki QRS segmentlerinin sezimi için eğim, genlik ve QRS segmentinin genişliği gibi parametreleri kullanır. Ayrıca QRS segmenti üzerindeki vurguyu arttırmak için bir ön-işlem bloğu ve band geçiren filtre kullanır. Aşağıdaki şekilde Pan-Tompkins algoritmasının blok şeması görülmektedir [26].



Şekil 2.20: Pan-Tompkins algoritmasının adımları

2.8.1. Alçak Geçiren Filtre

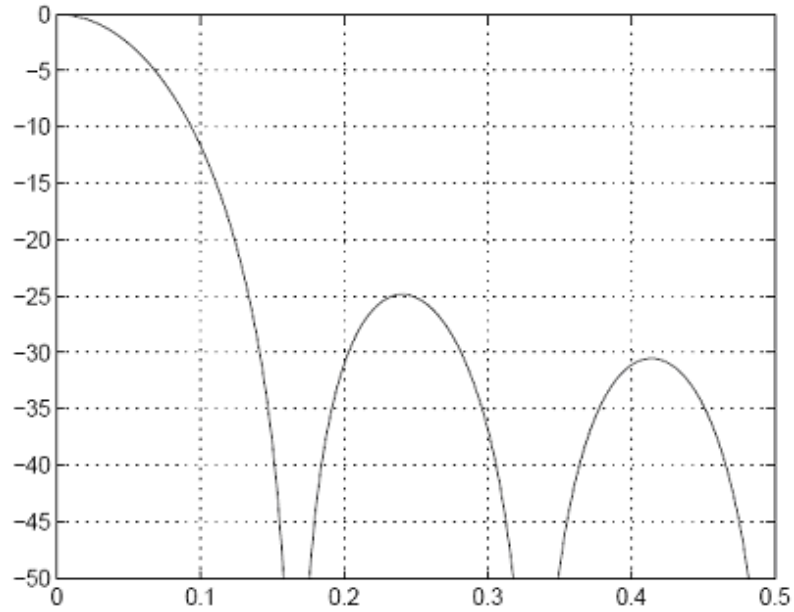
20 Hz. Kesim frekansına sahip alçak geçiren filtrenin transfer fonksiyonu;

$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (2.2)$$

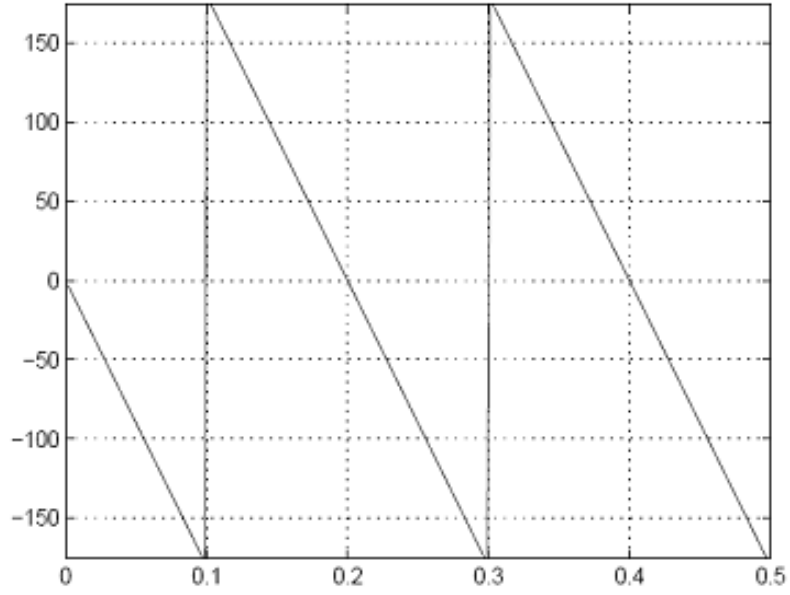
ve fark denklemi;

$$y(n] = 2y(n-1) - y(n-2) + x(n) + 2x(n-6) + x(n-12) \quad (2.3)$$

ile ifade edilir. Bu filtreye ait genlik ve frekans cevabı ise sırasıyla Şekil (2.21) ve (2.22)'de görülmektedir. Alçak geçiren filtrenin amacı besleme hattı gürültüsü, kas hareketlerinden oluşan gürültüleri yok etmektir ve lineer faz cevabına sahiptir. Kesim frekansı 20 Hz. dir.



Şekil 2.21: Alçak geçiren filtrenin genlik cevabı



Şekil 2.22: Alçak geçiren filtrenin faz cevabı

2.8.2. Yüksek Geçiren Filtre

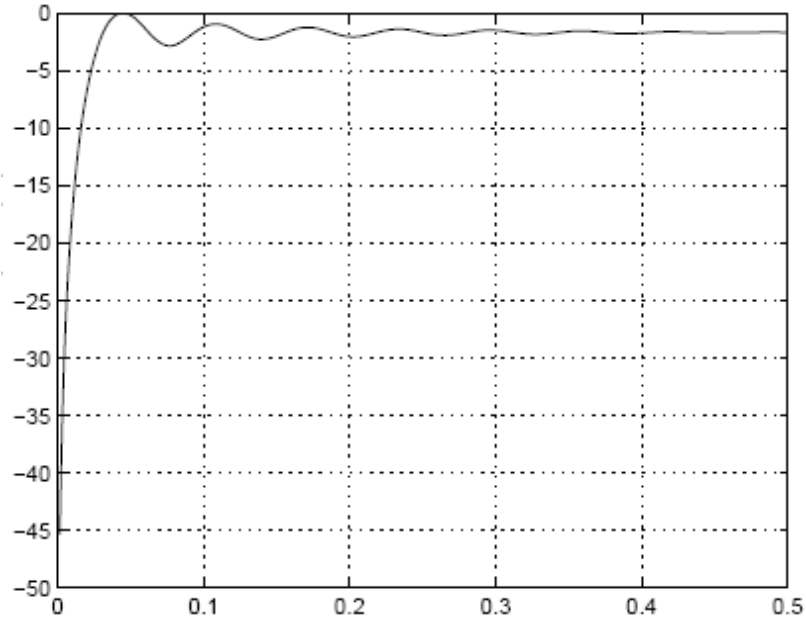
Yüksek geçiren filtre, T dalgasını ve işaret içerisindeki diğer düşük frekanslı gürültüleri yoketmek için kullanılır. 9 Hz kesim frekansına sahip yüksek geçiren filtrenin transfer fonksiyonu;

$$H(z) = \frac{-1 + 32z^{-16} - 32z^{-17} + z^{-32}}{32(1 - z^{-1})} \quad (2.4)$$

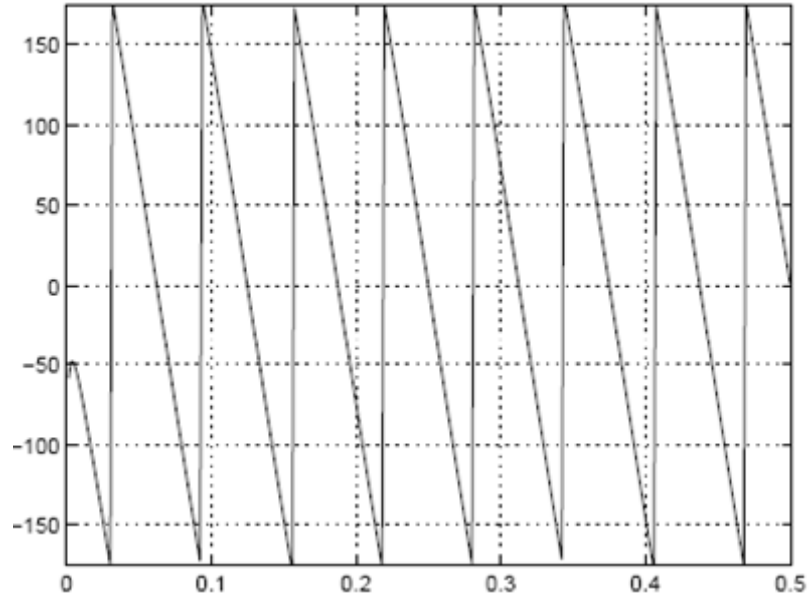
ve fark denklemi;

$$32y(n) = 32y(n-1) - x(n) + 32x(n-16) - x(n-17) + x(n-32) \quad (2.5)$$

Yüksek geçiren filtreye ait genlik ve frekans cevabı ise sırasıyla Şekil (2.23) ve (2.24)'de görülmektedir.



Şekil 2.23: Yüksek geçiren filtrenin genlik cevabı



Şekil 2.24: Yüksek geçiren filtrenin faz cevabı

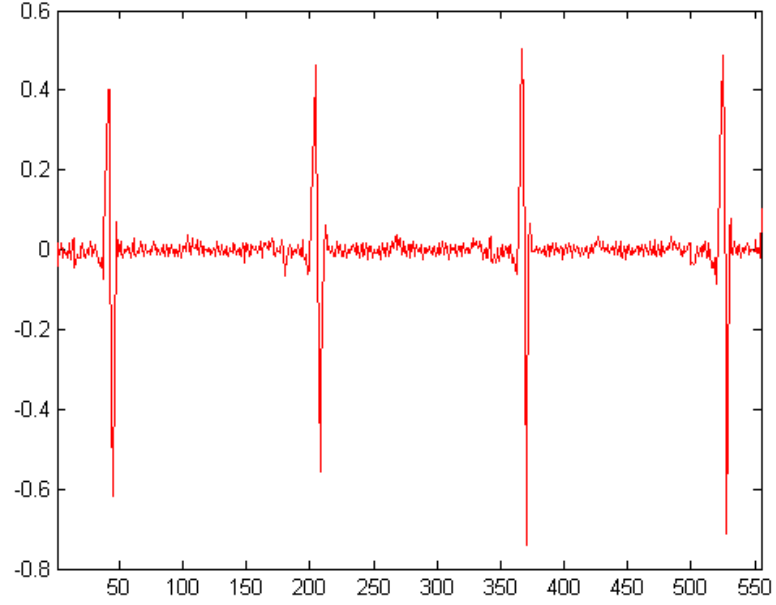
EKG işareti üzerinde QRS segmenti eğimi en yüksek bölgedir. Eğer bu işaret bir türev alıcı devre üzerinden geçirilirse QRS üzerinde yüksek, P ve T dalgaları üzerinde düşük bir kazanç gösterecektir ve böylece aranan bölge üzerindeki vurgu artacaktır. Türev alıcının transfer fonksiyonu;

$$H(z) = (2 + z^{-1} - z^{-3} - 2z^{-4})/8 \quad (2.6)$$

ve fark denklemi;

$$y(n)=[2x(nT) + x(nT - T) + x(nT - 2T) + x(nT - 3T)]/8 \quad (2.7)$$

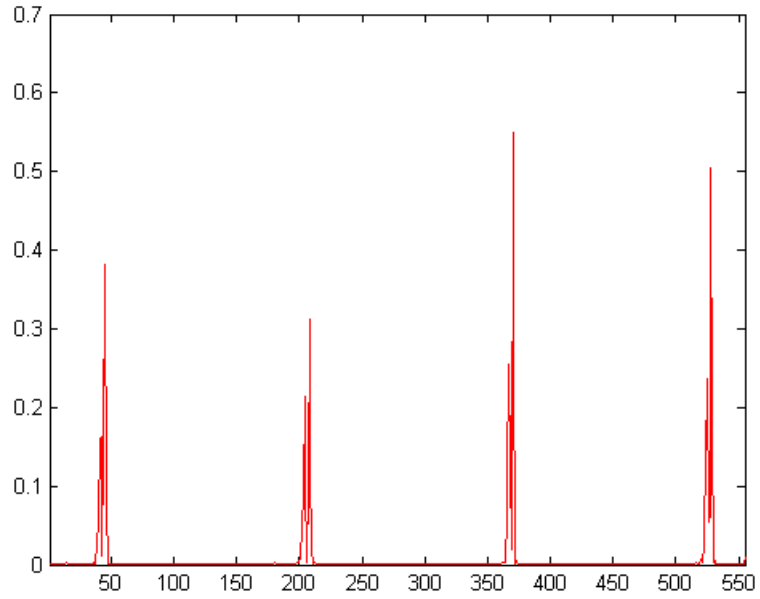
Şekil 2.25’de türev alıcı çıkışında elde edilen işaret görülmektedir.



Şekil 2.25: Türev alıcı çıkışında elde edilen işaret

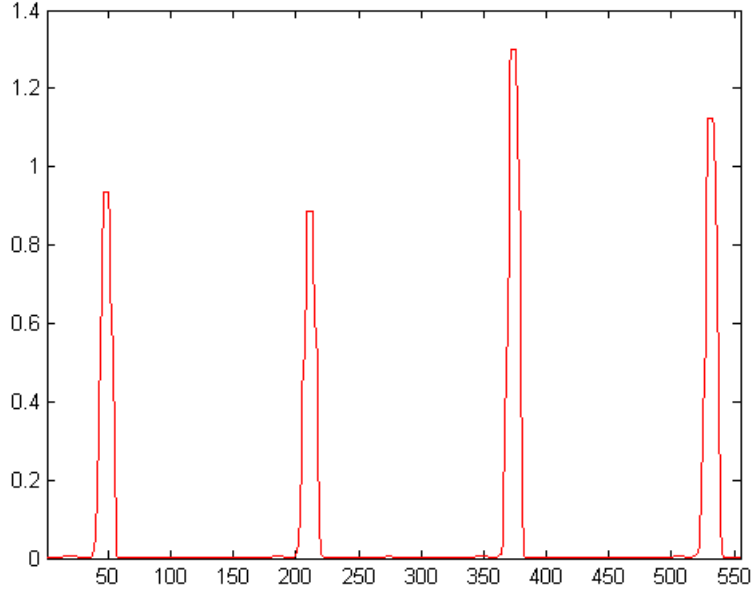
Kare alma katında, filtrelenen işaretin karesi alınarak tüm noktalar pozitif hale getirilir. Kare alıcı aşağıdaki denklem ile ifade edilir.

$$y(n)=[x(n)]^2 \quad (2.8)$$



Şekil 2.26: Kare alıcı çıkışında elde edilen işaret

Türev ve kare alma işlemlerinden sonra QRS segmenti içerisinde 2 tepe noktasına sahip bir işaret elde edilir. Bu iki tepe noktası bir integral alıcı üzerinden geçirilerek tek bir tepe noktası elde edilir.



Şekil 2.27: Integral alıcı çıkışında elde edilen işaret

Integral alıcının çıkışında elde edilen aday tepe noktaları için iki ayrı eşik noktası belirlenir. Analizin ilk aşamasında bu noktalardan büyük olanı eşik değeri olarak kullanılır. Belirli bir zaman aralığında herhangi bir QRS segmenti detekt edilmez ise geriye dönük olarak küçük eşik değeri kullanılarak yeniden arama yapılır. Integral alıcı çıkışına uygulanan eşik değerleri aşağıdaki formüllerle hesaplanır.

$$SPK1 = 0.125PEAK1 + 0.875SPK1 \quad (\text{PEAK1 sinyal ise}) \quad (2.9)$$

$$NPK1 = 0.125PEAK1 + 0.875NPK1 \quad (\text{PEAK1 gürültü ise}) \quad (2.10)$$

$$TH1 = NPK1 + 0.25(SPK1 - NPK1) \quad (2.11)$$

Tepe noktası, eğimin belirli bir zaman aralığında pozitiften negatife doğru değiştiği nokta olarak düşünülür. Bir tepe noktası tespit edildiğinde bu değer belirlenen eşik değeri ile karşılaştırılır. Bu eşik değerinden büyük tepe noktaları R noktası olarak işaretlenir. Bulunan tepe noktası eşik değerden küçük ise bu tepe gürültü olarak işaretlenir. Daha sonra bulunan bu tepe noktasına göre yeni bir eşik değeri hesaplanır.

Atım sezim algoritması atıma ait tepe noktasını belirli bir pencere içerisinde aramaktadır. Bu pencerenin uzunluğu sezim performansı ile doğrudan ilişkilidir. Pencere uzunluğunun büyük seçilmesi ritmin yüksek olduğu hastalarda bazı atımların detekt edilememesine sebep olurken küçük bir pencere genişliği yavaş kalp ritmine sahip kişilerde R noktası dışındaki tepe noktalarının R noktası olarak algılanmasına sebep olabilir.

Bu problemi ortadan kaldırmak için pencere uzunluğunun kalp ritmine adapte edilmesi gerekmektedir. Bunun için 2 ayrı ortalama değer hesaplanır.

- i. Son 8 R-R aralığının ortalaması
- ii. R-R aralığı belirlenen sınırlar içerisinde olan son 8 atımın ortalaması

$$RR_{AVG1} = \frac{RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n}{8} \quad (2.12)$$

$$RR_{AVG2} = \frac{RR'_{n-7} + RR'_{n-6} + \dots + RR'_n}{8} \quad (2.13)$$

RR' aralığı için alt ve üst limit değerleri aşağıdaki eşitlikler ile hesaplanır.

$$RR_{LOW} = \%92RR_{AVG2} \quad (2.14)$$

$$RR_{HIGH} = \%116RR_{AVG2} \quad (2.15)$$

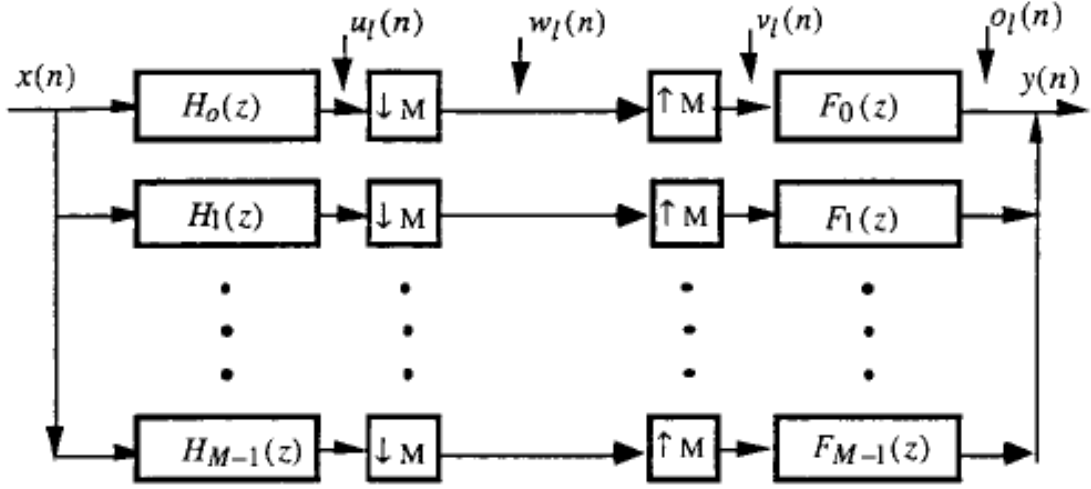
$$RR_{LIMIT} = \%166RR_{AVG2} \quad (2.16)$$

RR_{LIMIT} aralığı boyunca bir R noktası bulunamaz ise iki eşik değeri arasında yer alan maksimumu nokta aday tepe noktası olarak düşünülür. Eğer hesaplanan son 8 R-R aralığının tümü RR_{LOW} ve RR_{HIGH} sınırlarının içerisinde ise ritm düzenli olarak düşünülür.

2.9. FİLTRE BANKASI İLE QRS DETEKSİYONU

Filtre bankası uygulamalarında giriş işareti bant genişlikleri düzgün dağılımlı filtrelerden geçirilerek alt-bantlara ayrıştırılır [6]. Bu noktada elde edilen alt-bantların bant genişlikleri orijinal işarete göre daha az olduğundan aşağı örnekleme

yapılabilir. Uygulamaya bağlı olarak çıkışta sentez filtreleri ile orijinal işaret tekrar elde edilebilir. Bu çalışmada gerekli olmadığından sentez filtresi gerçekleştirilmemiştir.



Şekil 2.28: QRS sezimi için kullanılan filtre bankası

EKG işaretlerinin içerdiği frekans bileşenleri genellikle küçük değerlerle sınırlıdır. En büyük frekans bileşenleri QRS kompleksi içerisinde bulunur. Bu yüzden alt-bantlara ayrıştırma işleminden sonra yüksek frekanslı bantlarda bu bölgeye ait daha fazla enerji vardır.

Filtre bankasında her biri L uzunluğunda M adet analiz, M adet sentez filtresi kullanılır. Analiz filtrelerinin frekans cevabı bant-geçiren filtre şeklindedir. Giriş işareti $X(z)$ öncelikle bu filtrelerden ($U_n(z)$, $n=1, 2, 3, \dots, M$) geçirilerek alt-bantlara ayrılır.

$$U_n(z) = H_n(z) \cdot X(z) \quad (2.17)$$

$U_n(z)$ çıkış işaretinin bant genişliği $\pi/2$ 'dir. Bu nedenle giriş işaretinin her M . örnek alınarak aşağı örnekleme ile azaltılabilir. Aşağı örneklenmiş işaret,

$$W_n(z) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} U_n(z^{1/M} W^k) \quad n = 1, 2, \dots, M-1 \quad (2.18)$$

ile ifade edilir. Bu denklemde W_k

$$W = e^{-j\left(\frac{2\pi}{M}\right)} \quad (2.19)$$

aşağı örnekleme fonksiyonudur.

EKG üzerindeki QRS noktalarının doğru tespit edilebilmesi için kullanılan analiz filtrelerinin lineer faz cevabına sahip olması gerekmektedir. Matlab içerisinde bulunan *fir1* komutu lineer faz cevabına sahip olduğundan analiz filtreleri bu komut kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Her birinin bant genişliği 5.6 Hz olan 5 adet analiz filtresi kullanılmıştır. Filtrelerin geçirme bant aralıkları;

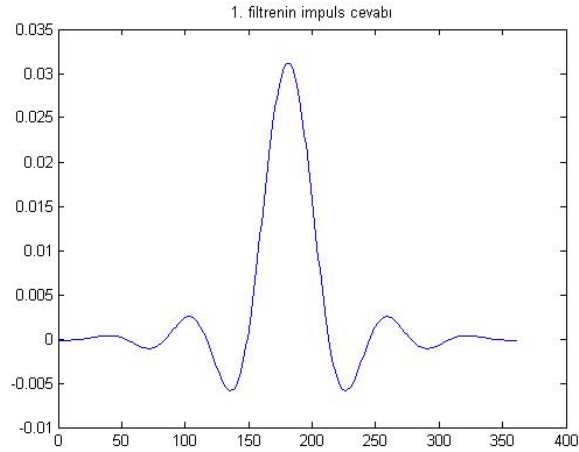
$$BW_0 = 5.6 \text{ Hz}$$

$$BW_1 = 5.6 - 11.2 \text{ Hz}$$

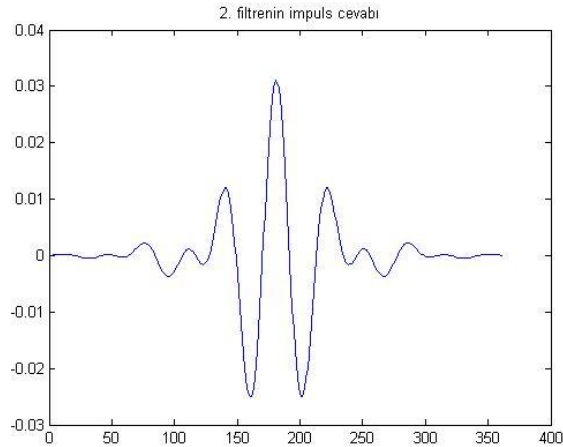
$$BW_2 = 11.2 - 16.8 \text{ Hz}$$

$$BW_3 = 16.8 - 22.4 \text{ Hz}$$

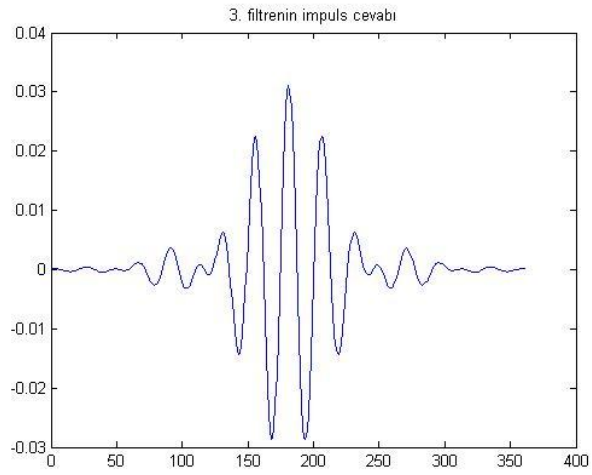
$$BW_4 = 22.4 - 28 \text{ Hz}$$



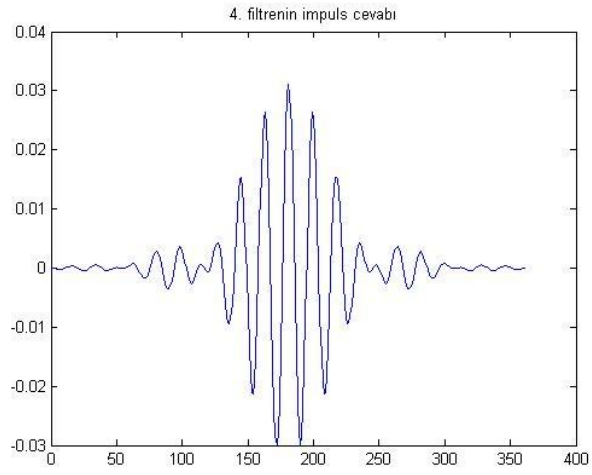
Şekil 2.29: 1. filtrenin impuls cevabı



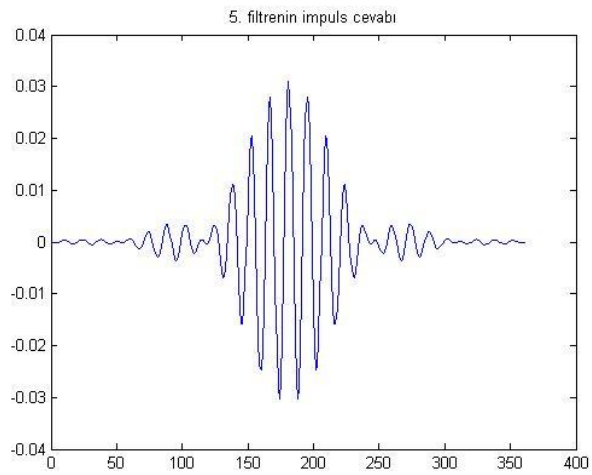
Şekil 2.30: 2. filtrenin impuls cevabı



Şekil 2.31: 3. filtrenin impuls cevabı



Şekil 2.32: 4. filtrenin impuls cevabı



Şekil 2.33: 5. filtrenin impuls cevabı

Oluşturulan bu alt-bantlardan 3 öznitelik vektörü çıkarılmıştır.

$$P_1 = \sum_{i=2}^4 |W_i(z)| \quad (2.20)$$

$$P_2 = \sum_{i=2}^5 |W_i(z)| \quad (2.21)$$

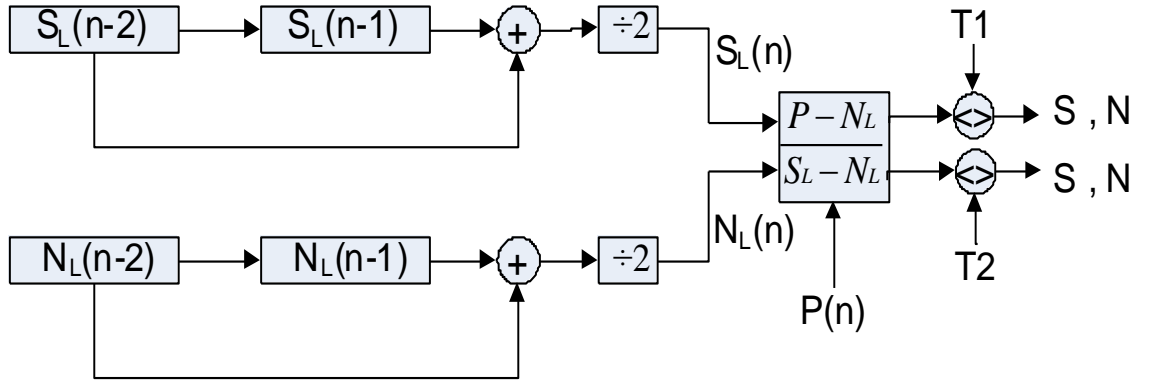
$$P_3 = \sum_{i=3}^5 |W_i(z)| \quad (2.22)$$

Bu özellik vektörlerinden her biri daha sonra art arda gelen iki örneğin ortalamasını alan kayan-pencere integratöründen geçirilir. Ardından bu vektörler 4 aşamalı bir sezim algoritmasından geçirilir.

1. Aşama: Bu aşama P_1 öznitelik vektörü içerisinde aday atımları bulur. Burada aday atımlar herhangi bir eşik değerine göre değil maksimum noktalar belirlenerek bulunur.
2. Aşama: Bu aşama P_2 öznitelik vektörü içerisindeki değerleri analiz eden 2 kanallı bir algoritmadır. Her kanal, geçmiş gürültü ve sinyal değerlerinin kayan pencere integrasyonundan geçirilmesi ile hesaplanan bir gürültü (N_L) ve sinyal (S_L) seviyesine sahiptir. Her kanal için ayrıca bir gürültü eşik, sinyal eşik değeri ve sezim kuvveti parametresi tanımlanır. 1. kanal için eşik değer 0.08, 2. kanal için eşik değer 0.7'dir. Sezim kuvveti (2.23) denklemi ile tanımlanır.

$$D_L = \frac{P - N_L}{S_L - N_L} \quad (2.23)$$

1. aşamada atım olarak detekt edilen aday atımlar 2. aşamada her kanal için hesaplanan D_s ile karşılaştırılır. D_s değeri eşik değerinin üstünde ise bu 1. aşamada hesaplanan tepe noktası atım, altında ise gürültü olarak değerlendirilir. Bu aşamada kullanılan kanallardan her birinin çıktısı 3. aşamaya giriş olarak verilir.



Şekil 2.34: Filtre bankası blok diyagramı

3. aşamaya 2. aşamadan gelen 4 durum girdi olabilir.

- Her iki kanalda çıkışı atım olarak sınıflandırabilir. Bu durumda olay durumu atım olarak sınıflandırılır.
- Her iki kanal da olayı gürültü olarak sınıflandırırsa çıkış değeri gürültü olarak atanır.
1. kanal çıkışı gürültü, 2. kanal çıkışı atım olarak sınıflandırırsa çıkış gürültü olarak atanır.
2. kanal çıkışı atım, 1. kanal çıkışı gürültü olarak sınıflandırırsa her iki kanalın Ds değerleri aşağıdaki denklemlere göre karşılaştırılır.

$$\Delta_1 = \frac{Ds1 - Th1}{1 - Th1} \quad (2.24)$$

$$\Delta_2 = \frac{Th2 - Ds2}{Th2} \quad (2.25)$$

(2.24) ve (2.25) denklemlerinin sonucunda $\Delta_1 > \Delta_2$ ise çıkış atım, $\Delta_1 < \Delta_2$ ise çıkış gürültü olarak sınıflandırılır.

4. aşama tek kanallı bir sezim bloğudur. Öznitelik vektörü olarak P_3 kullanılır. 3. bloktan atım olarak gelen olaylar bu blokta da atım olarak sınıflandırılır. 3. blokta gürültü olarak sınıflandırılan atımlar için bu blokta ayrı bir Ds değeri hesaplanır ve bu değer 4. blok için belirlenen eşik değeri 0.30 ile karşılaştırılır. Eğer Ds değeri eşik değerinden büyük ise olay atım, küçük ise gürültü olarak sınıflandırılır.

5. aşamada daha önce tespit edilen R-R aralıkları çok büyük ise geriye dönük olarak daha düşük bir eşik değeri kullanılarak ($Th=0.2$) tarama gerçekleştirilir.

2.9.1. Filtre Bankası İle Elde Edilen Sezim Sonuçları

[2]' de önerilen algoritmanın performans değerlendirmesi için iki parametre tanımlanmıştır. Bu parametreler [14]' de tanımlandığı gibi hassaslık ve pozitif kestirilebilirlik olarak adlandırılır.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.26)$$

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.27)$$

Tablo 2.2: Filtre bankası yöntemiyle elde edilen QRS sezim sonuçları

Kayıt	TP	FP	FN	Se(%)	+P(%)
100	1901	0	1	99.95	100.0
101	1523	2	0	100.0	99.87
102	1820	1	1	99.95	99.95
103	1728	0	1	99.94	100.0
104	1849	21	8	99.57	98.88
105	2139	53	16	99.26	97.58
106	1682	3	14	99.17	99.82
107	1783	8	1	99.94	99.55
108	1425	121	55	96.28	92.17
109	2088	3	11	99.48	99.86
111	1773	0	3	99.83	100.0
112	2111	6	0	100.0	99.72
113	1505	4	1	99.93	99.73
114	1601	3	3	99.81	99.81
115	1636	0	1	99.94	100.0
116	1994	3	23	98.86	99.85
117	1283	1	1	99.92	99.92
118	1916	17	0	100.0	99.12
119	1661	1	0	100.0	99.94
121	1557	5	3	99.81	99.68
122	2054	0	0	100.0	100.0
123	1269	0	0	100.0	100.0
124	1366	1	1	99.93	99.93
200	2165	17	3	99.86	99.22
201	1514	4	7	99.54	99.74

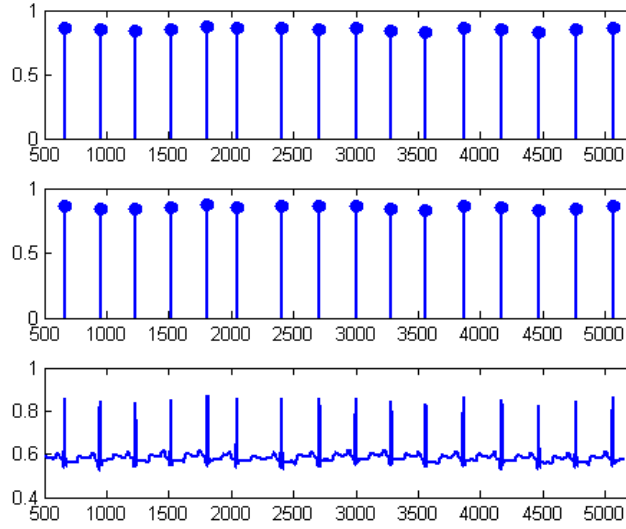
202	1864	3	7	99.63	99.84
203	2420	39	61	97.54	98.41
205	2196	0	5	99.77	100.0
207	1591	19	1	99.94	98.82
208	2394	8	43	98.24	99.67
209	2517	4	1	99.96	99.84
210	2155	3	49	97.78	99.86
212	2284	1	1	99.96	99.96
213	2695	0	5	99.81	100.0
214	1875	1	3	99.84	99.95
215	2792	0	3	99.89	100.0
217	1840	3	5	99.73	99.84
219	1773	0	0	100.0	100.0
220	1694	0	0	100.0	100.0
221	2015	0	5	99.75	100.0
222	2112	4	4	99.81	99.81
223	2186	2	13	99.41	99.91
228	1697	32	6	99.65	98.15
230	1859	2	0	100.0	98.89
231	1278	0	0	100.0	100.0
232	1485	10	0	100.0	99.33
233	2554	1	7	99.73	99.96
234	2290	0	1	99.96	100.0
Toplam	90909	406	374	99.59	99.56

2.9.2. QRS Seziminden Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması

Pan-Tompkins ve filtre bankası yöntemi ile elde edilen QRS sezim sonuçları aşağıda görüldüğü gibi her hastadan alınan kayıtlara göre karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma yapılırken her aritmi tipinden kayıtlar alınmış ve bu kayıtlar üzerindeki R noktalarının ne kadar doğrulukla tespit edilebildiği belirlenmiştir.

2.9.3. 100 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

100 no'lu hastadan alınan EKG kaydına ait şekil aşağıda görülmektedir. Hastaya ait atımlar genelde düzenli olup kayıttaki bir adet PVC, 33 adet APC atım bulunmaktadır. Normal sinüs atımlarını belirlemede her iki sezim algoritması da iyi sonuç vermesine rağmen filtre bankası yöntemi APC atımlarından 3 tanesini detekt edememiştir. 30 dakikalık kayıt için sonuçlar aşağıdaki tabloda görülmektedir.



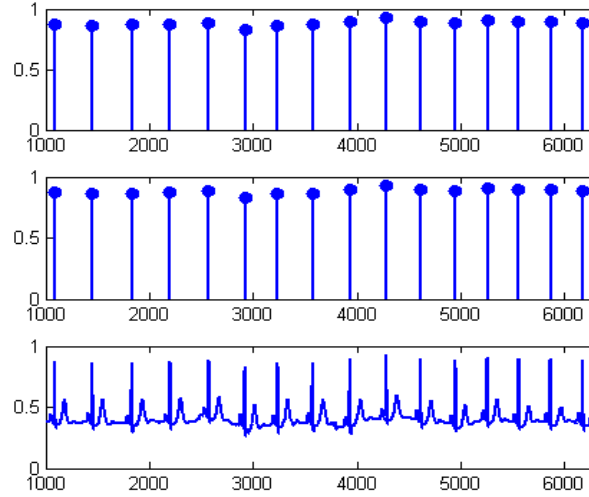
Şekil 2.35: 100 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.3: 100 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2273	0	0	0	0
Filtre Bankası	2273	0	3	3	0.13

2.9.4. 106 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

106 no'lu hastaya ait EKG kaydı aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıta çok sayıda tespit edilmesi zor, düzensiz ventriküler atım bulunmaktadır (520 adet). Buna rağmen her iki algoritma da atımların yerlerini yüksek bir doğrulukla tespit edebilmiştir. Buna rağmen tablodan da görüleceği gibi filtre bankası yöntemi 14 noktada yanlış atım yerleri tespit etmiştir.



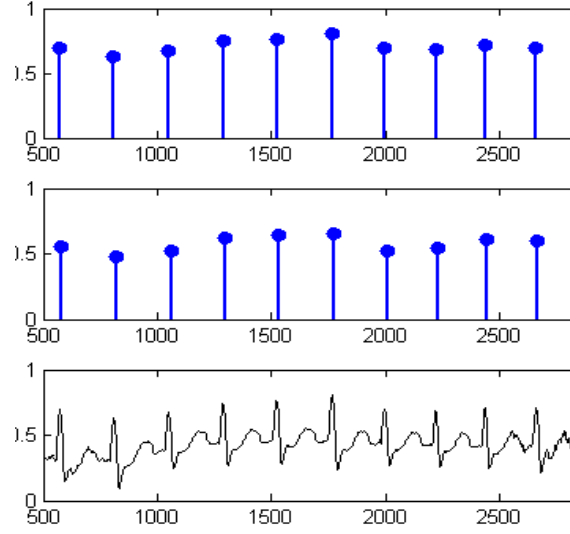
Şekil 2.36: 106 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.4: 106 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2027	5	2	7	0.05
Filtre Bankası	2027	3	14	17	0.83

2.9.5. 109 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

109 no'lu hastaya ait EKG kaydı aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki atımların büyük bölümü LBBB olarak tanımlanmıştır. Ayrıca hastada ventriküler atımlar da bulunmaktadır. Her iki algoritma da LBBB atımlarının tümünü doğru tespit edebilmesine rağmen PVC atımlarının tespit edilmesinde filtre bankası yöntemi Pan-Tompkins algoritmasına göre daha başarısız olmuştur. Aşağıdaki tabloda her iki algoritmayla bulunan sonuçlar görülmektedir.



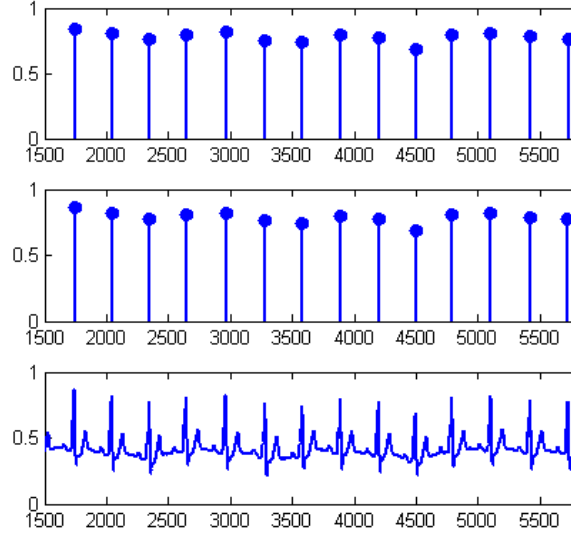
Şekil 2.37: 109 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.5: 109 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2532	0	1	1	0.04
Filtre Bankası	2532	3	11	14	0,096

2.9.6. 111 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

111 no'lu hastaya ait EKG kaydı aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki atımların 1 tanesi PVC diğerleri de (2123 adet) LBBB olarak tanımlanmıştır. Her iki algoritma da atımları büyük doğrulukla tespit edebilmesine rağmen Pan-Tompkins algoritması ile daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.



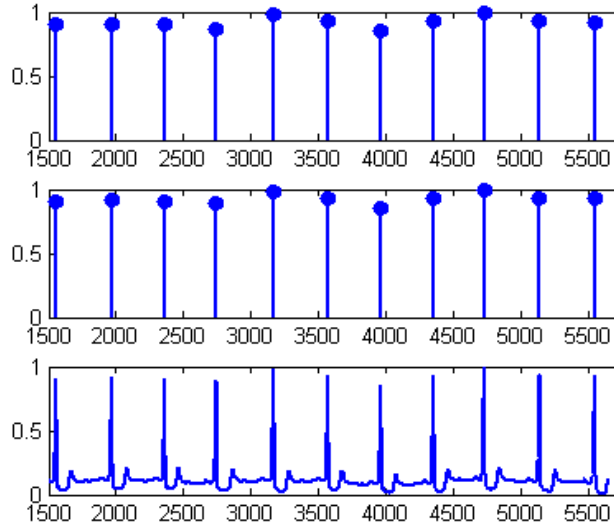
Şekil 2.38 111 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.6: 111 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2124	1	0	1	0.05
Filtre Bankası	2124	0	3	3	0,15

2.9.7. 114 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

114 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan APC, Junctional premature, PVC ve Fusion PVC gibi farklı aritmi türleri bulunmaktadır. Tez çalışması kapsamında bu aritmilerden sadece APC ve PVC aritmileri alınmıştır. Atımların tespit edilmesinde ise aşağıdaki tablodan da görüleceği gibi filtre bankası yöntemi daha başarılı olmuştur.



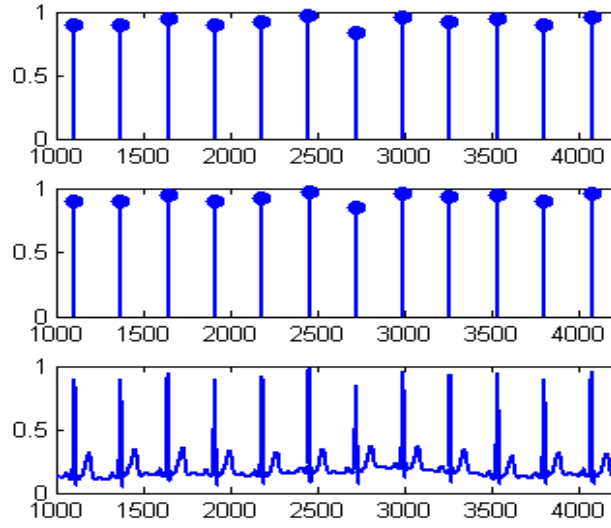
Şekil 2.39: 114 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.7: 114 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	1879	3	17	20	1,06
Filtre Bankası	1879	3	3	6	0,32

2.9.8. 116 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

116 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan APC ve PVC aritmileri mevcuttur. Atımların tespit edilme başarısı önceki hastalara göre düşük olmasına rağmen her iki algoritma da atımların yerlerini %1 hata ile tespit edebilmiştir.



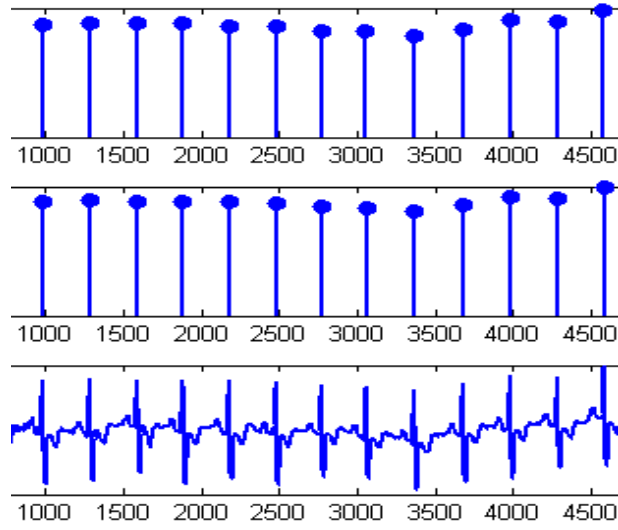
Şekil 2.40: 116 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.8: 116'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2412	3	22	25	1,04
Filtre Bankası	2412	3	23	26	1,05

2.9.9. 118 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

118 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki atımların büyük bölümü RBBB türü aritmilerdir. Ayrıca PVC ve APC aritmileri de bulunmaktadır. Tablodan da görüleceği gibi Pan-Tompkins algoritması filtre bankası yönteminden çok daha başarılı bir şekilde atımları tespit edebilmiştir.



Şekil 2.41: 118 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

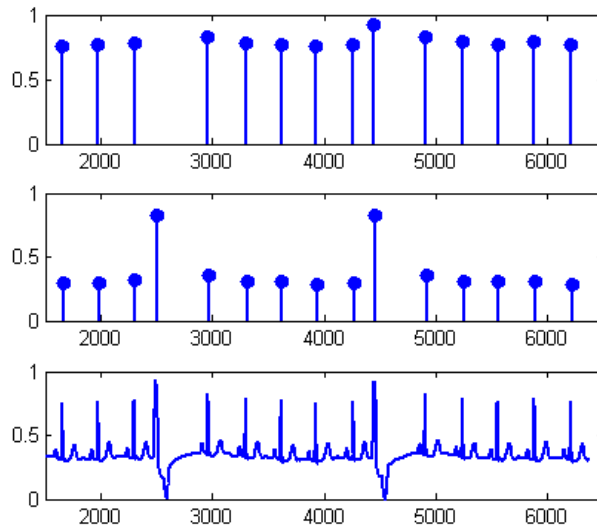
Tablo 2.9: 118 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2288	1	0	1	0,04
Filtre Bankası	2288	17	0	17	0,7

2.9.10. 119 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

119 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir.

Bu kayıttan PVC aritmisi bulunmaktadır. Tablodan da görüleceği gibi her iki algoritma da atımları yüksek bir doğrulukla tespit etmiştir.



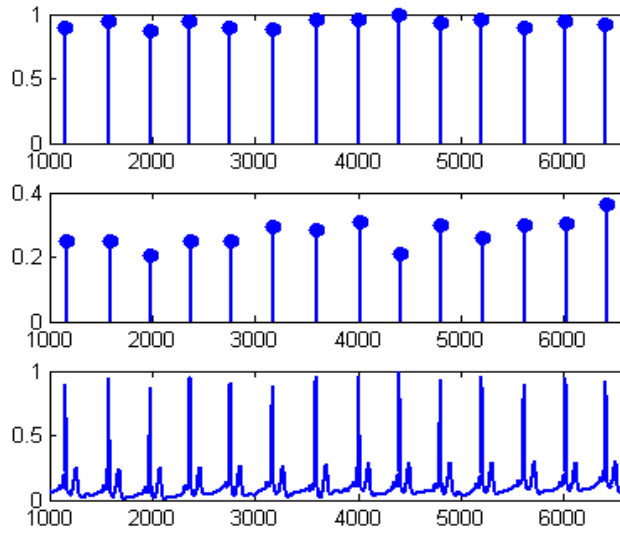
Şekil 2.42: 119 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.10: 119 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	1987	1	0	1	0,05
Filtre Bankası	1987	1	0	1	0,05

2.9.11. 202 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

202 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıt içerisinde APC ve PVC tipi aritmiler mevcuttur. İki algoritma da atımları yüksek doğrulukla tespit edebilmiştir fakat filtre bankasının başarı oranı daha yüksektir.



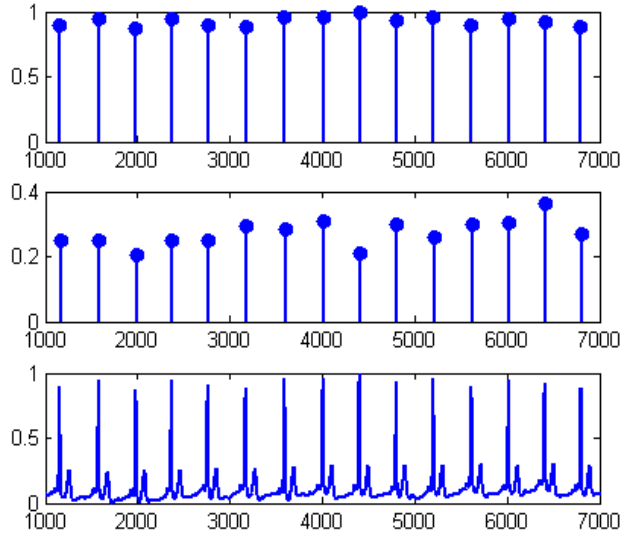
Şekil 2.43: 202 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.11: 202 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2136	0	4	4	0,19
Filtre Bankası	2136	1	0	1	0,05

2.9.12. 205 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

205 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıtta APC ve PVC türü aritmiler bulunmaktadır. Sonuçlardan da görüldüğü gibi bu kayıttan Pan-Tompkins algoritması daha başarılı sonuç vermiştir.



Şekil 2.44: 205 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

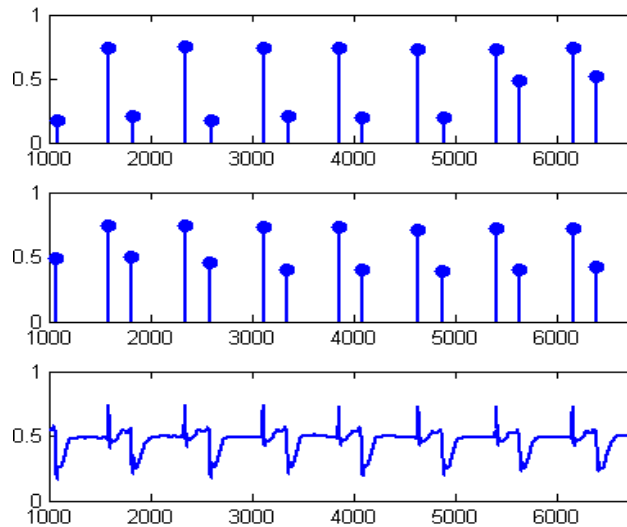
Tablo 2.12: 205 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2656	0	2	2	0,08
Filtre Bankası	2656	0	5	5	0,2

2.9.13. 207 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

207 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir.

Kayıttaki atımların büyük bölümü LBBB ve RBBB türü aritmilerdir. Sonuçlardan da görüldüğü gibi bu kayıttan Pan-Tompkins algoritması daha başarılı sonuç vermiştir.



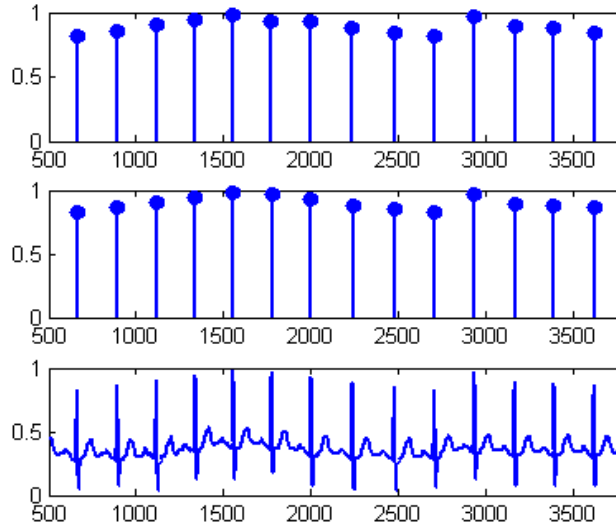
Şekil 2.45: 207 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.13: 207 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2332	4	4	8	0,043
Filtre Bankası	2332	19	1	20	0,9

2.9.14. 209 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

209 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki APC ve PVC türü aritmiler bulunmaktadır. Sonuçlardan da görüldüğü gibi bu kayıttan Pan-Tompkins algoritması filtre bankası yönteminden daha başarılı sonuç vermiştir.



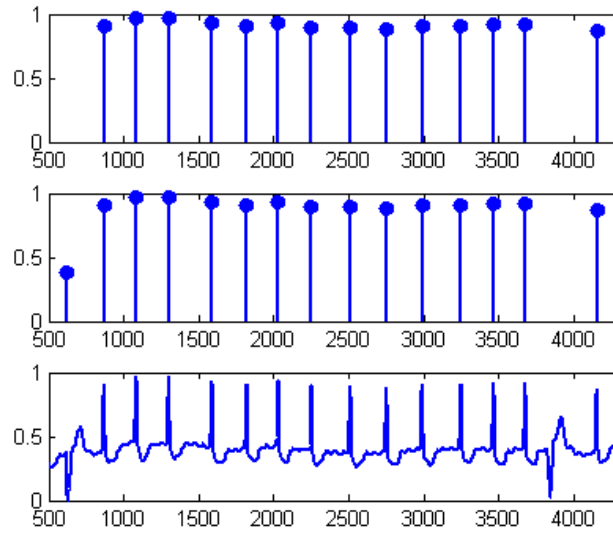
Şekil 2.46 209 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.14: 209 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	3004	3	0	3	0,1
Filtre Bankası	3004	4	1	5	0,16

2.9.15. 210 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

210 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıt çok sayıda PVC türü aritmi bulunmaktadır. Şekilden de görüldüğü gibi filtre bankası yöntemi PVC aritmelerini tespit etmekte filtre bankası yöntemine göre daha başarılı sonuç vermiştir.

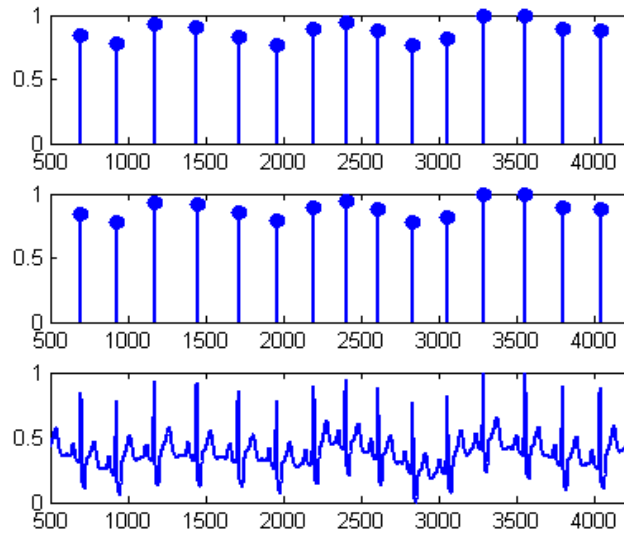


Şekil 2.47: 210 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.15: 210 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2650	2	8	10	0,38
Filtre Bankası	2650	3	49	52	2

2.9.16. 212 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları



Şekil 2.48: 212 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

212 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan RBBB türü aritmi bulunmaktadır. Pan-Tompkins algoritması tüm atımları

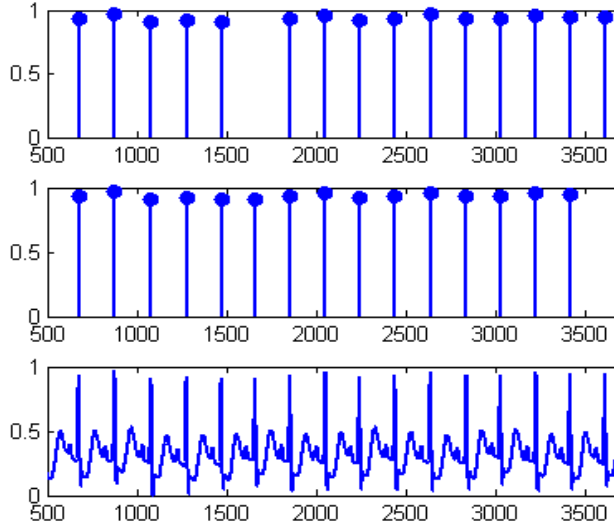
doğru olarak tespit edebilmesine rağmen filtre bankası yöntemi 2 atımı yanlış tespit etmiştir.

Tablo 2.16: 212 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2748	0	0	0	0
Filtre Bankası	2748	1	1	2	0.07

2.9.17. 213 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

213 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan APC ve PVC türü aritmiler bulunmaktadır. Sonuçlardan görüleceği gibi her iki algoritma da birbirine yakın oranda atımları tespit etmiştir.



Şekil 2.49: 213 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

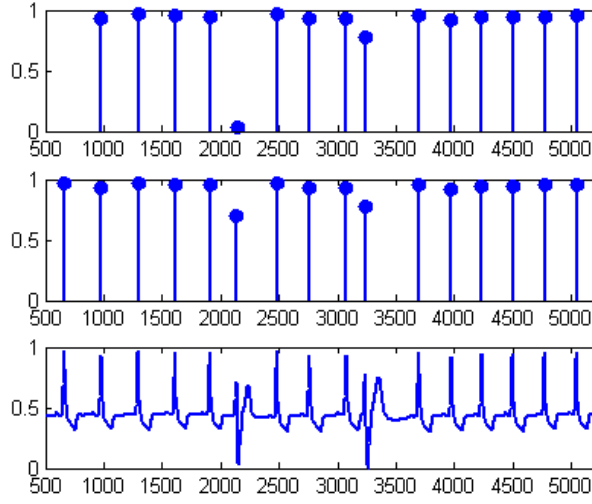
Tablo 2.17: 213 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	3251	1	2	3	0,09
Filtre Bankası	3251	0	5	5	0.15

2.9.18. 214 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

214 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Bu kayıttan LBBB ve PVC türü atımlar bulunmaktadır. Ayrıca sınıflandırılmayan atımlar da içermektedir. Sınıflandırılmayan atımlar çalışma sırasında dikkate alınmamıştır.

Tabloda görüldüğü gibi Pan-Tompkins ve filtre bankası algoritmaları benzer sonuçlar vermiştir.



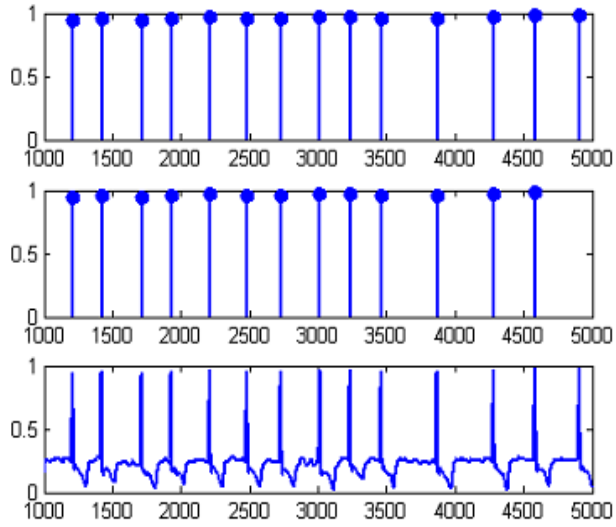
Şekil 2.50: 214 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.18: 214 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2262	2	4	6	0,26
Filtre Bankası	2262	1	3	4	0.17

2.9.19. 219 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

219 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan APC ve PVC türü atımlar bulunmaktadır ve tüm atımlar her iki algoritma tarafından da doğru olarak tespit edilmiştir.



Şekil 2.51: 219 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

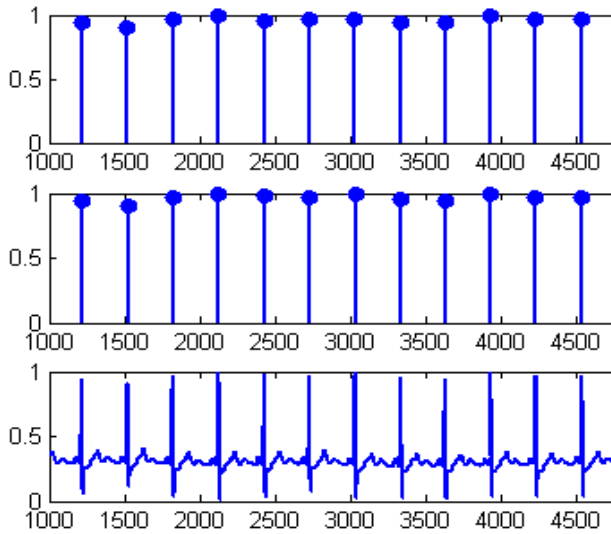
Tablo 2.19: 219 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2154	0	0	0	0
Filtre Bankası	2154	0	0	0	0

2.9.20. 220 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

220 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir.

Kayıtta 94 adet APC türü aritmi bulunmaktadır. Tüm atımlar 2 algoritma tarafından da doğru tespit edilmiştir.



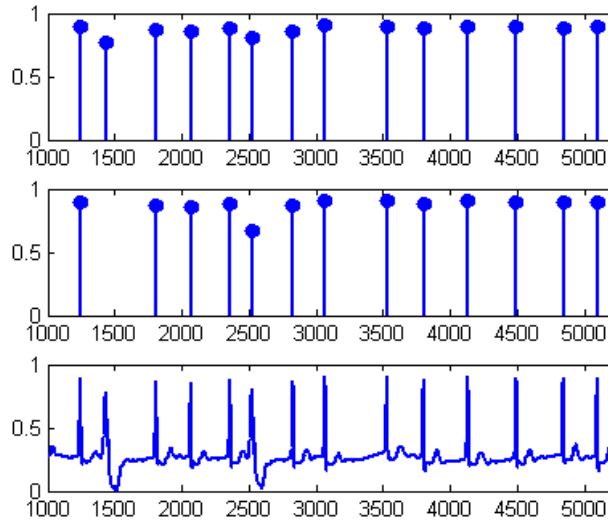
Şekil 2.52: 220 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.20: 220 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2048	0	0	0	0
Filtre Bankası	2048	0	0	0	0

2.9.21. 221 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

221 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan PVC türü aritmiler mevcuttur ve bu her iki algoritmada bu aritmilerden bazılarını tespit edememiştir. Sonuçlardan da görüldüğü gibi Pan-Tompkins algoritması fazladan atım detekt ederken Filtre bankası yöntemi bazı atımları detekt edememiştir.



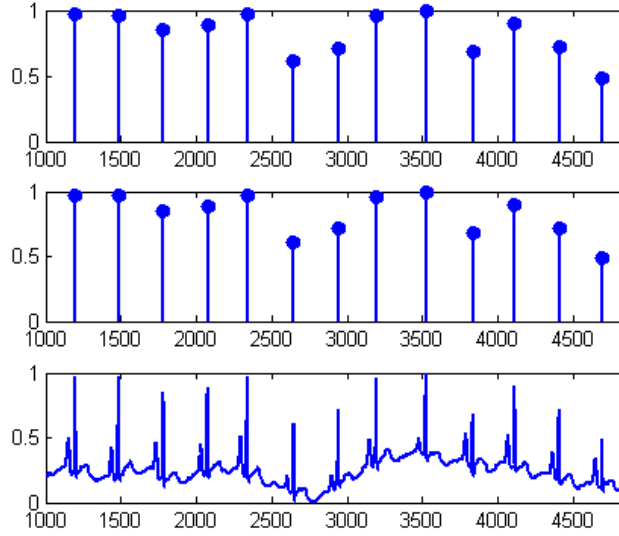
Şekil 2.53: 221 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.21: 221 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2427	2	0	2	0,08
Filtre Bankası	2427	0	5	5	0,2

2.9.22. 222 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

222 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Bu kayıttan APC ve junctional escape türü aritmiler bulunmaktadır. Tablodan da görüleceği gibi Pan-Tompkins algoritması filtre bankasına göre çok daha başarısız sonuç vermiştir.



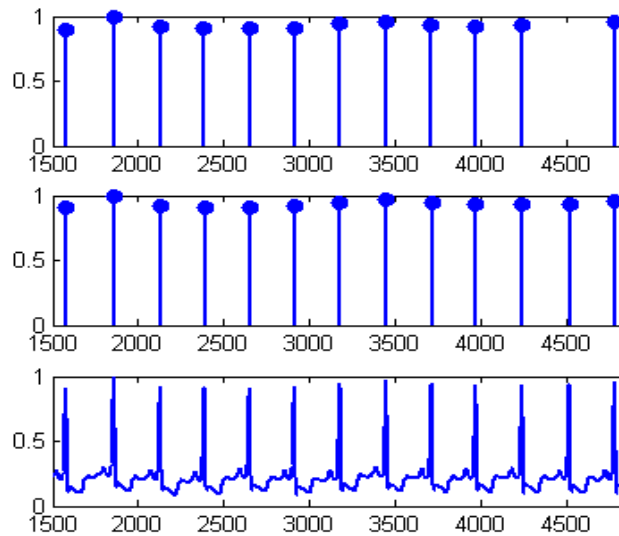
Şekil 2.54: 222 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.22: 222 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2484	101	81	182	7,3
Filtre Bankası	2484	0	4	4	0,32

2.9.23. 223 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

223 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki 473 adet ventriküler premature atım bulunmaktadır. Bu kayıttaki atımların detekt edilmesinde Pan-Tompkins algoritması filtre bankasına göre çok daha iyi sonuç vermiştir.



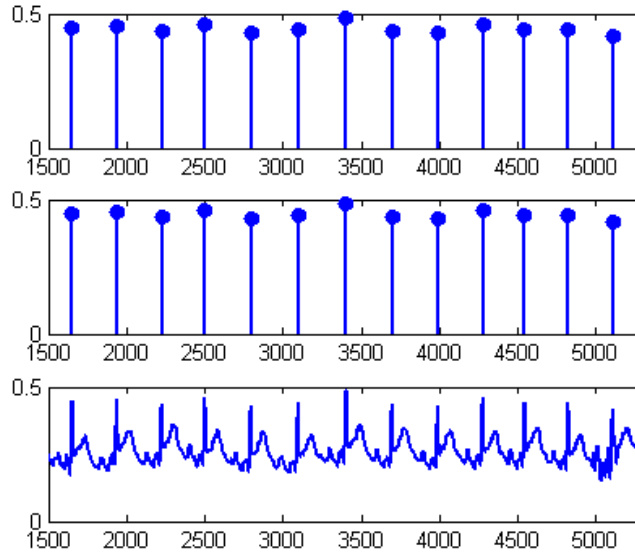
Şekil 2.55: 223 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.23: 223 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2605	1	0	1	0,04
Filtre Bankası	2605	2	13	15	0,5

2.9.24. 228 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

228 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttan 362 adet PVC, 3 adet APC atım bulunmaktadır. Bunun yanında kayıttan çok miktarda artifact bulunmasından dolayı iki algoritmada çok miktarda (FP) atım detekt etmiştir.



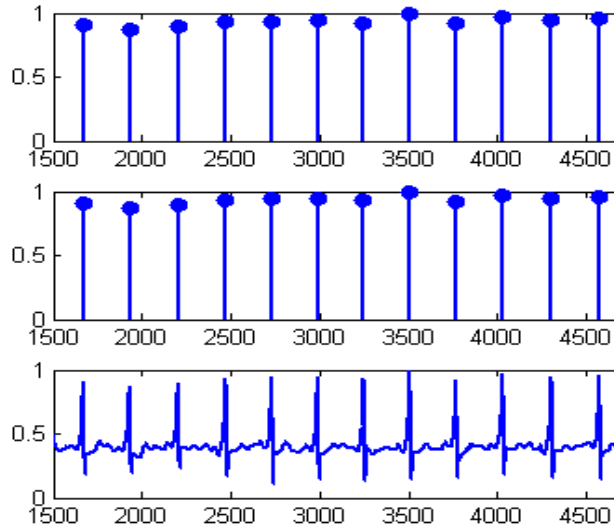
Şekil 2.56: 228 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.24: 228 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2053	25	5	30	0,14
Filtre Bankası	2053	32	6	38	0,18

2.9.25. 230 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

230 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Sonuçlardan da anlaşılacağı gibi her iki algoritma da atımları büyük bir doğrulukla tespit edebilmiştir.



Şekil 2.57: 230 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

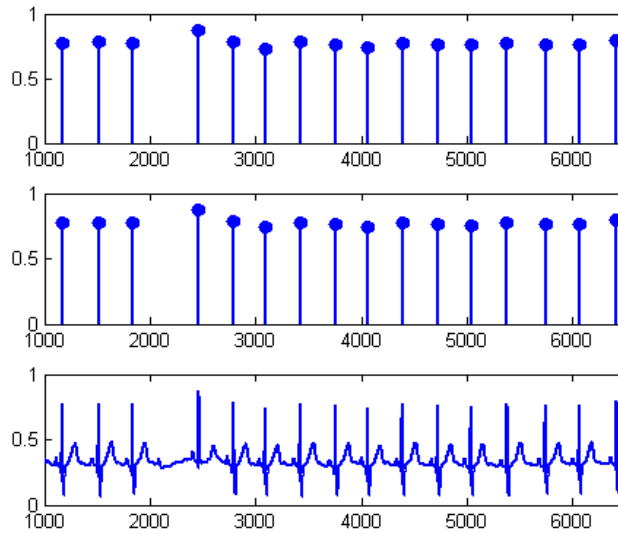
Tablo 2.25: 230 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2256	1	0	1	0,04
Filtre Bankası	2256	2	0	2	0,08

2.9.26. 231 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

231 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir.

Kayıttaki atımların büyük çoğunluğunu RBBB türü atımlar oluşturmaktadır. Her iki algoritma da atımların tamamını doğru tespit edebilmiştir.



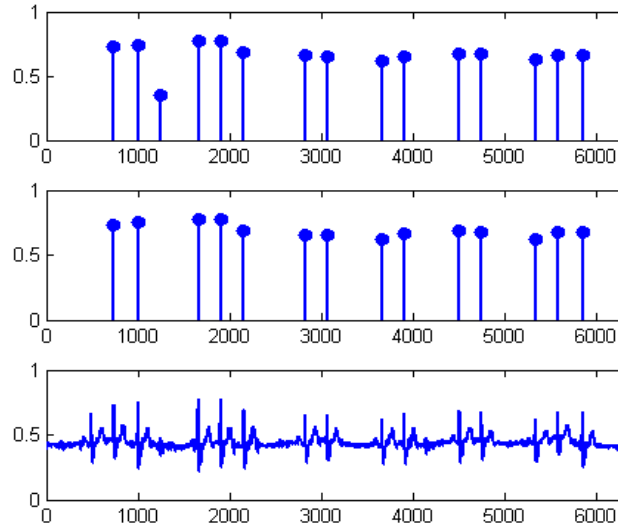
Şekil 2.58: 231 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.26: 231 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	1573	0	0	0	0
Filtre Bankası	1573	0	0	0	0

2.9.27. 232 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

232 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki atımların büyük çoğunluğu RBBB (397 adet) ve APC (1382 adet) türü atımlardan oluşmaktadır. Her iki algoritma R noktalarını doğru tespit edebilmesine rağmen (FP) atımlar da detekt edilmiştir.



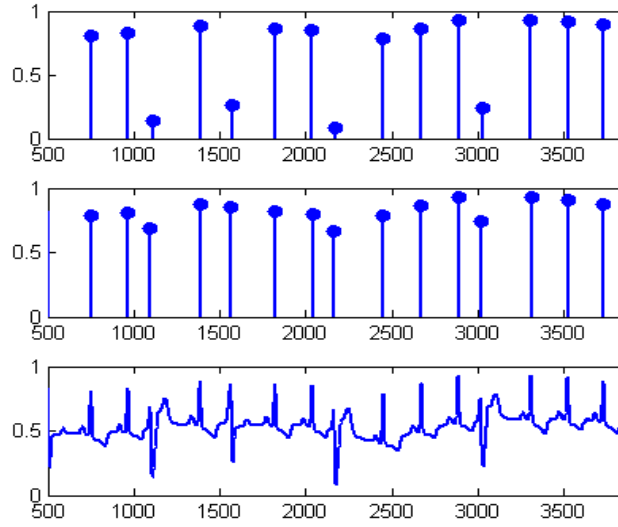
Şekil 2.59: 232 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.27: 232 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	1780	6	1	7	0,39
Filtre Bankası	1780	10	0	10	0,44

2.9.28. 233 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

233 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Kayıttaki 831 adet PVC atım bulunmaktadır. Pan-Tompkins algoritması ile yalnızca bir (FN) atım detekt edilmesine rağmen filtre bankası yöntemi 7 adet (FN) atım detekt etmiştir.



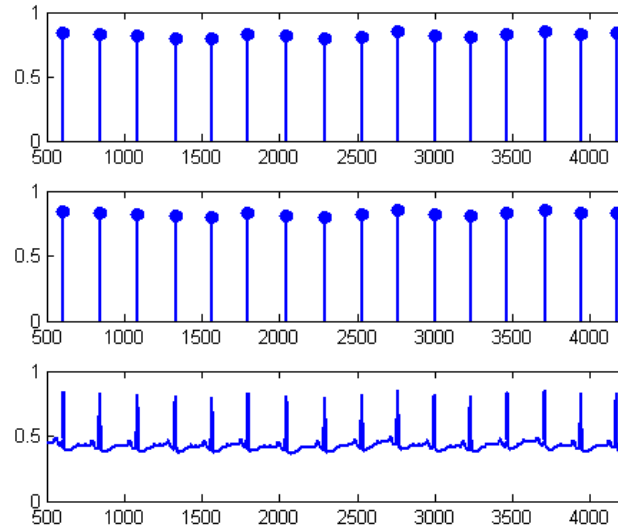
Şekil 2.60: 233 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.28: 233 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	3079	0	1	1	0,03
Filtre Bankası	3079	1	7	8	0,24

2.9.29. 234 no'lu kayıttan elde edilen sezim sonuçları

234 no'lu kayıttan alınan EKG kaydının bir bölümü aşağıdaki şekilde görülmektedir. Bu kayıttan 50 adet jonksiyonel premature atım bulunmaktadır. Sonuçlardan da görüldüğü gibi her iki algoritma atımları doğru olarak tespit etmiştir.



Şekil 2.61: 234 no'lu kayıttan alınan QRS sezim sonuçları

Tablo 2.29: 234 no'lu kayıttan elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Algoritma	Atım Sayısı	FP	FN	Yanlış Dedekt Edilen Atım	%
Pan-Tompkins	2753	0	0	0	0
Filtre Bankası	2753	0	1	1	0,03

Sonuçlardan da görüleceği gibi 222 no'lu kayıt dışında filtre bankası ile elde edilen sonuçlar Pan-Tompkins algoritması ile elde edilen sonuçlara yakındır. Ancak 222 no'lu kayıttaki kalp ritmi APC atımlarından dolayı sürekli değiştiğinden Pan-Tompkins algoritması değişen ritmi takip etmekte filtre bankası yöntemine göre daha başarısız olmuştur. Bu yüzden tez çalışmasında kalp atımlarının detekt edilmesinde filtre bankası yöntemi tercih edilmiştir.

2.10. HERMITE FONKSİYONLARI

2.10.1. Sürekli Zaman Hermite Fonksiyonları

Hermite fonksiyonları işaret işlemede sıkça kullanılan bir integral dönüşümüdür. Hermite fonksiyonları, Hermite polinomlarının Gaussian bir fonksiyon ile çarpımıyla elde edilirler. Hermite polinomları Rodrigues formülünü kullanarak elde edilirler [43].

$$H_n(t, \sigma) = (-1)^n e^{-t^2/2\sigma^2} \frac{d^n}{dt^n} e^{-t^2} \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad -\infty \leq t \leq \infty \quad (2.28)$$

Yüksek mertebeden Hermite polinomları rekürsif olarak (2.29) denklemi ile elde edilirler [44].

$$H_{n+1}(t) = 2tH_n(t) - 2nH_{n-1}(t) \quad (2.29)$$

(2.29) denklemini kullanarak ilk 6 Hermite polinomu aşağıdaki gibi yazılabilir.

(2.30) ve (2.31) denklemleri ön tanımlıdır.

$$H_0(n) = 1 \quad (2.30)$$

$$H_1(n) = 2n \quad (2.31)$$

$$H_2(n) = 4n^2 - 2 \quad (2.32)$$

$$H_3(n) = 8n^3 - 12n \quad (2.33)$$

$$H_4(n) = 16n^4 - 48n^2 + 12 \quad (2.34)$$

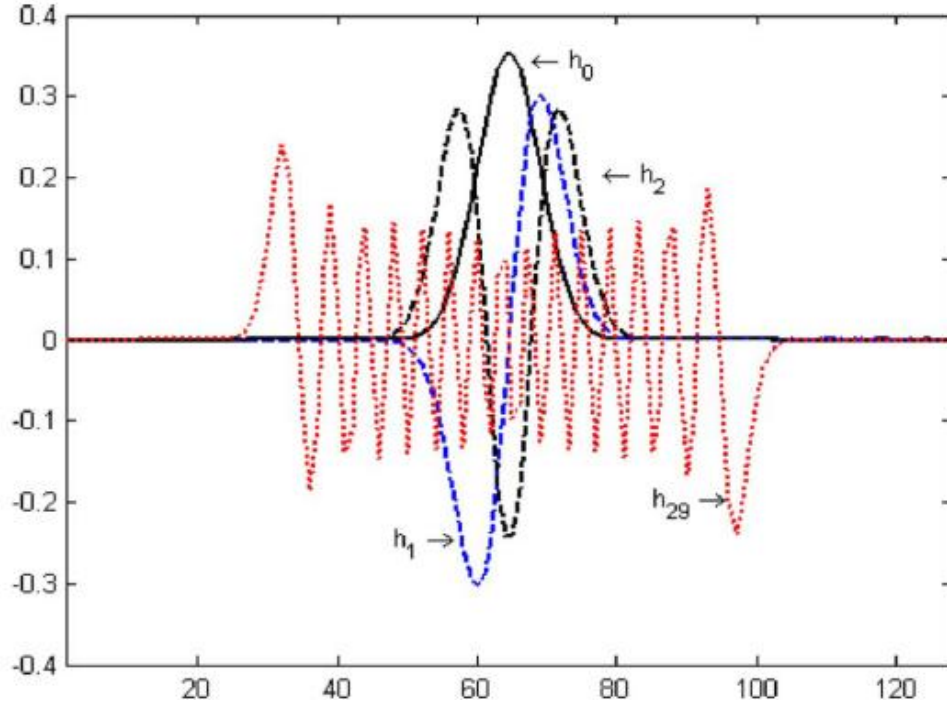
$$H_5(n) = 32n^5 - 160n^3 + 120n \quad (2.35)$$

Hermite fonksiyonları aşağıdaki denklem ile elde edilir.

$$\Psi_n(t, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{\sigma 2^n n! \sqrt{\pi}}} e^{-t^2/2\sigma^2} H_n(t/\sigma) \quad (2.36)$$

Sürekli zaman Hermite fonksiyonları, sürekli-zaman Fourier dönüşümünün de öz-vektörleridir. $\Psi_n(t)$ fonksiyonunun Fourier dönüşümü, fonksiyonun j^n ile çarpımına eşittir [29]. Bu tanımlardan hareketle Hermite fonksiyonları için (2.36) denklemi yazılabilir.

Şekil 2.62’de, (2.62) denklemiyle elde edilen bazı Hermite fonksiyonları görülmektedir.



Şekil 2.62: $\sigma=1$ için $n=128$ örnek üzerinden elde edilen Hermite fonksiyonları

2.10.2. Ayrık Hermite Fonksiyonları

Sürekli zaman Hermite fonksiyonlarının sayısal işaretlere adaptasyonu üzerine değişik çalışmalar yapılmıştır [19-21]. N uzunluklu bir sayısal işaret için $0 \leq k \leq n-1$ olmak üzere özellikleri sürekli zamandakine benzer ve birbirine dik bir h_k baz fonksiyon seti bulunabilir. Fakat sürekli zaman Hermite fonksiyonlarının zaman düzleminde düzgün örneklemeyle elde edilen ayrık Hermite fonksiyonları dik bir baz fonksiyon seti oluşturmaz. Ayrık Hermite fonksiyonları merkezlenmiş ya da ötelenmiş Fourier matrisinin öz-vektörleri kullanılarak elde edilebilir [33-38]. Bu yöntemde, öz-vektörleri merkezlenmiş Fourier matrisi ile aynı öz-vektör setine sahip simetrik tri-diyagonal matris kullanılır [22]. Standart Fourier matrisi (2.37) denklemi ile tanımlanır.

$$F_{(ik)} = e^{-\frac{2\pi j}{n} i(k)} \quad i, k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (2.37)$$

Ötelenmiş Fourier matrisi (2.38) denklemi ile ifade edilir. x ve y yatay ve düşey öteleme parametreleri olmak üzere;

$$F_{(ik)} = e^{-\frac{2\pi i}{n}(i-x)(k-y)} \quad i, k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (2.38)$$

Merkez Fourier matrisi (2.39) denklemi ile ifade edilir.

$$F_{(ik)} = e^{-\frac{2\pi i}{n}(i-\alpha)(k-\alpha)} \quad i, k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (2.39)$$

(2.39) denklemindeki α öteleme parametresi, σ genişletme parametresi olarak adlandırılır. Fourier matrisinin özdeğerleri yinelemeli olduğu için bu matrisin özvektörleri de sonsuz sayıdadır [38]. Fourier matrisinin belirli bir özvektör setini bulmak için bu matrisle değişme özelliği gösteren iki ayrı matris Dickinson-Steiglitz [18] ve Grunbaum [19] tarafından önerilmiştir. F matrisi ile değişme özelliği bulunan diyagonal matris S matrisi diye ifade edilir.

Grunbaum ve Dickinson-Steiglitz matrislerinin arasındaki en önemli fark, Dickinson-Steiglitz matrisinin sadece $\sigma = 1$ değeri için çözüm üretmesidir. Oysa Grunbaum matrisi σ 'nın değişik değerleriyle değişik özdeğerler üretebilmektedir. Bu parametrenin değerini değiştirerek Hermite fonksiyonlarının yatay eksenindeki genişlikleri de ayarlanabilmektedir.

Dickinson-Steiglitz tarafından önerilen S matrisinin köşegeni (2.40) denklemi kullanılarak elde edilir.

$$2\cos\left(\frac{\pi(2\mu - n + 1)}{n}\right) \quad 0 \leq \mu \leq n-1 \quad (2.40)$$

denklemine göre (F) Fourier matrisi ile değişme özelliği gösteren S matrisinin özdeğerleri aynı zamanda Hermite fonksiyonlarının katsayılarını vermektedir.

Dickinson-Steiglitz yöntemiyle elde edilen S matrisi aşağıdaki gibi gösterilir;

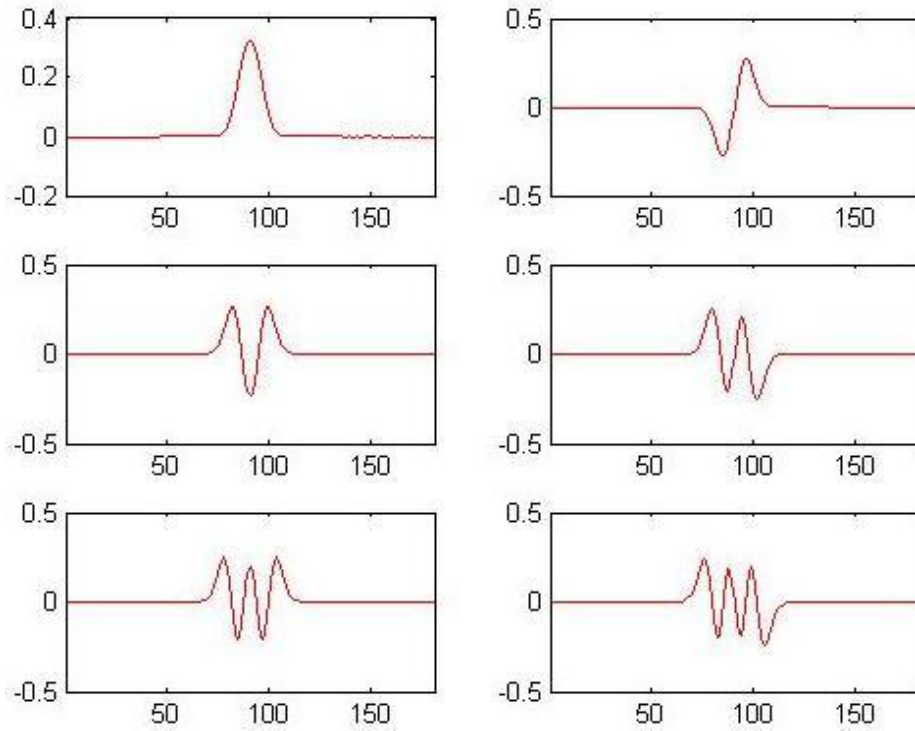
$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 2\cos(w) & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2\cos(2w) & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 2\cos((N-2)w) & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 1 & 2\cos((N-1)w) \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Grunbaum matrisinde diyagonal matrisin esas köşegeni;

$$d_0(k) = -2\cos\left(\frac{\pi}{\sigma^2}\right)\sin\left(\frac{\pi k}{n\sigma^2}\right)\sin\left(\frac{\pi}{n\sigma^2}((n-1)-k)\right) \quad 0 \leq k \leq n-1 \quad (2.42)$$

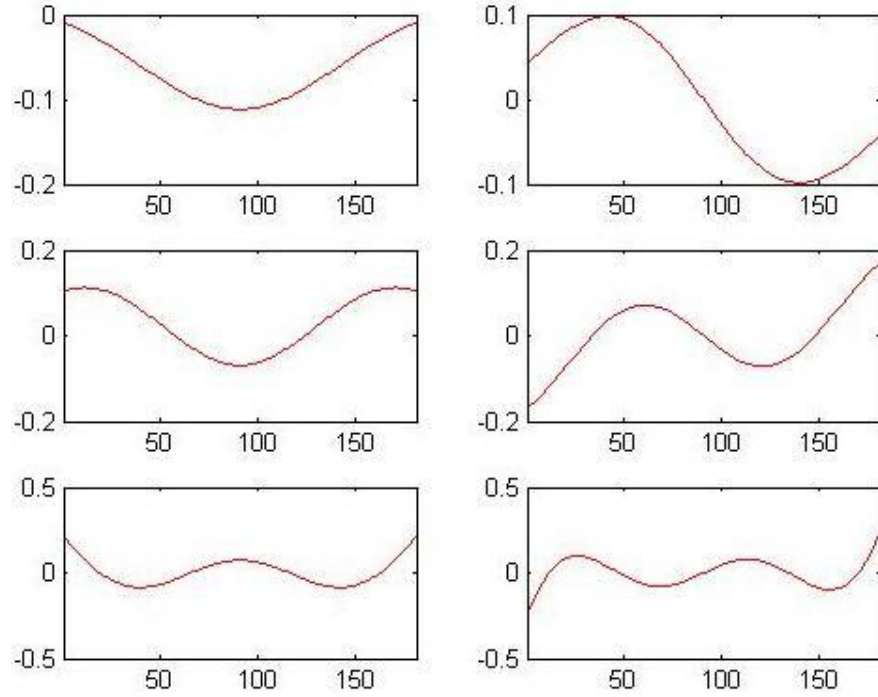
köşegenin altındaki ve üstündeki elemanlar;

$$d_1(k) = \sin\left(\frac{\pi k}{n\sigma^2}\right)\sin\left(\frac{\pi}{n\sigma^2}(n-k)\right) \quad 0 \leq k \leq n-1 \quad (2.43)$$

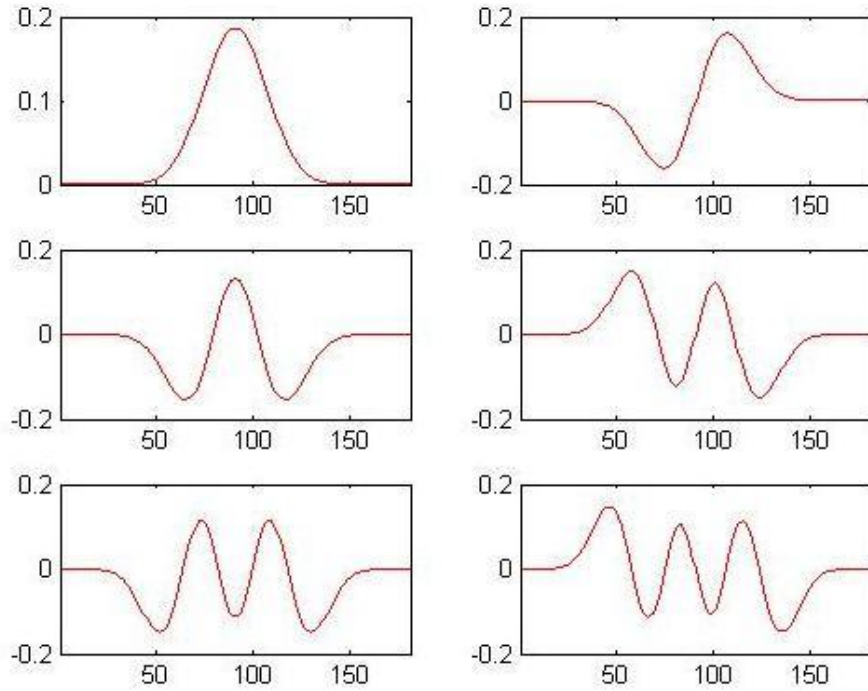


Şekil 2.63: $\sigma = 1$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu

Şekil (2.62)'de $\sigma = 1$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu görülmektedir. Grunbaum matrisinde $\sigma > 1$ değerini alabildiğinden, daha az Hermite fonksiyonu kullanarak orijinal işareti elde etme imkanı sağlamaktadır.



Şekil 2.64: $\sigma = 6$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu



Şekil 2.65: $\sigma = 2$ değeri için elde edilen ilk 6 Hermite fonksiyonu

S matrisinin öz-vektörleri bu matrisin öz-değerlerinin büyüklüğüne göre sıralanabilir. $k = 0, 1, 2, \dots, n-1$ ve u_k S'nin k . öz-vektörü olmak üzere öz-vektörler $k = 0$ en büyük, $k=1$ bir sonraki en büyük öz-değere karşılık gelen öz-vektör olarak sıralanabilir [30]. Bu sıralama ayrık Hermite fonksiyonlarının da sıralamasını vermektedir [3]. Sayısal işaretin Hermite fonksiyonları cinsinden açılımını bulmak için her fonksiyona ait katsayıların elde edilmesi gerekmektedir. Fonksiyon katsayıları bir önceki adımda bulunan S simetrik tri-diagonal matrisin giriş işareti ile çarpılması sonucu elde edilir.

$$C_{k,\sigma} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \begin{bmatrix} h_{11} & h_{21} & \dots & h_{n1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ h_{1n} & h_{2n} & \dots & h_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

Hermite fonksiyonlarının lineer kombinasyonu kullanılarak orijinal işaret aşağıdaki denklem ile yeniden elde edilebilir.

$$x(t) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k \phi_k(t, \sigma) \quad (2.45)$$

Burada c_k ($k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$) Hermite katsayılarını ve $\phi(t, \sigma)$ yukarıda tanımlanan verilen Hermite baz fonksiyonlarını göstermektedir [40].

Buradan, gerçek işaret ile yeniden elde edilen işaret arasındaki hatayı veren aşağıdaki ifade elde edilebilir.

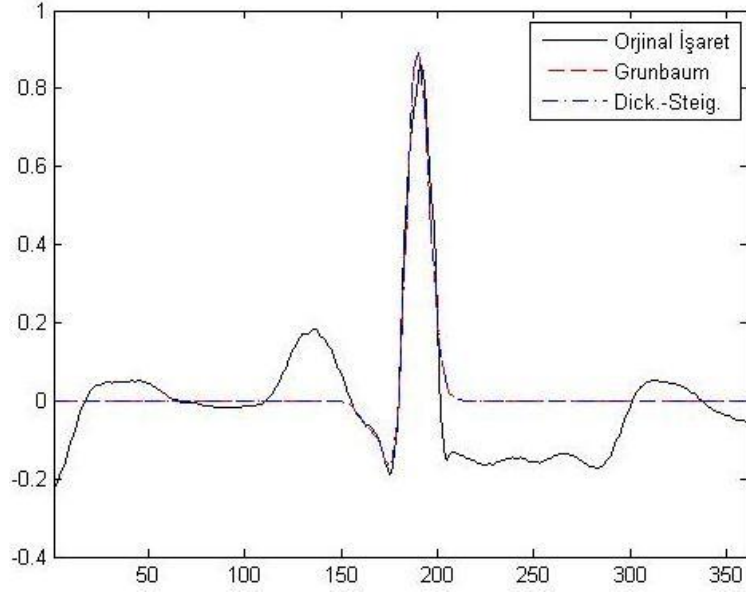
$$E = \left\| x(t) - \sum_{k=0}^{N-1} c_k \phi_k(t, \sigma) \right\| \quad (2.46)$$

Gerçek EKG işareti ile yeniden elde edilen işaret arasındaki hata (PRD-percent rootmean square difference) RMS olarak;

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum (x_i - y_i)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}} \quad (2.47)$$

Burada x_i orijinal EKG işaretini, y_i yeniden elde edilen EKG işaretini, \bar{x} orijinal işaretin ortalama değerini ifade etmektedir. Aşağıda MIT-BIH Aritmi veritabanındaki 100 no' lu

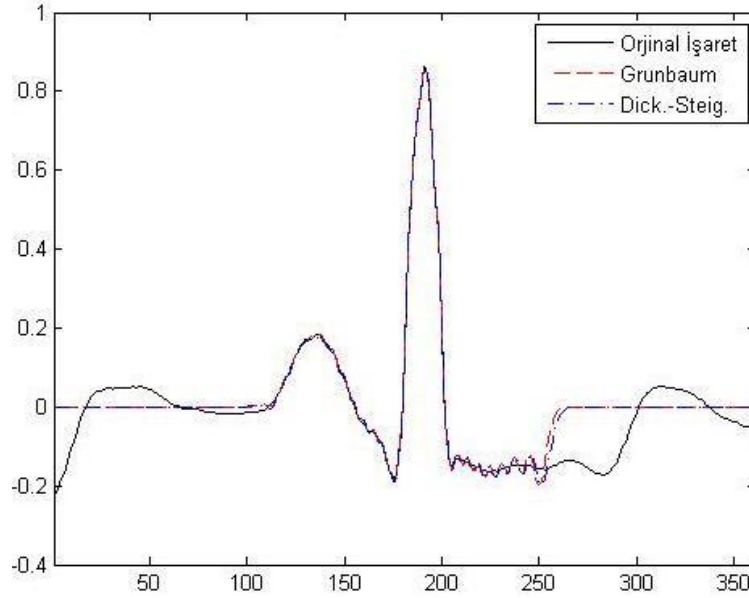
hastadan alınan bir EKG atımının sırasıyla 5, 20, 50 ve 200 Hermite fonksiyonu kullanılarak elde edilmesi ve her durumdaki PRD değerleri görülmektedir.



Şekil 2.66: $\sigma = 1$ ve 5 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret

$$PRD_G = 0.5493$$

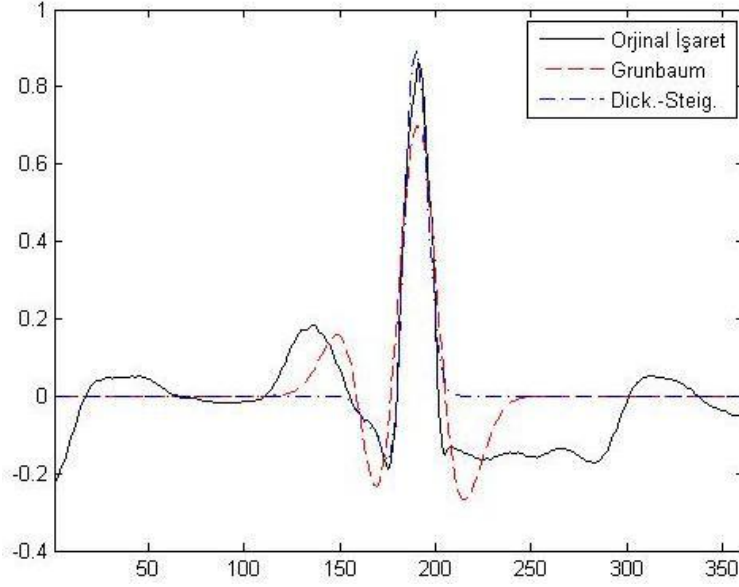
$$PRD_{DS} = 0.5496$$



Şekil 2.67: $\sigma = 1$ ve 50 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret

$$PRD_G = 0.3449$$

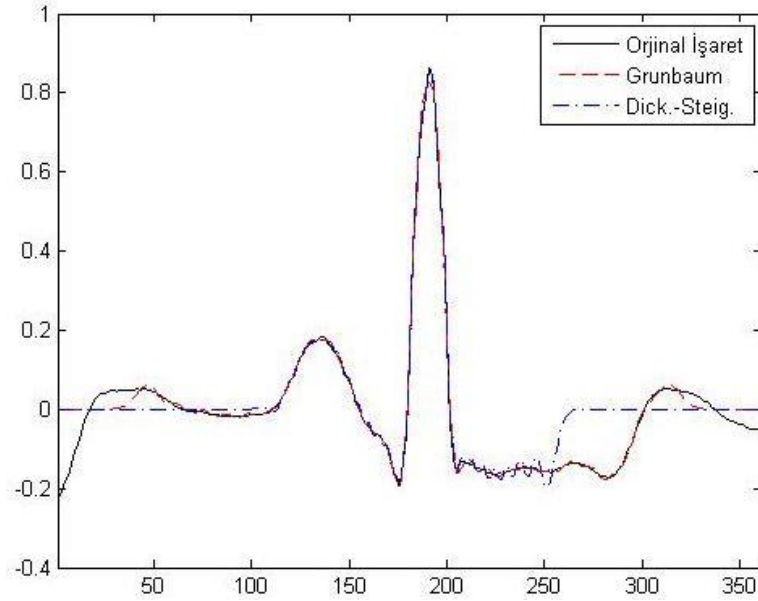
$$PRD_{DS} = 0.3379$$



Şekil 2.68: $\sigma = 2$ ve 5 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret

$$\text{PRD}_G = 0.5210$$

$$\text{PRD}_{DS} = 0.5496 \quad (\sigma = 1 \text{ alınmıştır})$$



Şekil 2.69: $\sigma = 2$ ve 50 Hermite fonksiyonu ile elde edilen işaret

$$\text{PRD}_G = 0.1929$$

$$\text{PRD}_{DS} = 0.3379 \quad (\sigma = 1 \text{ alınmıştır})$$

2.11. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağlarına ilişkin çalışmalar biyolojik sinir sistemi ve özellikle de beynin çalışma prensibi referans alınarak ilerlemiştir. Nöronun ilk matematiksel modeli “paralel dağıtık hesaplamalar” adıyla McCulloch ve Pitts tarafından 1943 yılında yayımlanan bir makalede geliştirilmiştir.

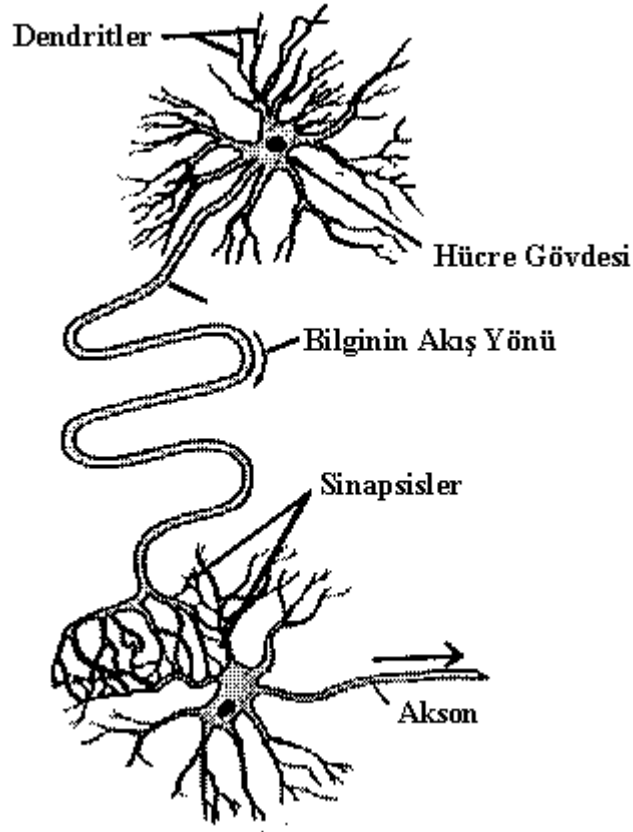
Bundan 10 yıl sonra Rossenblatt, değiştirilmiş bir McCulloch- Pitts nöron modelini görsel algılama sistemine uygulamıştır. Perceptron adı da bu uygulamadan sonra ortaya çıkmıştır. Bu perceptron modelinde nöronlar arasındaki bağlantıların ağırlıkları ayarlanabiliyordu ve böylece değişik örüntü tanıma uygulamalarına da uyarlanabiliyordu.

1960 yılında Widrow ve Hoff, Rossenblatt perceptron modelinden eğitim algoritması bakımından farklılaşan ADALINE (Adaptive Linear) nöron modeline geliştirdiler. Minsky ve Papert'in 1969 yılında yayımlanan “Perceptrons” adlı kitaplarında, perceptron modelinin bazı basit örüntüleri ayırt etmekte başarısız olduğunu göstermesinden sonra sinir ağları üzerine çalışmalar bir durgunluk dönemine girmiştir. Bu durum 1985 yılında yeni eğitim algoritmalarının geliştirilmesine kadar devam etmiştir.

2.11.1. Biyolojik Tabanlı Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının prensiplerini ve özelliklerini anlamak için biyolojik sinir ağları ile olan benzerliklerinden yararlanmak faydalı olacaktır. Yapay sinir ağlarında kullanılan terminolojinin büyük bir kısmı biyolojik sinir ağlarından alınmıştır.

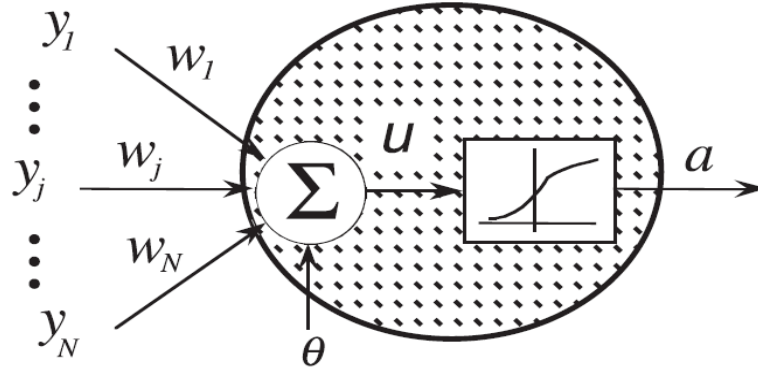
Biyolojik sinir sistemi, birbiriyle yoğun bir biçimde bağlı nöron adı verilen milyarlarca işlem biriminden meydana gelmiştir. Giriş sinyalleri nörona dentrit adı verilen kanallardan girer, işlenmiş veri de nöronu akson adı verilen kanallardan terkeder. Nöron girişine uygulanan tüm işaretleri toplar ve toplanmış işaret yeterince güçlü ise belirlenen çıkışı üretir.



Şekil 2.70: Nöronun yapısı ve bağlantıları

Nöronların birbirleri ile bağlantı kurdukları noktalara sinaps adı verilir. Nöronlar arası iletilen sinyalin büyüklüğü sinaptik verimlilik olarak adlandırılır ve beynin öğrenme süreciyle beraber sinaptik verimlilik de değişiklik gösterir.

Bir yapay sinir ağında da nöron, işlem birimi girişler de dentrit olarak adlandırılır. İşlem birimi tüm girişleri toplar ve çıkışa aktarır. Girişlerin toplanması sonucu elde edilen büyüklüğün çıkışa aktarılan miktarı işlem biriminin transfer fonksiyonu ile belirlenir. Yapay nöronun her girişini sinaptik ağırlığa karşılık gelen bir ağırlığı vardır. Bu ağırlık, o girişin çıkışı belirlemedeki önemini belirtir. Her dentrite uygun ağırlıkların atanması işlemi yapay sinir ağının eğitilmesi olarak adlandırılır.



Şekil 2.71 Nöronun matematiksel modellemesi

2.11.2. Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, doğrusal olmayan fonksiyonların modellenmesi amacıyla kullanılabilir. Bu amaçla kullanılacak en basit ağ yapısı Şekil 2.71'de görülmektedir. Bu ağ yapısında bir giriş işlem elemanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş işareti bağımsız değişkenli doğrusal olmayan fonksiyona, çıkış işareti de bu fonksiyonun yaklaşık ifadesine karşılık gelmektedir. Giriş katmanı giriş işaretini değişik ağırlıklara sahip dentritlere bölerek gizli katmana aktarmaktadır. Çıkış katmanı da gizli katmanındaki her bir işlem bloğundan gelen verileri toplayarak çıkışa aktarmaktadır.

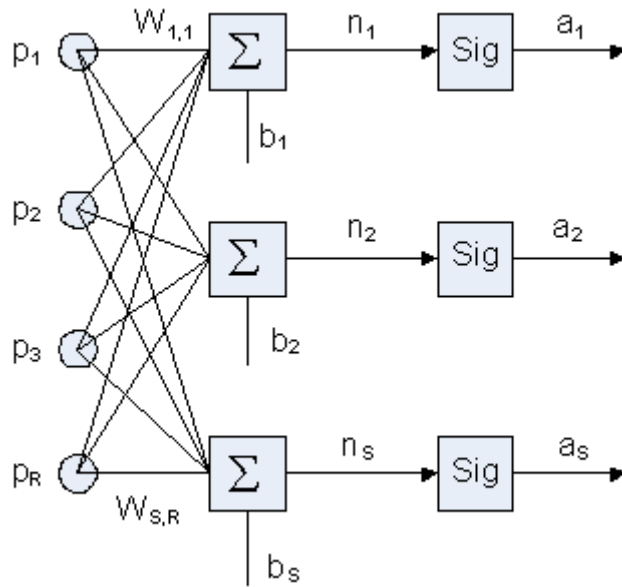
Doğrusal olmayan fonksiyonları modellemek için ağın giriş ve çıkış katmanlarında ilave sabit değerli girişlere ihtiyaç olabilir. Bu girişler gizli katmandaki her bir işlem bloğu için bir eşik değeri oluştururlar. Bu eşik değerlerini ağa uygulamadan ağın çıkışının yakınsaması mümkün değildir.

Matematiksel olarak tek katmanlı nöron modeli aşağıdaki denklem ile ifade edilir. Buradaki nöron modelinde y_1, y_2, \dots, y_N değerleri giriş değerlerine karşılık gelirken, w_1, w_2, \dots, w_n değerleri ise bu girişlerin söz konusu nöronu ne derece etkileyeceğini belirleyen giriş ağırlıklarına karşılık gelmektedirler. F ise nöronun kullandığı aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir.

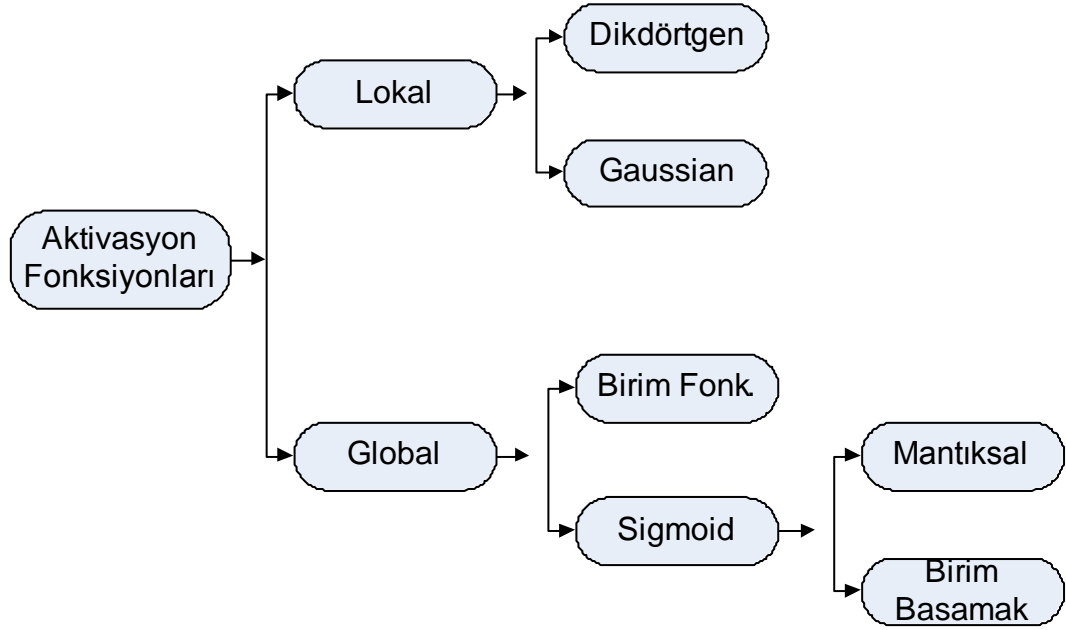
$$a = f\left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot y_i - \theta\right) \quad (2.48)$$

Rosenbalt ve Widrow-Hoff'un nöron modellerinde kullandıkları ilk transfer fonksiyonları mantıksal fonksiyonlardır. Daha sonra Hopfield bu fonksiyonların yerine sigmoid bir fonksiyon kullanmıştır. Moody ve Darken ağın eğitim hızını arttırmak için Gaussian aktivasyon fonksiyonlarını geliştirmişlerdir [27]. Bu iki aktivasyon fonksiyonu uygulamada en çok kullanılan fonksiyonlardır.

Nöral ağ yapılarını sınıflandırmakta kullanılan kriterlerden bir tanesi de kullandıkları aktivasyon fonksiyonlarıdır. Aktivasyon fonksiyonları lokal ve global olmak üzere iki kategoriye ayrılabilir. Lokal aktivasyon fonksiyonları çok dar bir aralıktaki giriş değişkenlerine cevap verirler. Bu fonksiyonlara örnek olarak Gaussian ve dikdörtgen aktivasyon fonksiyonları gösterilebilir. Global aktivasyon fonksiyonları ise tüm giriş aralıkları için çıkış üretirler. Sigmoid, birim basamak, mantıksal fonksiyonlar global fonksiyonlara örnek olarak gösterilebilir.



Şekil 2.72: Tek katmanlı yapay sinir ağı



Şekil 2.73: Yapay sinir ağlarının aktivasyon fonksiyonuna göre sınıflandırılması

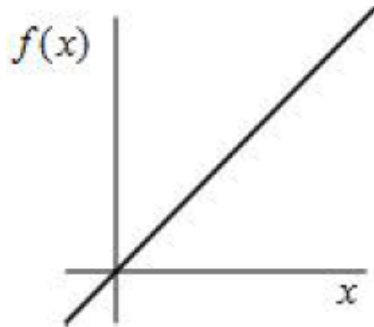
2.11.3. Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları nöral ağ girişindeki ağırlıklandırılmış toplam değerın çıkışa aktarılmasını sağlar. Hangi durumda hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılacağı problemin çözümündeki başarısına bağlıdır. Aşağıda en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının tanımları verilmiştir.

2.11.4. Birim Basamak Fonksiyonu

Birim fonksiyon kendisine gelen girişi çıkışa olduğu gibi aktarır ve (2.49) denklemi ile ifade edilir.

$$f(x) = x \quad (2.49)$$

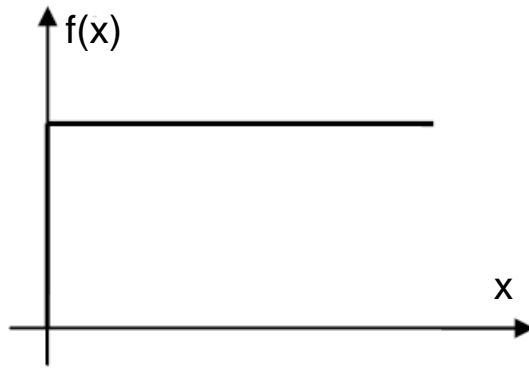


Şekil 2.74: Birim basamak fonksiyonu

2.11.5. Eşik Fonksiyonu

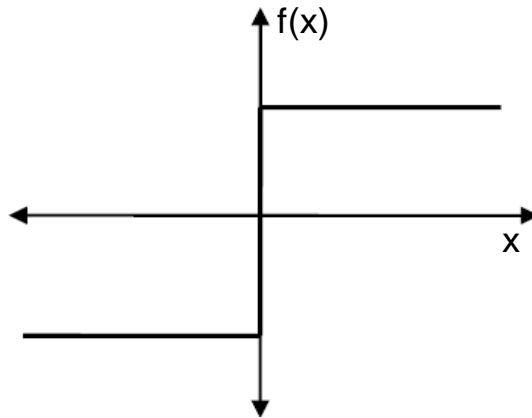
Eşik fonksiyonu sürekli değerli bir değişkeni, binary (1 ya da 0) bir değere dönüştürür. Bu fonksiyon girişi 0'a ya da 1'e sınırladığı için ikili (binary) fonksiyon olarak da adlandırılır. Bu fonksiyonun bipolar ve unipolar olmak üzere iki çeşidi vardır ve aşağıdaki denklemler ile ifade edilirler.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \text{ ise} \\ 0 & x < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (2.50)$$



Şekil 2.75: Unipolar eşik fonksiyonu

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \text{ ise} \\ -1 & x < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (2.51)$$

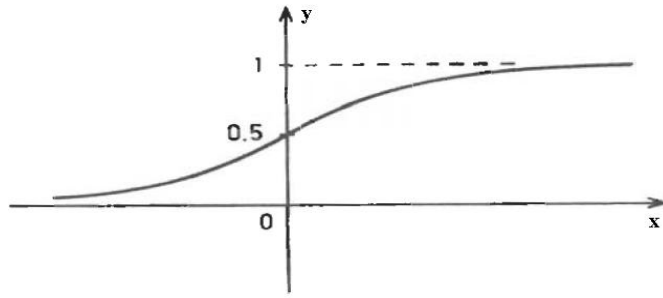


Şekil 2.76: Bi-polar eşik fonksiyonu

2.11.6. Sigmoid Fonksiyonu

Sigmoid fonksiyonu en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Binary sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonu en yaygın sigmoid fonksiyonlardır. Bu fonksiyonların herhangi bir noktadaki değeri ile türevinin değeri arasındaki ilişki nedeniyle eğitim aşamasındaki matematiksel yükün azaltılması mümkün olmaktadır. Çıkış aralığı 0-1 aralığında değişiyorsa bu fonksiyon binary (lojistik) fonksiyon adını alır.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2.52)$$

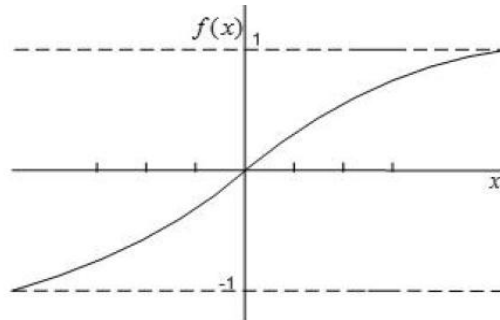


Şekil 2.77: Binary sigmoid fonksiyonu

Binary sigmoid fonksiyonu probleme bağlı olarak herhangi bir aralıkta değer üretmesi için sınırlandırılabilir. Eğer çıkışın $[-1, 1]$ aralığında olması isteniyorsa bipolar sigmoid fonksiyonu kullanılabilir.

$$g(x) = 2f(x) - 1 = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (2.53)$$

$$g(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (2.54)$$



Şekil 2.78: Bipolar sigmoid fonksiyonu

2.11.7. Yapay Sinir Ağ Yapıları

Tek başına düşünüldüklerinde oldukça basit bir işleve sahip oldukları görülen nöronlar bir arada kullanıldıklarında oldukça karmaşık işlemleri gerçekleştirebilecek bir yapıya dönüşebilmektedir. En genel anlamda bir yapay sinir ağ modeli Şekil 2.71'de gösterildiği gibidir. Bu şekilden de görülebileceği gibi her nöronun birçok giriş işareti ve tek çıkışı vardır. Bu çıkış diğer nöronların girişlerini oluşturur ve sistem böylece paralel bir şekilde yayılır. Buradaki giriş-çıkış sayıları ile gizli katmanlar, gerçekleştirilecek işe göre değişik büyüklüklerde seçilebilirler. Her yapıda yapılacak olan işe göre birden fazla gizli katman seçilebileceği gibi, her gizli katmandaki nöron sayısı da değişiklikler gösterebilir. Bu tür yapılarda geri-beslemelerin de kullanılmasıyla oldukça karmaşık fonksiyonlar elde edilebilmektedir [2].

Geri-beslemeli sistemlerin çalışması sistem içerisinde az sayıda geri-besleme bulunması ve transfer fonksiyonlarının doğrusal olması durumunda bile oldukça karmaşıktır. Bu durumda insan beyni ele alınacak olursa, gerek doğrusal olmayan transfer fonksiyonuna sahip olması ve gerekse içinde barındırdığı yaklaşık olarak 10^{15} seviyesindeki geri-beslemeli çevrim sayısından dolayı bu sistemin karmaşıklığı daha net bir şekilde ortaya çıkabilir.

2.11.8. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

R giriş elemanı ve S nöronu içeren tek katmanlı bir sinir ağı yapısı Şekil 2.72'de görülmektedir. Bu ağ yapısında giriş p vektörü giriş nöronlarına w_p ağırlıklandırma vektörü üzerinden bağlanmıştır. Her nöron ağırlıklandırılmış girişleri toplayan bir toplama fonksiyonuna ve $a(i)$ çıkış değerini belirleyen bir eşik değerine sahiptir. $n(i)$ çıkış değerleri bir araya getirilerek S-elemanlı net n giriş vektörü elde edilir. Son olarak nöron katmanı a çıkış vektörünü meydana getirir. Bu sistemdeki her bir nöron aslında tek başına bir işlem elemanıdır ve çevresindeki komşularından bağımsız olarak kendi üzerine düşen görevi yerine getirir. Ancak, yapay sinir ağ yapısındaki tüm nöronların davranışları birlikte ele alındığında, her bir nöronun çıkışı başka bir nöronun girişini oluşturduğundan sistem içindeki her bir nöronun sistemin davranışını dolaylı olarak etkilediği görülür.

2.11.9. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarındaki öğrenme, sistemden yapılması istenen işe uygun olarak bağlantı ağırlık katsayılarının hesaplanması temeline dayanmaktadır. Öğrenme kuralı ise, istenen amaca yönelik olarak ağırlık katsayılarının bazılarının veya tümünün değiştirilmesine yönelik olan bir denklem takımı olarak ifade edilebilir. Bu kural zamanla her bir nöronun cevabının değişmesine ve dolayısıyla ağırlık kendisini istenen cevaplara uyarlayabilmesine, bilgiyi kendi içinde istediği gibi düzenleyebilmesine veya kısaca öğrenmesine olanak tanır.

Yapay sinir ağları, programlama yerine örnekler ile eğitilir. Eğitim işlemi öğreticili ve öğreticisiz olmak üzere iki şekilde yapılır [3]. Öğreticili bir eğitimde sisteme hem giriş bilgisi hem de bu girişe karşın üretilmesi istenen çıkış bilgisi verilir. Böylece her denemeden sonra istenilen çıkış ile gerçek çıkış değerleri arasındaki fark öğrenme kuralına bağlı olarak uyarlanan ağırlık katsayıları ile en aza indirilmeye çalışılır. Çıkış hatası kabul edilebilir bir seviyeye gelince eğitim işlemine son verilir ve daha sonra eğitimde yer almamış yeni setler üzerinde elde edilen bu ağırlık katsayılarının veya başka bir deyişle ağırlık başarımına bakılır.

Öğreticisiz eğitimde ise herhangi bir ulaşılması istenen hedef vektörü ağa verilmez. Sadece girişler sisteme verilir ve sistem bu girişleri alarak kendisini eğitir. Bu tür öğrenme kuralları özellikle sınıflandırma problemleri için kullanılmaktadırlar. Kohonen ve Grossberg tarafından geliştirilmişlerdir [4].

2.11.10. En Küçük Kareler Yöntemi

L adet eğitim dizisinden oluşan bir sistemde;

$$x_i = [x_1, \dots, x_n]_i^T; \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (2.55)$$

i. eğitim dizisini, n giriş sayısını ve d_i nöron çıkışında istenen değeri göstermek üzere;

$$J(w) \equiv E[e_k^2] \cong \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L e_k^2 \quad (2.56)$$

$$w \equiv [w_1 \dots w_n]_L^T \quad (2.57)$$

$$e_k \equiv d_k - z_k \quad (2.58)$$

$$E[e_k^2] = E[d_k^2] + w^T E[x_k x_k^T] w - 2w^T E[d_k x_k] \quad (2.59)$$

Bu denklemde E beklendik değeri, e_k , k. eğitim setindeki hatayı, z_k nöron çıkışındaki gerçek değeri ifade etmektedir. Buradan;

$$E[xx^T] = R \quad (2.60)$$

$$E[dx] = p \quad (2.61)$$

∇J gradyeni;

$$\nabla J = \frac{\partial J(w)}{\partial w} = 2Rw - 2p \quad (2.62)$$

Optimum w setini elde etmek için $\nabla J = 0$ olmalıdır.

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial w} = 0 \quad (2.63)$$

(2.52) denkleminden yararlanarak optimum w seti (2.64) denklemi ile bulunur.

$$w^{LMS} = R^{-1}p \quad (2.64)$$

Yukarıda tanımlanan en küçük kareler yöntemi beklendik değerler üzerinden işlem yapmasına rağmen eğitim verisi L uzunluğu ile sınırlıdır. Kestirimlerin başarısı L değerinin sonsuza gitmesiyle artacaktır.

2.11.11. En Dik İniş (Steepest Descent) Algoritması

En dik iniş algoritması LMS algoritmasından farklı olarak her eğitim setindeki ağırlık kestirim değerlerini bir sonraki eğitim setinde de kullanır.

$$L > n + 1 \quad (2.65)$$

olmak üzere;

w. iterasyondan sonra elde edilen ağırlık vektörünü $w(m)$ ile, $w(m)'$ deki değişimi de $\Delta w(m)$ ile ifade edersek;

$$w(m+1) = w(m) + \Delta w(m) \quad (2.66)$$

$$w(m) = \mu \nabla J_{w(m)} \quad (2.67)$$

$$\nabla J = \left[\frac{\partial J}{\partial w_1} \dots \frac{\partial J}{\partial w_n} \right]^T \quad (2.68)$$

$w(m)$ ağırlık setlerini güncellemek için uygulanacak en dik iniş algoritması şöyledir.

- (1) m . eğitim seti için giriş vektörü x_m ve istenen çıkış vektörü d_m nöral ağa uygulanır.
- (2) Her adımdaki karesel hata, (2.69) denklemleri kullanılarak hesaplanır.

$$e_m^2 = [d_m - w_m^{(T)} x(m)]^2 = d_m^2 - 2d_m w_m^T(m)x(m) + w_m^T(m)x(m)x^T(m)w(m) \quad (2.69)$$

- (3) 2. adımda hesaplanan karesel hata değerinden yararlanarak gradyeni değeri aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\nabla J = \frac{\partial e_m^2}{\partial w_{(m)}} = 2x(m)w^T(m)x(m)2d_m x(m) \quad (2.70)$$

$$= -2[d(m) - w^T(m)x(m)]x(m) = -2e_m x(m) \quad (2.71)$$

- (4) (2.56) ve (2.57) denklemleri kullanılarak $w(m+1)$ değeri güncellenir.

$$w(m+1) = w(m) - 2\mu e_m x(m) \quad (2.72)$$

μ değeri oran parametresi olarak tanımlanır ve (2.73) eşitliğini sağlayacak şekilde seçilir.

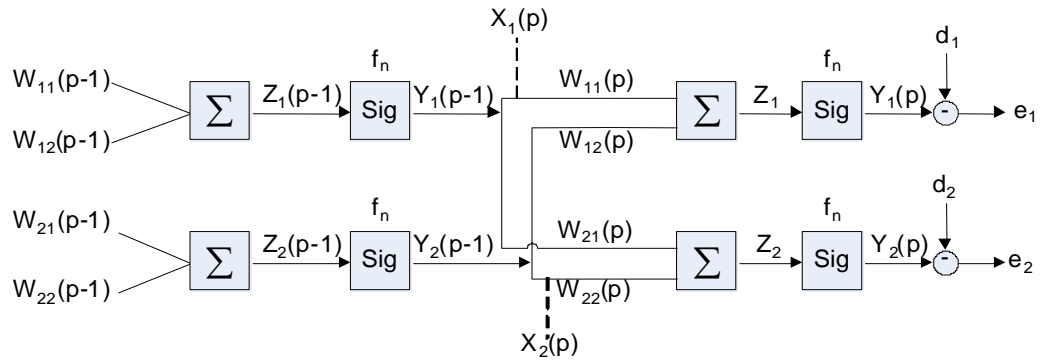
$$\frac{1}{\lambda_{\max}} > \mu > 0 \quad (2.73)$$

$$\lambda_{\max} = \max[\lambda(R)] \quad (2.74)$$

Burada $\lambda(R)$ yukarıda tanımlanan (2.71) denkleminin öz-değer vektörüdür.

2.11.12. Geriye Doğru Yayılım (Back-Propagation) Algoritması

Çok katmanlı yapay sinir ağları türevlenebilir bir aktivasyon fonksiyonuna ihtiyaç duyarlar. Geriye doğru yayılım (back-propagation) hata işaretinin ağ üzerinde çıkış nöronlarından giriş nöronlarına doğru yayılımını ifade eder. Belirli bir giriş işareti ağ girişine uygulandıktan sonra (ileri-besleme) bu giriş örüntüsüne karşılık gelen istenen çıkış ile arasındaki hata hesaplanır ve hata işareti girişe geri-besleme ile uygulanır. 1986'da David Rumelhart, Geoff Hinton ve R.J Williams tarafından çok-katmanlı ağların eğitilmesi amacıyla geliştirilmiştir.



Şekil 2.79: Çok katmanlı yapay sinir ağı

Geriye doğru yayılım algoritması öncelikle istenen değerlerin belirli olduğu çıkış katmanının hesaplanmasıyla başlar. Ancak ara katmandaki çıkış değerleri bu aşamada belirli değildir. ε çıkış katmanındaki hatanın enerjisi olmak üzere;

$$\varepsilon \cong \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2 \quad (2.75)$$

N çıkış katmanındaki nöron sayısı olmak üzere $k = 1 \dots N$ 'dir. ε ' nın gradyeni;

$$\nabla_{\varepsilon_k} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} \quad (2.76)$$

En dik iniş algoritmasından yararlanarak;

$$w_{kj}(m+1) = w_{kj}(m) + \Delta w_{kj}(m) \quad (2.77)$$

j , çıkış katmanındaki k . nörona ait j . girişi ifade etmektedir. Yine en dik iniş algoritmasından;

$$\Delta w_{kj}(m) = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} \quad (2.78)$$

(2.78) eşitliğindeki (-) işareti minimum değere doğru yaklaştığımızı ifade etmektedir. z_k , k. nörona ait çıkış, x_j bu nörona ait j. giriş düğümü ve F lineer olmayan bir fonksiyon olmak üzere;

$$z_k = \sum_k w_{kj} x_j \quad (2.79)$$

Buradan perceptron'un girişi ile çıkışı arasında (2.80) denklemindeki gibi bir ifade elde edilebilir.

$$y_k = F_N(z_k) \quad (2.80)$$

Türev tanımından;

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} \quad (2.81)$$

ve (2.79) eşitliğinden;

$$\frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} = x_j(p) = y_j(p-1) \quad (2.82)$$

p çıkış katmanını göstermek üzere (2.81) eşitliği aşağıdaki şekli alır.

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} x_j(p) = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_r} y_j(p-1) \quad (2.83)$$

$\Phi_k(p)$ fonksiyonunun (2.84) denklemindeki gibi tanımlanırsa;

$$\Phi_k(p) = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k(p)} \quad (2.84)$$

(2.83) denkleminde (2.85) denklemini elde edilebilir.

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = -\Phi_k(p)x_j(p) = -\Phi_k(p)y_j(p-1) \quad (2.85)$$

(2.68) ve (2.75) denklemlerinden;

$$\Delta w_{kj} = \eta \Phi_k(p)x_j(p) = \eta \Phi_k(p)y_j(p-1) \quad (2.86)$$

Yukarıdaki denklemlerde j , çıkış katmanındaki (p) k. nöronun j . girişini ifade etmektedir. Buradan (2.74) eşitliğini kullanarak;

$$\Phi_k(p) = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial z_k} \quad (2.87)$$

(2.66) eşitliğindeki ifadeden;

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_k} = -(d_k - y_k) = y_k - d_k \quad (2.88)$$

Sigmoid fonksiyonunun tanımından yararlanarak;

$$y_k = F_N(z_k) = \frac{1}{1 + \exp(-z_k)} \quad (2.89)$$

$$\frac{\partial y_k}{\partial z_k} = y_k(1 - y_k) \quad (2.90)$$

Sonuç olarak (2.77), (2.78) ve (2.80) denklemlerini kullanarak;

$$\Phi_k = y_k(1 - y_k)(d_k - y_k) \quad (2.91)$$

Böylece çıkış katmanında (2.68) ve (2.71) eşitliklerini kullanarak;

$$\Delta w_{kj} = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} \quad (2.92)$$

(2.72) ve (2.77) denklemlerinden;

$$\Delta w_{kj}(p) = \eta \Phi_k(p)y_j(p-1) \quad (2.93)$$

r. gizli katmandaki j. nöronun i. dalına geri yayılım ifadesi;

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ji}} \quad (2.94)$$

Sonuçta (2.80) denkleminin paraleli olarak;

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial w_{ji}} \quad (2.95)$$

Buradan (2.82) denklemini ve (2.87) denklemindeki Φ 'nin tanımını kullanarak;

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_j} y_i(r-1) = \eta \Phi_j(r) y_i(r-1) \quad (2.96)$$

(2.87) denkleminin sağ tarafından;

$$\Delta w_{ji} = -\eta \left[\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_j(r)} \frac{\partial y_j}{\partial z_j} \right] y_i(r-1) \quad (2.97)$$

(2.97) denkleminde yer alan $\partial \varepsilon / \partial y_j$ ifadesi erişilmez durumdadır (dolayısıyla (2.97) denkleminde yer alan $\Phi_j(r)$ ifadesi de). Fakat ε değeri sadece çıkış nöronlarından giriş nöronlarına yayılım ile etkilenmektedir. Bu aşamada elimizde başka bilgi bulunmamaktadır. Böylece;

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_j(r)} = \sum_k \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k(r+1)} \left[\frac{\partial z_k(r+1)}{\partial y_j(r)} \right] = \sum_k \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} \left[\frac{\partial}{\partial_j(r)} \sum_m w_{km}(r+1) y_m(r) \right] \quad (2.98)$$

(2.98) denkleminde k üzerinden toplam $y_j(r)$ 'ye bağlı olan bir sonraki (r+1). katmanın nöronları üzerinden hesaplanır. Fakat m üzerinden toplam (r+1). katmanın k. nöronunun tüm girişleri üzerinden hesaplanır. Böylece Φ 'nin ifadesi ve (2.98) denklemini kullanarak ve $y_j(r)$ 'ye yalnızca $w_{kj}(r+1)$ 'in bağlı olduğunu göz önünde bulundurarak;

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_j(r)} = \sum_k \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k(r+1)} w_{kj} = -\sum_k \Phi_k(r+1) w_{kj}(r+1) \quad (2.99)$$

Sonuç olarak (2.87), (2.88) ve (2.99) denklemlerinden;

$$\Phi_j(r) = \frac{\partial y_j}{\partial z_j} \sum_k \Phi_k(r+1)w_{kj}(r+1) = y_j(r)[1 - y_j(r)] \sum_k \Phi_k(r+1)w_{kj}(r+1) \quad (2.100)$$

ve (2.93) denkleminde;

$$\Delta w_{ji}(r) = \eta \Phi_j(r) y_i(r-1) \quad (2.101)$$

Dikkat edilirse ε 'nın gizli katmanlara göre kısmi türevini alamadığımız görülecektir. Bu yüzden kısmi türevleri çıkış düğümünden giriş düğümüne doğru almamız gerekecektir. Bu yöntem geriye doğru yayılım algoritmasında gizli katmanlardaki hatayı hesaplayabilmek için kullanılan temel mantıktır. Geriye doğru yayılım algoritması bu şekilde $r=1$ olana kadar (ilk katman) türev alma işlemine devam eder. Yöntem adım adım aşağıdaki gibi özetlenebilir.

- (1) İlk eğitim setini girişe uygula.
- (2) (2.91) ve (2.93) eşitliklerini kullanarak çıkış katmanı (p) için $\Delta w_{kj}(p)$ değerini ve (2.101) eşitliğini kullanarak $\Delta w_{ji}(r)$ değerini sırasıyla $r = p-1, p-2, \dots, 2, 1$ için hesapla.
- (3) (2.100) eşitliğini kullanarak $\Phi(r+1)$ değerinden $\Phi(r)$ 'yi güncelle. Bu işlem $(r+1)$. katmandan r . katmana doğru geriye yayılımı ifade eder.
- (4) (2.77) eşitliğini kullanarak 2 eğitim setinde $(m+1)$. iterasyonda $\Delta w(m)$ ve $w(m)$ değerlerinden yararlanarak $w(m+1)$ değerini güncelle.
- (5) Tüm L eğitim setini girişlere uygulayarak yukarıdaki adımları tekrar et.
- (6) $(m+2), (m+3) \dots$ için yukarıdaki adımları istenen yakınsaklık elde edilene kadar tekrar et.

$w_{ji}(0)$ başlangıç değeri her ağırlığa düşük değerli rastgele bir sayı atanmasıyla elde edilir.

2.11.13. Geriye Doğru Yayılım Algoritmasına Momentum Eklenmesi

Nöron ağırlıklarını hesaplamak için kullanılan geriye-doğru yayılım algoritması belirli koşullar altında kararsızlık gösterebilmektedir. Bu durumu engellemek için (2.75) eşitliğine bir momentum değeri eklenebilir. Böylece (2.86) eşitliği $(m+1)$. iterasyonda

$$\Delta w_{ij}^{(m)} = \eta \Phi_i(\mathbf{r}) y_j(\mathbf{r} - 1) + \alpha \Delta w_{ij}^{m-1} \quad (2.102)$$

$$w_{ij}^{m+1} = w_{ij}^m + \Delta w_{ij}^{(m)} \quad (2.103)$$

şeklini alır, α değeri momentum katsayısı olarak adlandırılır ve $0 < \alpha < 1$ arasındadır. Genellikle 0.9 civarında bir değer seçilir. α değeri eğitim sırasında ağırlıkların hesaplanmasında hızlı değişimleri engeller fakat yakınsaklığı garanti etmez.

Kararlılık için başka bir yöntem Sejnowski ve Rosenberg tarafından önerilen düzleştirme teriminin eklenmesidir.

$$\Delta w_{ij}^{(m)} = \alpha \Delta w_{ij}^m + (1 - \alpha) \Phi_i(\mathbf{r}) y_j(\mathbf{r} - 1) \quad (2.104)$$

$$w_{ij}^{m+1} = w_{ij}^m + \eta \Delta w_{ij}^m \quad (2.105)$$

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1. EĞİTİM VE TEST VERİLERİNİN SEÇİLMESİ

Tez çalışmasında öğrenme ve test amacıyla MIT-BIH veritabanında bulunan EKG kayıtları kullanılmıştır. Veri tabanından alınan kayıtlar 1975-1979 yılları arasında Boston Beth Israel Hastanesi'nde yatan veya gözlem altında olan hastalardan alınmış ve 360 Hz'de örneklenmiş verilerden oluşmuştur. Genel olarak her kayıt 4 sütundan oluşur. İlk sütunda zaman verileri yer alır. İkinci sütun genellikle derivasyon II verileri olmakla birlikte ikinci ve üçüncü sütunlar kayda göre iki farklı derivasyon için kayıt edilmiş verileri içerir [13]. Veritabanı, 2 kanaldan 30 dakika boyunca alınan yaklaşık 110.000 atım içermektedir. Bu veritabanında 47 ayrı hastadan elde edilen 48 kayıt bulunmaktadır (Kayıtlardan 2 tanesi aynı hastadan alınmıştır).

Bu atımlardan her biri uzmanlar tarafından sınıflandırılarak test amacıyla erişime açık PhysioNet veritabanına konmuştur. Kayıtlar 100...124 ve 200...234 olarak adlandırılmıştır. Tablo 1'de MIT-BIH veritabanında işaretlenen atımların listesi görülmektedir.

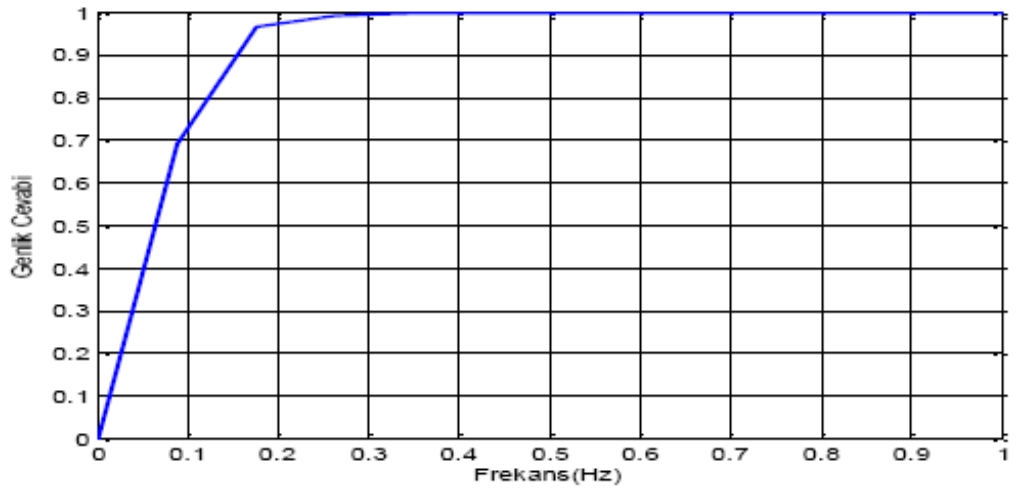
MIT veritabanında her hastaya ait kayıtlar 3 farklı dosyadaki bilgilerde oluşmaktadır. Bunlardan (.dat) uzantılı dosyalar sinyal kaydının bulunduğu dosyalardır. (.atr) uzantılı dosyalar her atımın uzmanlarca belirlenmiş sınıfını göstermektedir. (.hea) uzantılı dosyalar ise kayda ilişkin bilgileri içermektedir. Bu dosya her kayıt için;

- 1) Dosya formatı
- 2) Kazanç
- 3) Çözünürlük
- 4) Sıfır noktası
- 5) Kontrol amacıyla kullanılan ilk örnek değeri

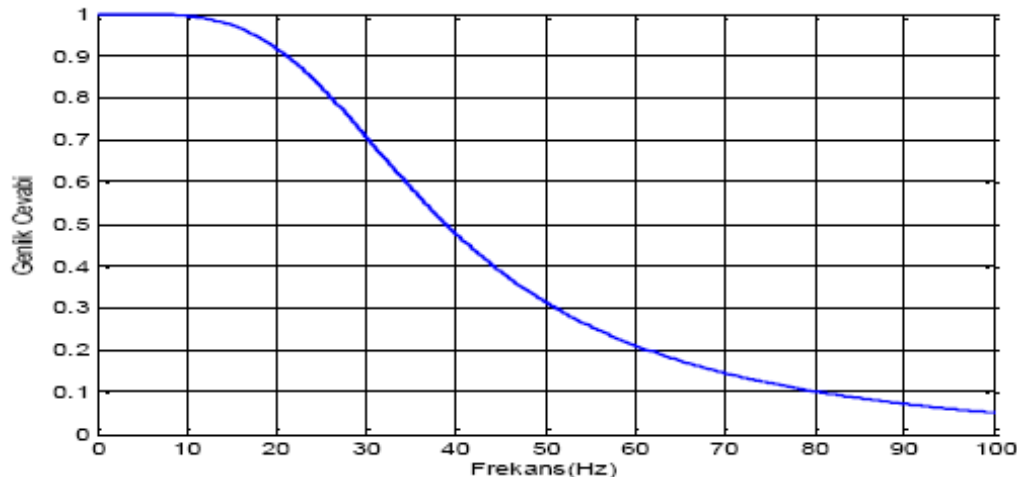
bilgilerini içermektedir. Kayıtlardaki binary verileri MATLAB ortamına aktarmak için

MIT veritabanındaki *rddata* programı kullanılmıştır. Bu program kayıtlardaki 2 kanallı verileri okuyarak bir dizi haline getirmektedir.

Elde edilen sinyal üzerinde baseline kaymalarını gidermek için öncelikle işaretin dc bileşeni kaldırılmıştır. Sinyal üzerindeki gürültülerin yok edilmesi için işaret alt kesim frekansı 0.09 Hz üst kesim frekansı ise 30 Hz olan bir bant geçiren filtreden geçirilmiştir.



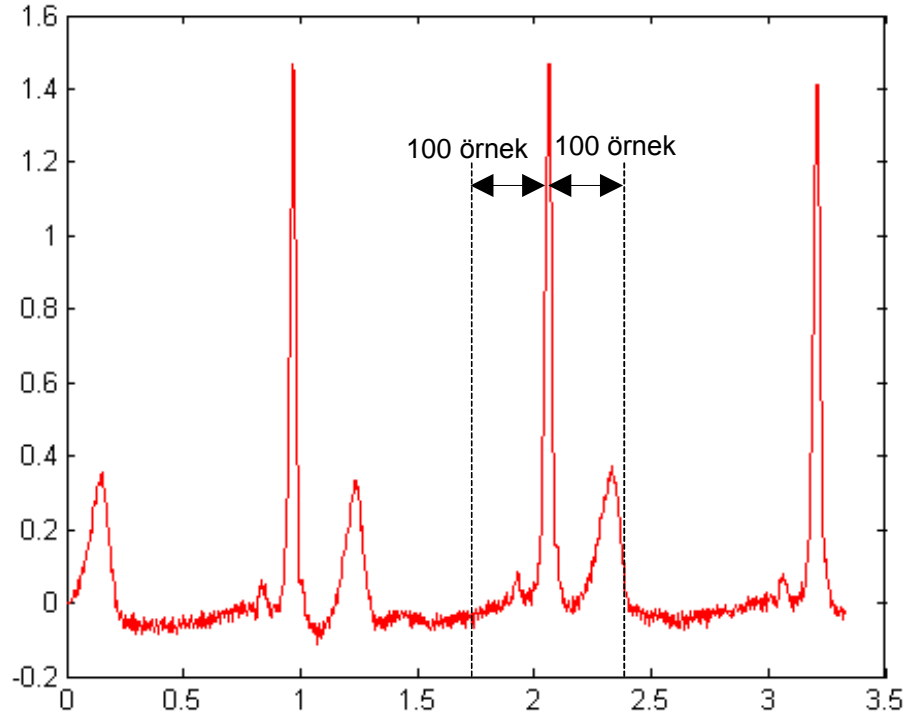
Şekil 3.1: 0.09 Hz kesim frekansına sahip alçak geçiren filtrenin karakteristiği



Şekil 3.2: 30 Hz kesim frekansına sahip yüksek geçiren filtrenin karakteristiği

3.2. ÖZNETELİK VEKTÖRLERİNİN ÇIKARILMASI

Hermite katsayılarının elde edilebilmesi için her EKG atımının ayrı ayrı elde edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla daha önceden belirtildiği gibi iki farklı algoritma denenmiş ve filtre bankası yöntemini tez çalışması için seçilen kayıtlar üzerinde Pan-Tompkins algoritmasına göre daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir.



Şekil 3.3: Hermite dönüşümü için analiz aralığının belirlenmesi

Tez çalışması kapsamında kalpte oluşabilecek tüm aritmileri tanıyabilen bir sistem yerine AAMI (Association for the Advancement Of Medical Instrumentation) standartına göre tanımlı aritmelerin yapay sinir ağı ile tanınması amaçlanmıştır. Bu amaçla kalp pili tarafından oluşturulan yapay vurular kapsam dışı tutulmuştur. EKG sinyallerini yalnızca Hermite katsayılarını kullanarak sınıflandırmaya çalışmak dal bloğu ya da PVC gibi yapısı normal sinüs ritminden oldukça farklı olan aritmeleri sınıflandırmak için yeterli olsa da APC gibi aritmeleri sınıflandırmada başarılı sonuç vermeyecektir. Atrial premature atımlarda P dalgasının şekli bazı durumlarda normal bir P dalgasına oldukça benzemektedir.

Bu tür aritmelerin sınıflandırılmasında Hermite katsayılarıyla beraber öznitelik vektörüne zaman düzleminde de EKG morfolojisini belirleyen aşağıdaki öznitelikler eklenmiştir.

N , o anki atımın, $N-1$ bir önceki atımın ve $N+1$ bir sonraki atımın konumunu göstermek üzere;

$R_N - R_{N-1}$, bir önceki atımla o anki atım arasındaki süre

$R_N - R_{N+1}$, bir sonraki atımla o anki atım arasındaki süre

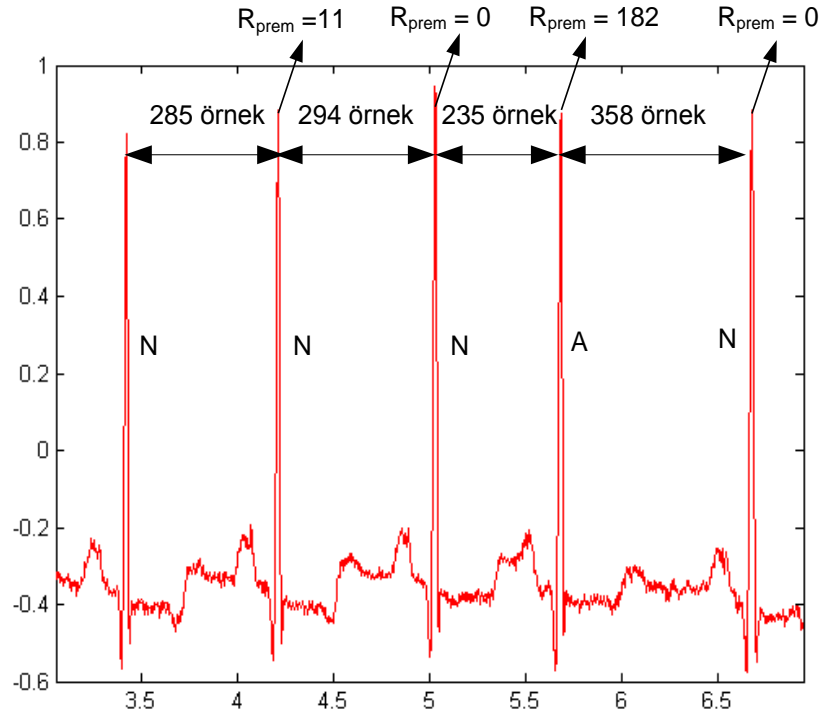
$(R - R)_{\text{mean}}$, son 10 atımın ortalaması

$$R^+ = \Psi[(R_{i+1}^- - R_i^-) - (R_i^- - R_{i-1}^-)] \quad (3.1)$$

$$R^- \equiv R_i^- = R_i^* - R_{i-1}^* \quad (3.2)$$

$$\Psi(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \text{ ise} \\ x & x > 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (3.3)$$

Son özellikte eğer R_{prem} değeri 0'dan büyük ise bu değer aynen korunur. Eğer elde edilen değer 0'dan küçük ise bu R_{prem} değeri 0 alınarak öznelik vektörüne eklenir. Bu şekilde R_{prem} değeri premature atımlar için yüksek bir değer alırken normal atımlar için 0 ya da sıfıra çok yakın bir değer olmaktadır.

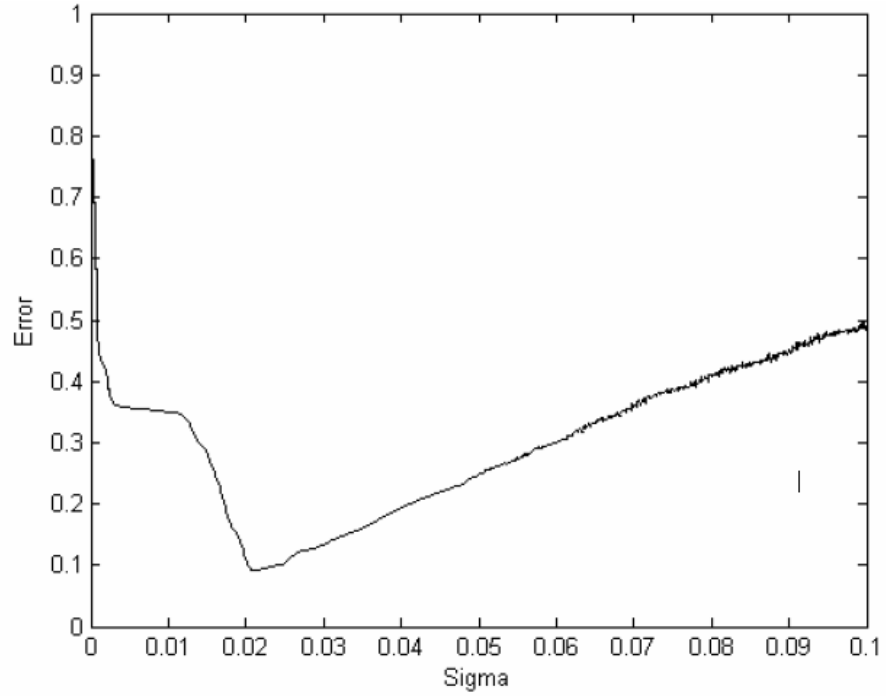


Şekil 3.4: APC atımları için R_{prem} değerinin değişimi

σ parametresi 5, 10, 15, 20 ve 25 Hermite katsayısı ile elde edilen fonksiyon yaklaşımları için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Elde edilen σ değeri Hermite katsayıları ile beraber öznelilik vektörüne eklenmiştir. Bu parametre hata fonksiyonunun değerini

$$E = \left\| x(t) - \sum_{n=0}^{N-1} a_n \varphi_n(t, \sigma) \right\| \quad (3.4)$$

minimum yapacak şekilde iterasyon yöntemiyle hesaplanır. σ değeri 1.0 ile 10.2 arasında 0.4 adım aralığıyla hesaplanarak n küçük hata değerini veren σ seçilir. Şekil 6.5'de σ değerine göre hesaplanan hatanın normalize edilmiş değişimi görülmektedir.



Şekil 3.5: Normalize hata değerinin σ değerine göre değişimi

4. BULGULAR

Çalışma kapsamında 5, 10, 15, 20 ve 25 Hermite fonksiyonuna ilişkin katsayılar hesaplanarak yapay sinir ağına uygulanmıştır. Her adımda gizli düğümdeki nöron sayısı 20, 30, 40 ve 50 olarak değiştirilerek bunun sınıflandırma başarısına katkısı değerlendirilmiştir. Algoritmanın başarısı için iki ayrı performans kriteri belirlenmiştir. Bunlar;

1. Doğru Pozitif Sınıflandırma (TP): Atımını kendi sınıfına ait biçimde doğru olarak sınıflandırılması olarak adlandırılır.
2. Yanlış Pozitif Sınıflandırma (FP): Sınıflandırıcı tarafından atımın gerçekte bulunduğu atım türünden başka bir sınıfa atanan atımlardır.

İyi bir sınıflandırma için (TP) oranının yüksek (FP) oranının da düşük olması arzu edilir. Her adımda atıma ait (TP) ve (FP) oranları hesaplanmış ardından ağırlıklandırılmış başarı oranları belirlenmiştir.

4.1. 5 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Tablo 4.1: 5 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14029	27	77	26	3	14	4	8	0	2	N	98.9	8.9
122	600	92	1	0	1	0	14	0	8	A	71.6	0.5
73	4	1211	14	6	3	3	3	1	2	V	91.7	1.2
141	66	25	2512	3	42	2	0	0	0	L	90.0	0.3
34	0	17	4	84	1	0	0	2	0	F	58.3	0.1
141	8	3	4	0	1732	0	43	0	1	R	89.5	0.3
3	1	6	0	0	0	2	0	0	0	a	16.7	0
22	0	16	3	0	0	0	44	0	1	!	50,6	0.3
7	0	1	3	0	0	0	0	24	0	E	68,6	0
0	0	3	0	0	0	0	0	0	32	x	91,4	0.1
Ağırlıklı Ortalama											94.3	6.1

Tablo 4.2: 5 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14023	28	83	22	10	11	1	3	1	7	N	98.8	7.5
95	585	146	1	0	4	1	6	0	0	A	69.8	0.2
59	5	1227	16	3	3	1	2	0	2	V	92.9	1.8
73	5	29	2677	1	0	0	1	2	2	L	95.9	0.2
35	0	30	2	75	2	0	0	0	0	F	52.1	0.1
149	5	51	0	0	1726	4	0	0	0	R	89.2	0.1
4	1	7	0	0	0	0	0	0	0	a	0	0
19	0	17	3	0	0	0	47	0	0	!	54	0.1
6	0	3	1	0	0	0	0	25	0	E	71.4	0.1
0	0	3	0	0	0	0	0	0	32	x	91.4	0
Ağırlıklı Ortalama											95.0	5.1

Tablo 4.3: 5 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14075	18	48	14	4	6	2	11	5	2	N	99.2	9
114	650	69	1	0	0	1	3	0	0	A	77.6	0.7
64	10	1224	13	4	0	0	2	1	1	V	92.7	0.9
136	112	21	2509	2	5	3	0	0	0	L	89.9	0.2
29	0	28	4	82	0	0	1	0	0	F	56.9	0
192	7	0	2	0	1732	0	0	0	2	R	89.5	0.1
2	5	3	0	0	0	2	0	0	0	a	16.7	0
22	1	14	1	0	0	0	45	0	1	!	51.7	0.1
1	0	2	2	0	0	0	0	30	0	E	85.7	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	x	1	0
Ağırlıklı Ortalama											94.9	6.1

Tablo 4.4: 5 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14068	13	67	13	3	11	4	4	1	1	N	99.1	6.3
125	549	94	2	0	0	5	59	0	0	A	65.5	0.1
42	7	1255	8	4	2	1	1	0	1	V	95.0	1.9
84	1	26	2673	2	0	3	0	1	0	L	95.8	0.2
43	0	36	4	59	1	0	0	0	0	F	41.0	0
48	4	130	3	0	1748	0	1	0	0	R	90.3	0.1
4	1	7	0	0	0	0	0	0	0	a	0	0.1
10	0	23	5	0	0	0	47	0	1	!	54.0	0.3
4	0	3	2	0	0	0	0	25	0	E	71.4	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	x	97.1	0
Ağırlıklı Ortalama											95.2	4.3

5 Hermite katsayısı kullanılarak elde edilen sonuçlar incelendiği zaman bazı aritmi türlerinde sınıflandırma başarısının oldukça düşük olduğu görülecektir. Bunun sebebi F, a, ! ve E tipi aritmilere ait örnek sayısının çok az olması ve eğitim için yeterli veri setinin bulunmamasıdır. Nitekim diğer aritmiler için elde edilen performanslar incelenirse sınıflandırma başarısının çok daha yüksek olduğu görülecektir.

10, 15, 20 ve 25 Hermite fonksiyonu ile elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında her adımda (TP) oranının giderek arttığı (FP) oranında istendiği şekilde azaldığı görülmektedir. Ancak her adımdaki sonuçlar dikkatle analiz edildiğinde belirli bir gizli düğüm sayısından sonra sistemin başarısının azaldığı görülmüştür. Bunun sebebi yapay sinir ağının belirli bir düğüm sayısından sonra aşırı öğrenme eğilimine girmesidir. Yapılan denemelerde belirlenen giriş parametreleri ile ağın 40 ya da 50 gizli düğümden sonra başarısının düştüğü gözlenmiştir.

Sınıflandırma ile ilgili dikkat çeken noktalardan bir diğeri de APC atımlarına ait performansın, düşük sayıda Hermite fonksiyonları kullanıldığında gizli düğüm sayısı arttırılsa bile çok yükselmemesidir. Bunun sebebi de düşük sayıda Hermite fonksiyonunun P dalgasının şeklini modellemede yetersiz kalmasıdır. 20 Hermite katsayısından fazla katsayı kullanılmasıyla beraber P dalgası da modelleme içine dahil edilmiş olmaktadır.

Sonuç olarak 5 Hermite katsayısı ile en yüksek başarı oranı %95.2, 10 Hermite katsayısı ile %96.7, 15 Hermite katsayısı ile %97.4, 20 Hermite katsayısı ile %97.8 ve 25 Hermite katsayısı ile %98 elde edilmiştir. (FP) sınıflandırmalar ise 5 Hermite katsayısı için en düşük %4.3, 10 Hermite katsayısı için %3.7, 15 Hermite katsayısı için %2.4, 20 Hermite katsayısı için %2 ve 25 Hermite katsayısı için %1.3 olarak bulunmuştur.

4.2. 10 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Tablo 4.5: 10 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14040	45	29	48	5	6	8	2	2	4	N	98.9	5.8
125	635	56	1	0	0	15	6	0	0	A	75.8	0.4
32	22	1223	15	3	9	3	6	1	5	V	92.6	0.8
61	2	23	2694	2	1	2	2	3	1	L	96.5	0.5
29	0	18	13	81	3	0	0	0	0	F	56.3	0.1
49	8	2	6	0	1867	1	0	0	2	R	96.5	0.1
5	4	3	0	0	0	0	0	0	0	a	0.0	0.1
12	1	16	6	2	0	0	46	3	1	!	52.9	0.1
3	0	1	2	0	0	0	0	29	0	E	82.9	0.0
0	1	6	0	0	1	0	0	0	27	x	77.1	0.1
Ağırlıklı Ortalama											96.02	3.97

Tablo 4.6: 10 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14120	16	17	10	3	9	6	3	3	3	N	99.5	6.7
149	619	62	1	0	3	2	0	0	0	A	73.9	0.3
41	22	1227	20	2	4	0	2	0	2	V	92.9	0.7
77	2	14	2691	1	0	2	1	2	0	L	96.4	0.3
47	0	35	22	27	2	0	0	0	0	F	18.8	0.0
46	7	3	0	0	1878	0	0	0	0	R	97.1	0.1
5	4	1	0	0	0	2	0	0	0	a	16.7	0.0
18	1	15	5	2	0	0	43	1	0	!	49.4	0.0
2	0	0	0	0	1	0	0	32	0	E	91.4	0.0
0	1	3	0	0	0	0	0	0	31	x	88.6	0.0
Ağırlıklı Ortalama											96.2	4.5

Tablo 4.7: 10 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14093	36	23	6	4	9	1	4	1	2	N	99.3	5.5
111	692	27	4	1	3	0	0	0	0	A	82.6	0.4
34	23	1238	13	3	1	0	4	0	3	V	93.7	0.6
57	3	18	2705	1	0	0	2	3	1	L	96.9	0.2
60	0	34	10	39	0	0	0	0	0	F	27.1	0.0
20	7	6	1	0	1898	0	0	0	0	R	98.1	0.1
4	6	0	0	0	0	1	1	0	0	a	8.3	0.0
21	2	14	3	1	1	2	40	1	0	!	46.0	0.1
3	0	1	0	0	0	0	0	30	0	E	85.7	0.0
0	1	3	0	0	0	0	0	0	31	x	88.6	0.0
Ağırlıklı Ortalama											96.7	3.7

Tablo 4.8: 10 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14095	26	29	6	3	6	1	13	2	3	N	99.3	5.7
115	653	18	2	0	1	4	43	0	1	A	77.9	0.3
48	23	1220	15	2	4	1	5	0	1	V	92.4	0.6
47	3	18	2716	0	2	0	2	3	0	L	97.3	0.2
39	0	33	10	60	2	0	0	0	0	F	41.7	0.0
43	6	7	1	0	1875	0	0	0	2	R	96.9	0.1
4	5	2	0	0	0	1	0	0	0	a	8.3	0.0
21	1	9	3	1	0	0	50	0	0	!	57.5	0.3
2	0	1	2	0	0	0	0	30	0	E	85.7	0.0
0	1	2	0	0	0	0	0	0	32	x	91.4	0.0
Ağırlıklı Ortalama											96.5	3.8

4.3. 15 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Tablo 4.9: 15 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14169	27	23	16	12	9	0	3	1	2	N	99.3	7.4
127	614	26	8	0	23	1	34	0	0	A	73.7	0.3
19	10	1236	23	3	3	0	9	1	2	V	94.2	0.6
255	16	27	2324	69	4	19	6	2	1	L	85.3	0.3
38	0	12	1	97	0	0	0	0	0	F	72.4	0.4
24	0	1	0	0	1921	0	0	0	0	R	99.1	0.2
6	3	2	0	0	0	0	1	0	0	a	0.0	0.1
7	1	23	10	0	0	1	57	3	1	!	57.0	0.1
1	0	0	3	0	1	0	0	34	0	E	87.2	0.0
0	1	4	0	0	0	0	1	0	43	x	87.8	0.0
Ağırlıklı Ortalama											95.4	5.0

Tablo 4.10: 15 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14148	52	15	18	1	12	1	7	1	3	N	99.2	3.5
77	732	5	5	0	7	5	0	0	1	A	87.9	0.4
28	15	1233	18	4	3	0	5	2	3	V	94.0	0.3
34	5	11	2656	0	8	0	1	2	0	L	97.5	0.3
30	1	10	2	91	0	0	0	0	0	F	67.9	0.0
9	5	2	1	0	1921	0	0	0	0	R	99.1	0.2
3	3	4	0	0	0	1	0	0	0	a	9.1	0.0
7	5	15	10	1	3	0	56	1	1	!	56.0	0.1
1	0	0	3	0	0	0	0	35	0	E	89.7	0.0
0	0	2	0	0	0	0	0	0	47	x	95.9	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.4	2.4

Tablo 4.11: 15 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14138	47	23	12	10	13	0	11	0	1	N	99.1	3.4
59	709	9	5	0	10	2	16	0	0	A	85.1	0.7
17	15	1247	8	3	10	0	4	2	2	V	95.0	0.4
57	67	16	2334	31	3	0	4	0	0	L	85.7	0.2
23	0	11	2	98	0	0	0	0	0	F	73.1	0.7
7	6	1	0	0	1924	0	0	0	0	R	99.3	0.2
3	3	4	0	0	0	1	0	0	0	a	9.1	0.0
10	3	9	7	0	0	0	63	2	1	!	63.0	0.2
1	0	0	5	0	0	0	0	31	0	E	79.5	0.0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	48	x	98.0	0.0
Ağırlıklı Ortalama											95.9	2.4

Tablo 4.12: 15 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14147	54	20	10	8	7	6	6	1	1	N	99.2	3.5
58	719	42	6	0	4	2	2	0	0	A	86.3	0.4
19	7	1263	12	3	1	2	5	0	0	V	96.3	0.7
48	6	25	2329	304	0	0	7	3	0	L	85.5	0.3
25	0	15	2	92	0	0	0	0	0	F	68.7	1.5
10	16	1	0	0	1910	0	1	0	0	R	98.6	0.1
2	3	3	0	0	0	3	0	0	0	a	27.3	0.1
9	2	21	5	0	1	3	57	1	1	!	57.0	0.1
4	0	12	13	0	0	0	0	9	0	E	23.1	0.0
0	0	2	0	0	0	0	0	0	47	x	95.9	0.0
Ağırlıklı Ortalama											95.8	2.4

4.4. 20 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Tablo 4.13: 20 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14144	30	22	6	2	9	0	4	1	1	N	99.4	3.7
74	752	3	4	0	4	1	1	0	0	A	89.6	0.3
22	10	1246	13	10	3	1	5	1	2	V	94.9	0.4
20	1	12	2723	0	0	1	2	0	1	L	98.7	0.1
26	0	17	1	96	0	1	0	0	0	F	68.1	0.1
13	5	4	0	0	1916	0	0	0	0	R	98.9	0.1
1	3	10	0	0	0	1	0	0	0	a	6.7	0.1
12	5	13	2	3	6	0	55	1	2	!	55.6	0.1
1	0	0	0	0	0	0	0	30	0	E	96.8	0.0
0	0	2	1	0	0	0	1	0	32	x	88.9	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.7	2.5

Tablo 4.14: 20 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14096	59	21	21	3	8	4	9	0	2	N	99.1	2.9
43	747	24	20	0	3	1	1	0	0	A	89.0	0.4
17	9	1253	15	7	3	0	6	0	3	V	95.4	0.5
15	3	12	2726	0	0	0	1	1	2	L	98.8	0.3
25	0	24	0	92	0	0	0	0	0	F	65.2	0.0
11	3	1	0	0	1917	0	1	0	5	R	98.9	0.1
1	2	12	0	0	0	0	0	0	0	a	0.0	0.0
7	1	10	5	0	3	0	70	1	3	!	70.7	0.1
0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	E	100	0.0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	35	x	97.2	0.1
Ağırlıklı Ortalama											97.5	2.0

Tablo 4.15: 20 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14151	20	19	10	3	12	0	5	0	1	N	99.5	3.1
64	725	16	11	0	5	0	17	0	0	A	86.4	0.2
20	12	1254	15	6	1	1	2	2	0	V	95.5	0.5
14	1	12	2727	0	0	0	4	1	2	L	98.8	0.2
27	0	23	0	88	0	0	3	0	0	F	62.4	0.0
13	4	4	3	0	1912	0	1	0	1	R	98.7	0.1
2	2	6	3	0	0	2	0	0	0	a	13.3	0.0
9	1	11	2	0	6	0	69	0	1	!	69.7	0.1
0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	E	100	0.0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	35	x	97.2	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.8	2.1

Tablo 4.16: 20 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14129	29	19	10	2	16	1	9	1	2	N	99.3	3.5
64	757	5	4	0	6	0	1	0	0	A	90.2	0.2
21	6	1245	19	3	6	1	9	1	1	V	94.8	0.4
21	1	13	2715	0	1	0	9	0	0	L	98.4	0.2
27	0	22	0	92	0	0	0	0	0	F	65.2	0.0
8	4	3	1	0	1921	0	1	0	0	R	99.1	0.2
2	4	1	1	0	0	3	0	0	0	a	20.0	0.0
6	2	8	2	0	4	0	75	0	2	!	75.8	0.1
0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	E	100	0.0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	35	x	97.2	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.7	2.4

4.5. 25 HERMİTE FONKSİYONU İLE ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Tablo 4.17: 25 Hermite fonksiyonu ve 20 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14029	47	34	6	14	11	1	3	3	5	N	99.1	2.4
40	766	129	3	5	4	0	1	0	1	A	91.8	0.4
17	18	1254	15	15	4	3	1	0	2	V	94.3	0.5
24	6	18	2726	0	0	1	3	5	0	L	97.9	0.2
25	2	13	0	93	0	0	0	0	0	F	69.9	0.2
3	2	1	0	0	1949	0	1	0	0	R	99.6	0.1
3	4	4	0	0	0	1	0	0	0	a	8.3	0.0
17	9	10	4	0	2	0	53	1	1	!	53.5	0.0
0	0	1	1	0	0	0	1	37	0	E	92.5	0.0
0	1	1	0	0	0	0	0	0	45	x	95.7	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.7	1.7

Tablo 4.18: 25 Hermite fonksiyonu ve 30 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

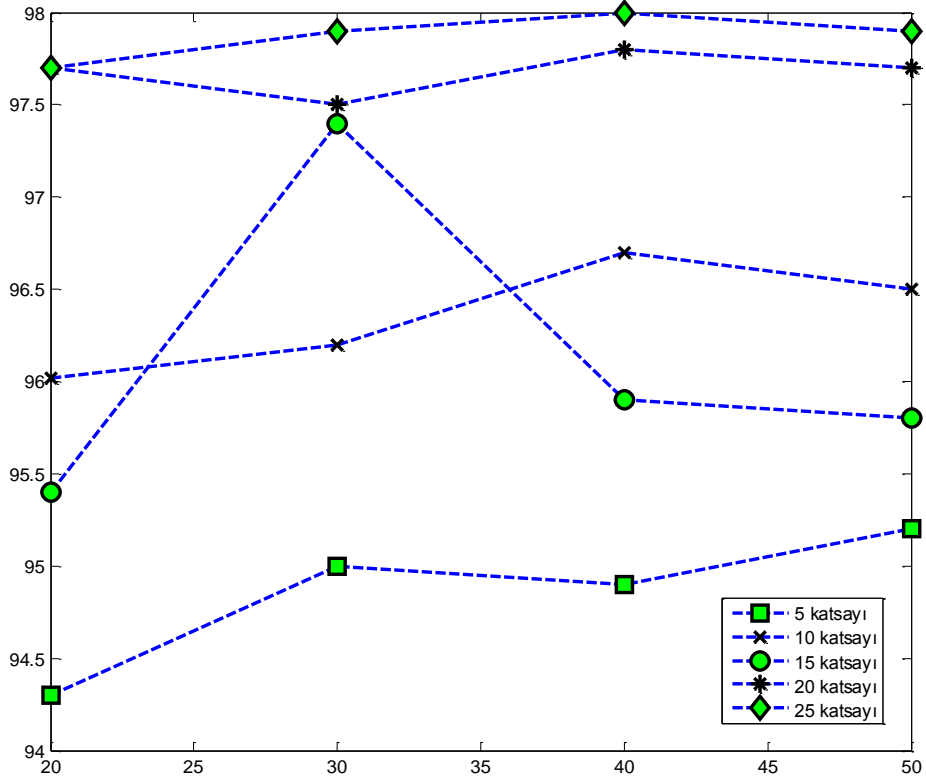
N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14038	36	26	9	18	7	1	7	0	3	N	99.1	2.3
47	764	8	4	8	3	0	0	0	0	A	91.6	0.3
14	12	1267	15	16	0	0	3	0	1	V	95.3	0.3
18	1	12	2746	0	3	0	3	2	0	L	98.6	0.2
20	1	10	4	96	1	0	0	0	0	F	72.2	0.2
7	3	1	1	0	1944	0	0	0	0	R	99.4	0.1
3	2	0	0	1	0	5	0	0	1	a	41.7	0.0
10	0	10	7	0	1	0	70	0	1	!	70.7	0.1
0	0	2	2	0	0	0	0	36	0	E	90.0	0.0
0	1	1	2	0	0	0	1	0	42	x	89.4	0.0
Ağırlıklı Ortalama											97.9	1.6

Tablo 4.19: 25 Hermite fonksiyonu ve 40 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

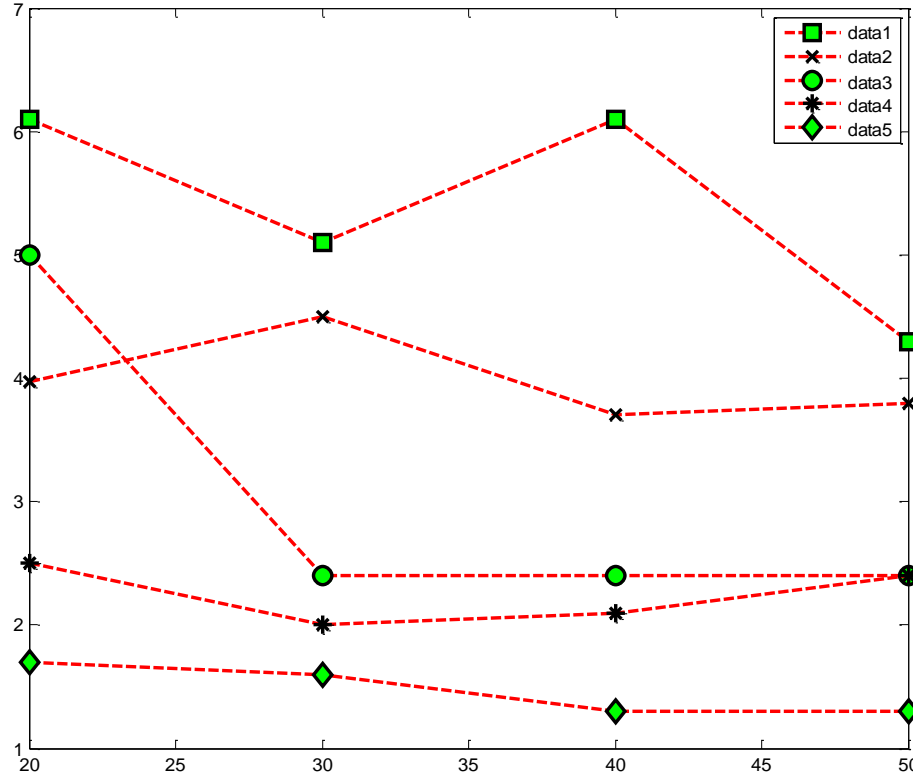
N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14037	52	21	7	8	8	1	8	0	6	N	99.1	1.9
30	773	7	8	3	7	2	0	0	3	A	92.7	0.4
14	12	1267	10	16	0	0	3	0	1	V	95.0	0.4
11	2	19	2741	1	3	2	3	1	1	L	98.4	0.2
26	0	10	0	96	0	0	0	1	0	F	72.2	0.1
7	2	0	1	0	1949	0	0	0	1	R	99.6	0.1
4	3	2	0	0	0	2	0	0	1	a	16.7	0.0
8	2	11	8	0	1	0	68	0	1	!	68.7	0.1
0	0	2	1	0	1	0	0	36	0	E	90.0	0.0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	46	x	97.9	0.1
Ağırlıklı Ortalama											98.0	1.3

Tablo 4.20: 25 Hermite fonksiyonu ve 50 gizli düğüm ile elde edilen sonuçlar

N	A	V	L	F	R	a	!	E	x		TP(%)	FP(%)
14002	67	25	1	30	3	0	9	1	6	N	98.9	1.9
33	774	9	6	3	5	0	0	0	4	A	92.8	0.4
13	9	1278	6	15	1	0	3	0	4	V	96.1	0.4
12	3	19	2744	0	1	0	3	0	1	L	98.5	0.1
22	1	13	2	95	0	0	0	0	0	F	71.4	0.2
9	2	0	1	0	1944	0	0	0	0	R	99.4	0.1
2	3	1	0	0	0	5	1	0	0	a	41.7	0.0
9	0	12	3	0	1	0	72	0	2	!	72.7	0.1
0	0	1	1	0	0	0	0	38	0	E	95.0	0.0
0	0	3	0	0	0	0	1	0	43	x	91.5	0.1
Ağırlıklı Ortalama											97.9	1.3



Şekil 4.1: Değişik sayıda Hermite fonksiyonu ve gizli düğüm kullanılarak elde edilen TP başarımları



Şekil 4.2: Değişik sayıda Hermite fonksiyonu ve gizli düğüm kullanılarak elde edilen FP başarımları

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tezde, EKG işaretlerinin uzman yardımı olmaksızın sınıflandırılabilmesi için çalışma yapılmıştır. Geliştirilen uygulamanın performansını test etmek için MIT-BIH veritabanında değişik yaşlarda hastalardan alınan ve değişik aritmiler içeren kayıtlar kullanılmıştır. Bu kayıtlar içerisinde çok az sayıda örnek içeren aritmiler sınıflandırma algoritması kapsamında çıkarılmıştır.

MIT-BIH veritabanındaki kayıtlar MATLAB ortamında doğrudan işlenmeye uygun değildir. Bunun için öncelikle kayıtlar text formatına dönüştürülmüştür. Bu aşamadan sonra atımların işlenmesine başlanmıştır.

Atımların işlenmesinde ilk adım olarak kayıtlar üzerinde oluşan gürültünün ortadan kaldırılmasına çalışılmıştır. Bunun için alçak geçiren ve yüksek geçiren filtrelerden oluşan bir bant geçiren filtre gerçekleştirilmiştir. Bant geçiren filtrenin alt-kesim frekansı 0.09 Hz üst-kesim frekansı da 30 Hz olarak seçilmiştir. Filtrelerin gerçekleştirilmesinde lineer faz cevabına sahip olmaları gerekliliği göz önünde bulundurulmuştur. Atımların yerlerinin doğru olarak tespit edilmesinde iyi bir filtreleme yapılması önemlidir.

İşaret filtrelenip gürültülerden arındırıldıktan sonra atımların tespit edilebilmesi için iki farklı algoritma denenmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. Bu algoritmanın amacı EKG kaydı içerisindeki R noktalarının yerlerinin belirlenmesidir. Denenen algoritmalarından birincisi Pan-Tompkins, diğeri de filtre bankası yöntemidir. Yapılan testlerde her iki algoritmadan elde edilen başarı oranları birbirine yakın olmakla beraber filtre bankası ile daha başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüş (başarı oranı > % 99) ve uygulamada bu algoritmanın kullanılmasına karar verilmiştir.

Filtre bankası ile tepe noktaları tespit edildikten sonra EKG kaydı içerisindeki atımın QRS bölgeleri ayrıştırılmıştır. Bunun için R tepelerinin sağında ve solunda 100'er örnek alınarak 200 örnekten oluşan bir analiz aralığı oluşturulmuştur. Veritabanındaki kayıtlar 360 Hz ile örneklendiğinden 0.55 ms lik bu aralık QRS bölgelerinin modellenmesi için fazlasıyla yeterlidir.

QRS bölgesinin segmentasyonundan sonra analiz edilecek atımların öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Öznitelik vektörleri YSA'nın giriş katmanındaki nöron sayısını belirleyeceğinden EKG işaretini en düşük sayıda ve en iyi şekilde temsil eden vektörün bulunması önemlidir. Eğer analiz aralığındaki tüm örnek değerler YSA'ya doğrudan uygulanırsa uygulamamızda giriş katmanında 200 nörona ihtiyacımız olacaktır. Bu durum, işlem yükünü önemli oranda arttıracaktır. Literatürdeki diğer çalışmalarda öznitelik vektörü olarak işaretin QRS bölgesinin genişliği, genliği ve frekans düzlemindeki ifadesi gibi özellikler kullanılmıştır. Bu yöntemlerle belirli bir dereceye kadar başarı sağlansa da morfolojik olarak problemlili atımların sınıflandırılmasında başarımları düşmektedir.

Çalışmada giriş öznitelik vektörlerinin boyutunun düşürülmesi amacıyla Hermite fonksiyonları kullanılmıştır. Bu fonksiyonlar Gaussian fonksiyonlarına benzerliğinden dolayı QRS bölgesinin ifade edilmesi için çok elverişlidir. Bu fonksiyonlar iki yönlü dönüşüme imkan verdiğinden uzun süreli EKG kayıtlarının depolanmasında uygun bir yöntem olabilmektedir.

Hermite dönüşümü için her fonksiyona ait katsayılar bulunmuştur. Katsayıların bulunması için Grunbaum ve Dickinson-Steigletz tarafından önerilen tri-diyagonal matris yöntemleri kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu yöntemlerde, Hermite fonksiyonlarının katsayılarının tri-diyagonal matrisle değişme özelliği bulunan matrisin öz-değerleri olduğu gösterilmiştir. Fakat Grunbaum yöntemi Hermite fonksiyonlarının ifadesinde bulunan σ genişletme parametresinin 1'den büyük değerlerine de izin verdiğinden işaretin daha az katsayı ile ifade edilebilmesine imkan vermektedir. Dolayısıyla çalışmada katsayıların bulunması için bu yöntemin kullanılmasına karar verilmiştir.

Orijinal işaret ile yeniden elde edilen işaret arasındaki en küçük hatayı veren σ parametresinin belirlenmesi için iterasyon yöntemi izlenmiştir. Buna göre σ değerleri aşağıda belirlenen aralıkta değiştirilerek her adımda hata değeri hesaplanmış ve en küçük hatayı veren değer seçilmiştir.

$$1.0 \geq \sigma \geq 10.2 \quad (5.1)$$

Çalışma sırasında karşılaşılan problemlerden biri de özellikle atrial premature atımların normal sinüs atımlarına şekilsel olarak çok benzemesi ve sınıflandırma sırasında bu atımların normal atım olarak tanınmasıdır. Ancak APC aritmisinin en belirgin özelliği bir önceki atımla arasındaki sürenin kısa olmasıdır. Atrial premature atımların sınıflandırma başarısını arttırmak için yukarıda belirtilen Hermite dönüşüm katsayıları ve genişletme parametresine ek olarak öznitelik vektörüne atımlar arasındaki süreleri ifade eden ve (3.1) ve (3.2) denklemlerinde verilen zaman düzleminde öznitelikler belirlenmiştir. Ayrıca önerilen sınıflandırma algoritmasının kişiden bağımsız olarak çalışabilmesi için kayıttaki son 10 atımın ortalamasını gösteren parametre de öznitelik vektörüne eklenmiştir. Bu parametrelerin eklenmesiyle sınıflandırma algoritmasının başarısında belirgin bir artış gözlenmiştir.

Çalışmada 5, 10, 15, 20 ve 25 Hermite katsayısı kullanılarak, değişik sayıda gizli düğüme sahip yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen sınıflandırmaların performansları karşılaştırılmıştır. Sonuçlardan da görüleceği gibi kullanılan Hermite katsayılarının sayısı arttıkça başarı da artmaktadır. Ancak gizli düğümlerin sayısını arttırmanın sistemin performansını belirli bir aşamaya kadar arttırmasına rağmen daha sonra düşürdüğü gözlemlenmiştir. Bu da YSA'nın aşırı öğrenme gerçekleştirmesinden kaynaklanmaktadır. Sistem en iyi performansı 25 Hermite katsayısı ve 40 gizli düğüm ile sağlamıştır. Burada sağlanan toplam başarı %98 olmuştur.

Gerçekleştirilen uygulama normal sinüs ritmlerini, sağ/sol dal bloklarını ventriküler premature ve atrial premature atımları oldukça yüksek bir başarı ile sınıflandırmasına rağmen aynı başarı diğer aritmelerde sağlanamamıştır. Buradaki düşük başarının sebebi ise bu tip aritmelerde nöral ağı eğitecek kayıt sayısının diğerlerine oranla çok az olmasıdır.

KAYNAKLAR

1. LAGERHOLM M., PETERSON C., BRACCINI G., EDENBRANDT L. and SORNMO L., 2000, Clustering EKG Complexes Using Hermite Functions and Self-Organizing Maps, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 7 (47), 838-847
2. GAO D., MADDEN M., SCHUKAT M., CHAMBERS D., LYONS G., 2004, Arrhythmia Identification from EKG Signals with a Neural Network Classifier Based on a Bayesian Framework, *National, University Of Ireland*
3. TAMIL E., KAMARUDIN N., SALEH., IDRIS M., NOOR N., TAMIL A., 2004, Heartbeat Electrocardiogram(EKG) Signal Feature Extraction Using Discrete Wavelet Transform (DWT), *Faculty of Computer Science and Information Technology*
4. JIANG W., KONG S., 2007, Block-Based Neural Networks for Personalized EKG Signal Classification, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18 (6), 1750-1760
5. CHAZAL P., REILLY R., 2006, A Patient-Adapting Heartbeat Classifier Using EKG Morphology and Heartbeat Interval Features, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53 (12), 2535-2543
6. AFONSO V., TOMPKINS W., NGUYEN T., LUO S., 1999, EKG Beat Detection Using Filter Banks, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46 (2), 192-201
7. İNCE T., KİRANYAZ S., GABBOUJ M., 2009, A Generic and Robust System for Automated Patient-Specific Classification of EKG Signals,, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56 (5), 1415-1425
8. SILIPO R., MARCHESI C., 1998, Artificial Neural Networks for Automatic EKG Analysis, , *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46 (5), 1417-1425
9. COAST A., STERN R., M., CANO G. G., BRILLER S. A., 1990, An Approach to Cardiac Arrhythmia Analysis Using Hidden Markov Models, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37, 826-835
10. YEH Y. C., WANG W.C., CHIOU C.W., 2009, Heartbeat Case Determination Using Fuzzy Logic Method on EKG Signals, *International Journal of Fuzzy Systems*, 4, (11), 250-259
11. PARK K. S., CHO B. H., LEE D. H., SONG S. H., LEE J. S., CHEE Y. J., KIM I. Y., KIM S. I., 2008, Hierarchical Support Vector Machine Based Heartbeat Classification Using Higher Order Statistics and Hermite Basis Function, *Computers in Cardiology*, 35, 229-232
12. CHAZAL P., Q'DWYER M., REILLY R. B., 2004, Automatic Classification of Heartbeats Using EKG Morphology and Heartbeat Interval Features, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51 (7), 1196-1205
13. MUGLER D. H., CLARY S., 2002, Discrete Hermite Expansion of Digital Signals: Applications to Digital Signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 5 (2), 262-267
14. SÖRNMO L., LAGUNA P., 2006, Electrocardiogram (EKG) Signal Processing, *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, John Wiley & Sons, Inc., 1-15.

15. HARALDSSON H., EDENBRANDT L., OHLSSON M., 2004, Detecting acute myocardial infarction in the 12-lead EKG using Hermite expansions and neural networks, *Elsevier Artificial Intelligence in Medicine*, 32, 127-136.
16. GAO Q. G., 2003, *Computerised Detection and Classification of Five Cardiac Conditions*, Thesis(Master), Auckland University of Technology
17. LUNA A. B., 2007, *Basic Electrocardiography*, Blackwell Publishing, Singapore, 978-1-4051-7570-8.
18. CLIFFORD G. D., AZUAJE F., McSHARRY P.E., 2006, *Advanced Methods and Tools for EKG Data Analysis*, Artech House, Inc. 1-58053-966-1
19. KHAN M. G., 2008, *Rapid EKG Interpretation*, Humana Press Inc., 978-1-59745-408-7
20. MHADEVAN A., ACHARYA S., SHEFFER D. B., MUGLER D. H., 2008, Ballistocardiogram Artifact Removal in EEG-fMRI Signals Using Discrete Hermite Transforms, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2 (6), 839-852
21. KARIMIFARD S., AHMEDIAN A., KHOSHNEVISAN M., NAMBAKHS S., 2006, Morphological Heart Arrhythmia Detection Using Hermitian Basis Functions and kNN Classifier, *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference* New York City, USA
22. DICKINSON B. W., STEIGLITZ K., Eigenvectors and Functions of the Discrete Fourier Transform, *IEEE Transactions. Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. ASSP-30, 25-31
23. MARK R., MOODY G., 1988, MIT-BIH Arrhythmia Database Directory, MIT
24. GRUNBAUM F. A., 1982, *The Eigenvectors of the Discrete Fourier Transform*, *J. Math. Anal. Appl.*, 88 (2), 355-363
25. H. LIN, H. WENSHENG, X. ZHEN, P. CHENGLIN, 2006, Recognition of EKG Patterns Using Artificial Neural Networks, *Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'06)*
26. PAN J., TOMPKINS W., 1985, A Real Time QRS Detection Algorithm, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 3 (32), 230-236
27. SANDRYHAILA A., KOVECEVIC J., PUSCHEL M., Compression of EKG Signals Using Hermite Expansion,
28. MUGLER D. H., CLARY S., 2003, Shifted Fourier Matrices and Their Tridiagonal Commuters, *SIAM Jour. Math. Anal. & Appl*, 3 (24), 809-821
29. SANTHANAM B., JUAN G., 2002, The Grunbaum Matrix and the Discrete Fractional Fourier Transform, *Progress Report*
30. ATAKISHIEV N. M., VICENT L. E., WOLF K. B., 1999, Continuous vs. Discrete Fractional Fourier Transforms, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 107, 73-95
31. CEYLAN R., 2009, *Özellik Çıkarma Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Bir Tele-Kardiyoloji Sistem Tasarımı*, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi
32. GRAUPE D., 2007, *Principles of Artificial Neural Networks*, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 978-981-270-624-9
33. OSOWSKI S., LINH T. H., MARKIEWICZ T., 2003, Support Vector Machine Based Expert System For Reliable Heart Beat Recognition, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*
34. GAO D., MADDEN M., CHAMBERS D., LYONS G., 2002, Bayesian ANN Classifier for EKG Arrhythmia Diagnostic System: A Comparison Study,

National University of Ireland Strategic Research Project Number ARTP INF 210A

35. GUVENIR H. A., ACAR B., DEMIROZ G., CEKIN A., 1997, A Supervised Machine Learning Algorithm for Arrhythmia Analysis, *In. Proc. Computers in Cardiology Conference*, Vol.24, 433-436
36. KLOSGEN W., ZYTKOW J. M., 2002, *Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery*, Oxford University Press
37. WILLIAMS J. L., LESAFFRE E., 1987, Comparison of Multigroup Logistic and Linear Discriminant EKG and VCG Classification, *J. Electrocardiol.*, vol. 20, 83-92
38. SHAHRAM M., NAYEBI K., 2001, EKG Beat Classification Based on a Cross Distance Analysis, *International Symposium on Signal Processing and its Applications*, ISSPA Malaysia, 234-237.
39. JEKOVA I., BORTOLAN G., CHRISTOV I., 2008, Assessment and Comparison of Different Methods for Heartbeat Classification, *Medical Engineering and Physics*, vol. 30, 248-257
40. RANGAYYAN R. M., 2001, *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*, New York: Wiley, Inter-Science
41. THRONE R. D., JENKINS J. M., DICARLO L. A., 1991, A comparison of four new time domain techniques for discriminating monomorphic ventricular tachycardia from sinus rhythm using ventricular waveform morphology, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 38, pp. 561-570
42. SANTHANAM B., SANTHANAM T. S., 2008, On discrete Gauss–Hermite functions and eigenvectors of the discrete Fourier transform, *Elsevier Journal of Signal Processing*, 88, 2738-2746
43. CANDAN Ç., KUTAY M. A., ÖZAKTAŞ H. M., 2000, The Discrete Fractional Fourier Transform, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48 (5) 1329-1336.
44. PAPALOUKAS C., FOTIADIS D., LIKAS A., MCHALIS L., 2002, An ischemia detection method based on artificial neural networks, *Artificial Intelligence in Medicine*, (2) 24, 167-178.
45. MOHEBBI M., MOGHADAM H., 2007, Real-time ischemic beat classification using backpropagation neural network, *Signal Processing and Communications Applications*, 3 (13), 1–4.
46. GOPALAKRISHNAN R., ACHARYA S. MUGLER D., 2004, Real time monitoring of ischemic changes in electrocardiograms using discrete Hermite functions, *26th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 438 – 441.

ÖZGEÇMİŞ

Olca AKBULUT KURUŞ 25.08.1978'de Trabzon'da doğdu. İstanbul Şehremini Lisesi'nden mezun oldu. 1996 yılında lisans öğrenimine başlayarak 2001' de İstanbul Üniversitesi İngilizce Elektronik Mühendisliği Bölümü'nü bitirdi. 2002 yılında İstanbul Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında yüksek lisansa başladı. Yüksek lisansını 2005 yılında tamamlayarak aynı yıl doktora eğitimine başladı. Halen İstanbul Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır. Olca AKBULUT KURUŞ evli ve bir kız çocuk annesidir.