

**SİNYAL İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANILARAK
EKG SİNYALLERİNİ ANALİZ EDEBİLECEK BİR
YAZILIM PLATFORMU VE BUNA UYGUN BİR
KULLANICI ARAYÜZÜ GELİŞTİRİLMESİ**

HÜSEYİN YANIK

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANA BİLİM DALI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

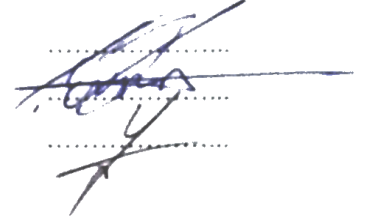
**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ**

**MERSİN
TEMMUZ – 2015**

Hüseyin YANIK tarafından Evren DEĞİRMENCİ danışmanlığında hazırlanan "Sinyal İşleme Teknikleri Kullanılarak EKG Sinyallerini Analiz Edebilecek Bir Yazılım Platformu ve Buna Uygun bir Kullanıcı Arayüzü Geliştirilmesi" başlıklı bu çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından oy birliği/çokluğu ile Yüksek Lisans olarak kabul edilmiştir.

İmza

Doç.Dr. YURIY MISHCHENKO
Yrd.Doç.Dr. EVREN DEĞİRMENCİ (Danışman)
Yrd.Doç.Dr. YÜCEL UYSAL



Yukarıdaki Jüri kararı Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 14./09./2015 tarih ve 2015.23./...861..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.



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

SİNYAL İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANILARAK EKG SİNYALLERİNİ ANALİZ EDEBİLECEK BİR YAZILIM PLATFORMU VE BUNA UYGUN BİR KULLANICI ARAYÜZÜ GELİŞTİRİLMESİ

Hüseyin YANIK

ÖZ

Elektrokardiyografi (EKG) sinyalleri ve bu sinyallerin analiziyle elde edilen bilgiler birçok kardiyovasküler sistem hastalığının tespitinde, ayrıca bu hastalıkların tedavisi için kullanılacak yöntemlerin fayda analizinde temel bilgi kaynağını oluşturmaktadır. Literatürde, ölçülmüş EKG sinyallerin analizi için geliştirilmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Bu çalışmalar genellikle EKG sinyallerini gürültüden arındırma ve/veya sinyalin özellik çıkarımı alanlarında yoğunlaşmıştır. Ancak bu çalışmaların performanslarının kontrollü şekilde birbirleriyle kıyaslanmasını içeren, ayrıca performansı yüksek olan teknikleri kolay kullanılabilir bir arayüz üzerinden kullanılabilir hale getiren bir çalışmaya literatürde rastlanmamıştır. Bu çalışmada literatürde EKG sinyallerinden bilgisayar ortamında özellik çıkarımı yapan başlıca çalışmalar gerçekleştirilecek, daha önceden canlıdan ölçülmüş EKG verileri ile performansları incelenecek ve teknikler bir dizi özellik yönünden birbirleriyle kıyaslanacaktır. Ayrıca performansı yüksek olarak belirlenen teknikler kolay kullanılabilir bir kullanıcı arayüzü arkasında çalışır hale getirilecektir. Çalışma sonunda ortaya çıkacak analiz platformu sayesinde özellikle tıp alanındaki araştırmacılar biyo-mühendisliğin alanına giren EKG sinyalinin bilgisayar ortamında analizini, bir biyo-mühendise ihtiyaç olmadan çalışmalarına dahil edebileceklerdir. Bu, hem tıp alanındaki araştırmacıların çalışmalarını kolaylaştıracak, hem de bu çalışmaların doğruluğunu arttıracak ve kapsamını genişletecektir.

Anahtar Kelimeler: Elektrokardiyografi (EKG), gürültüden arındırma, özellik çıkarımı, Fourier Dönüşümü (FFT), Dalgacık Dönüşümü

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ, Mersin Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

DEVELOPMENT OF A SOFTWARE PLATFORM TOGETHER WITH A USER INTERFACE TO ANALYZE ECG SIGNALS USING SIGNAL PROCESSING TECHNIQUES

Hüseyin YANIK

ABSTRACT

Electrocardiography (ECG) signals and the information obtained by analysis of these signals constitute the main source of information in diagnosis of many cardiovascular system illnesses as well as in benefit analysis of techniques used to treat these illnesses. There are various methods which were developed for the analysis of measured ECG signals in literature. These studies have concentrate on the fields of denoising and/or feature extraction of ECG signals. But any study which compare the performances of these studies In a controlled manner, and also make available the usage of techniques having high performance over a user friendly interface were not encountered in literature. In this study, some principal studies which analyze ECG signals in computer environment will be implemented, their performances will be evaluated using previously measured ECG signals from living beings and they will be compared in terms of a number of features. Furthermore, the techniques that are determined as having high performance will be made to work over an easy to use and user friendly user interface. By means of the project output analysis platform, researchers in the field of medicine would incorporate computer analysis of ECG signals into their studies without needing a bio-engineer. This will both ease the studies of researchers in medicine field and improve the accuracy and expand the scope of these studies.

Key Words: Electrocardiography (ECG), denoising, feature extraction, Fourier Transform (FFT), Wavelet Transform

Advisor: Asst. Prof. Dr. Evren DEĞİRMENÇİ, Mersin University, Electrical and Electronics Engineering Department

TEŞEKKÜR

“Sinyal İşleme Teknikleri Kullanılarak EKG Sinyallerini Analiz Edebilecek Bir Yazılım Platformu ve Buna Uygun Bir Kullanıcı Arayüzü Geliştirilmesi” konulu tez çalışmamın seçilmesinde, yürütülmesinde, sonuçlandırılmasında ve sonuçlarının değerlendirilmesinde maddi ve manevi destek veren değerli hocam sayın Yrd. Doç. Dr. Evren DEĞİRMENCİ' ye teşekkür ederim. Prof. Dr. Belgin BÜYÜKAKILLI' ya tez kapsamında yapılan çalışmalarda kullanılan ölçülmüş Wistar tipi sıçan EKG verileri sebebiyle teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZ	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ÇİZELGELER DİZİNİ	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
EKLER DİZİNİ	ix
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ	x
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI	5
3. MATERYAL ve YÖNTEM	10
3.1. FREKANS ANALİZİ	10
3.1.1. Fourier Dönüşümü	10
3.1.1.1. Sürekli Fourier Dönüşümü	11
3.1.1.2. Ayrık Fourier Dönüşümü	12
3.2. ZAMAN-FREKANS ANALİZİ	12
3.2.1. Kısa Süreli Fourier Dönüşümü	12
3.2.2. Dalgacık Dönüşümü	13
3.2.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü	16
3.2.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü	17
3.2.2.3. Dalgacık Ayırıştırma	17
3.2.2.3.1. Çok Seviyeli Dalgacık Ayırıştırma	19
3.2.2.3.2. Çoklu Çözünürlük Analizi	20
3.2.2.4. Dalgacık Yeniden Yapılandırılması	24
3.2.2.5. Ölçekleme Fonksiyonu	28
3.2.2.6. Dalgacık Ailesi	28
3.2.2.6.1. Haar Dalgacığı	29
3.2.2.6.2. Daubechies Dalgacık Ailesi	29
3.2.2.6.3. Symlet Dalgacık Ailesi	31
3.2.2.6.4. Biortogonal Dalgacık Ailesi	32
3.2.2.6.5. Coiflet Dalgacık Ailesi	33
3.2.2.6.6. Mexican Hat Dalgacığı	34
3.2.2.6.7. Morlet Dalgacığı	35
3.2.2.6.8. Meyer Dalgacığı	35
3.2.2.7. Dalgacıkların Kullanım Alanları	36

4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	39
4.1. EKG VERİLERİNİN GÜRÜLTÜLERDEN ARINDIRILMASI.....	39
4.2. ÖZELLİK ÇIKARIMI	44
4.2.1. R Tepelerinin Tespiti.....	44
4.2.2. Q ve S Noktalarının Tespiti	50
4.2.3. P ve T Tepelerinin Tespiti.....	54
4.2.3.1. P Tepelerinin Başlangıç ve Bitiş Noktalarının Tespiti.....	59
4.2.3.2. T Tepelerinin Başlangıç ve Bitiş Noktalarının Tespiti	61
4.3. KULLANICI ARAYÜZÜ	63
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	67
KAYNAKLAR	69
EKLER.....	74
ÖZGEÇMİŞ.....	80

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa

Çizelge 4.1. Farklı dalgacıklar için R Tepeleri tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)	50
Çizelge 4.2. Farklı dalgacıklar için Q ve S Noktaları tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)	53
Çizelge 4.3. Farklı dalgacıklar için P ve T Tepeleri tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)	58



ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 3.1. Sinyal analiz yöntemleri arasındaki ilişki	14
Şekil 3.2. Ölçek faktörünün ana dalgacığa etkisi	18
Şekil 3.3. Bir seviyeli dalgacık ayrıştırma	18
Şekil 3.4. Çok seviyeli dalgacık ayrıştırma.....	19
Şekil 3.5. Dalgacık ayrıştırma ağacı	19
Şekil 3.6. Ölçek ve dalgacık temelli yayılan içiçe vektör uzayı	23
Şekil 3.7. Sinyalin dalgacık ayrıştırımının şematik gösterimi	23
Şekil 3.8. Sinyalin dalgacık yeniden yapılandırılmasının şematik gösterimi	25
Şekil 3.9. Sinyal bileşeni ve yukarı örneklenmiş hali	25
Şekil 3.10. Alçak ve yüksek geçiren filtreler ile ayrıştırma ve yeniden yapılandırma	26
Şekil 3.11. cA ve cD detay katsayıları ile yeniden orjinal sinyal oluşturulması	26
Şekil 3.12. 1. seviye yaklaşım katsayısının yeniden oluşturulması	27
Şekil 3.13. 1. seviye detay katsayısının yeniden oluşturulması	27
Şekil 3.14. Çok seviyeli ayrıştırma sonucu yeniden yapılandırma	28
Şekil 3.15. Haar Dalgacığı fonksiyonu	29
Şekil 3.16. Daubechies ailesi dalgacık fonksiyonları.....	30
Şekil 3.17. Symlet ailesi dalgacık fonksiyonları.....	32
Şekil 3.18. Biortogonal dalgacıklar için ayrıştırma ve yeniden yapılandırma dalgacık fonksiyonları	33
Şekil 3.19. Coiflet ailesi dalgacık fonksiyonları	34
Şekil 3.20. Mexican Hat dalgacık fonksiyonu	34
Şekil 3.21. Morlet dalgacık fonksiyonu	35
Şekil 3.22. Meyer ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları	36
Şekil 4.1. Grup 2 ham EKG verisi	40
Şekil 4.2. Şekil 4.1' in temel çizgisindeki dalgalanmadan temizlenmiş hali	41
Şekil 4.3. Grup 1 ham EKG verisi	41
Şekil 4.4. Şekil 4.3' te gösterilen grup 1 EKG sinyalinin genlik spektrumu (0-100 Hz aralığı gösterilmiştir).....	42
Şekil 4.5. Tasarlanan filtrenin genlik spektrumu (-100 ile 100 Hz arası gösterilmektedir)	43
Şekil 4.6. Gürültüden arındırılmış grup 1 EKG verisi	43
Şekil 4.7. Algoritmanın şematik gösterimi	44
Şekil 4.8. Grup 2 EKG verisinin dalgacık katsayıları	45
Şekil 4.9. $e_1 = d_3 + d_4 + d_5'$ in grafiğı	46
Şekil 4.10. $e_1 \times e_2'$ nin grafiğı	47
Şekil 4.11. e_1 Eşiklemesi sonucu R tepeleri	47
Şekil 4.12. R tepelerinin ana sinyal üzerinde tespiti	48
Şekil 4.13. R tepelerinin ana sinyal üzerinde son işlem katı sonucu tespiti (Grup 2)	49
Şekil 4.14. Q ve S noktalarının ana sinyal üzerinde tespiti.....	51
Şekil 4.15. Q ve S noktalarının ana sinyal üzerinde son işlem katı sonucu tespiti (Grup 2).....	52

Şekil 4.16. Grup 2 EKG verisinin P ve T tespitinde kullanılan dalgacık katsayıları	54
Şekil 4.17. P ve T tepelerinin tespitinde kullanılan katsayılarla oluşturulan dalga	55
Şekil 4.18. P ve T tepelerinin son işlem katı öncesi tespiti.....	56
Şekil 4.19. P ve T tepelerinin son işlem katı sonrası ana sinyal üzerinde tespiti...57	
Şekil 4.20. P tepelerinin grup 1 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları	60
Şekil 4.21. P tepelerinin grup 2 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları	60
Şekil 4.22. T tepelerinin grup 1 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları.....	62
Şekil 4.23. T tepelerinin grup 2 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları.....	62
Şekil 4.24. EKG analizi yapan kullanıcı arayüzü	63
Şekil 4.25. Sinyalin ve arayüzün filtreleme tuşuna basıldıktan sonraki hali	64
Şekil 4.26. Sinyalin istenen noktasının gösterilmesi.....	65
Şekil 4.27. Genel özellik çıkarımı sonrası ekran görüntüsü	66



EKLER DİZİNİ

Sayfa

Ek-1. Program Kodları	74
-----------------------------	----



KISALTMALAR VE SİMGELER

Sembol	Anlamı	Birimi
EKG	Elektrokardiyogram	
aVR	Sağ Kol	
aVL	Sol Kol	
aVF	Sol Bacak	
FFT	Fast Fourier Transform	
FWT	Fast Wavelet Transform	
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	
WAVELET	Dalgacık	
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü	
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü	
$\psi(t)$	Dalgacık Fonksiyonu	
$\emptyset(t)$	Ölçekleme Fonksiyonu	
AGF	Alçak Geçiren Filtre	
YGF	Yüksek Geçiren Filtre	
LoD	Lowpass Decomposition	
HiD	Highpass Decomposition	
LoR	Lowpass Reconstruction	
HiR	Highpass Reconstruction	
ADC	Analog to Digital Converter	

1. GİRİŞ

Tüm hücrelerde, hücre zarları boyunca bir elektriksel gerilim farkı vardır. Hücre zarındaki voltaj farkı "elektrik potansiyeli" olarak ifade edilen bir elektrik akımı oluşmasını sağlamaktadır. Vücudun en kritik organlarından bir tanesi kalptir. Kalp kası hücrelerinde de elektriksel faaliyet ile meydana gelen akım değişiklikleri sonucunda ölçülebilir bazı görsel modeller ortaya çıkmaktadır. Bu voltaj varyasyonları kalbin elektriksel aktivitesini göstermektedir ve bu aktivitenin kayıt edilmesine Elektrokardiyogram (EKG) denilmektedir [1]. EKG, kalbin elektrik aktivitesinin incelenmesinde en bilinen yöntemlerin başında bulunmaktadır. EKG sinyalleri ve bu sinyallerin analiziyle elde edilen bilgiler birçok kardiyovasküler rahatsızlığın teşhisinde, ayrıca bu hastalıkların tedavisi için kullanılacak yöntemlerin fayda analizinde temel bilgi kaynağını oluşturmaktadır. Fakat EKG sinyallerinin analizi ve tanımlanması bu sinyallerin formundan ve boyutundan, bunun yanı sıra sürekli olarak değişebilmesi ve kayda değer oranda gürültü içermesi nedeniyle zor olmaktadır.

EKG kalpteki elektriksel potansiyel değişikliklerini kaydetmeye dayanan bir yöntemdir. EKG kaydında farklı elektrodlar vücudun belirli bölgelerine yerleştirilir ve bu elektrodlar kablolar aracılığıyla EKG cihazına bağlanır [2]. Analog tipteki EKG aletinin hareketli metal iğnesi (stilet) elektriksel değişiklikleri ısıya duyarlı ve dönen bir kağıda kaydetmektedir. Kağıdın dönme hızı genellikle saniyede 25 mm'ye ayarlanmıştır. EKG kağıdının üzerinde 1X1 mm' lik küçük ve 5X5 mm' lik büyük kareler vardır. Yatay planda her 1 mm 0.04 saniyeye, 5 mm ise 0.2 saniyeye işaret etmektedir. Dikey planda ise elektriksel potansiyelin genliği mm olarak ifade edilir. Standart olarak metal iğnenin hareketi 1 mV' luk uyarı 10 mm' lik defleksiyon oluşturacak şekilde ayarlanmıştır. Yine de her kayıt öncesinde bu ayarın doğru olup olmadığı çok basit bir yöntemle (kalibrasyon) kontrol edilir. Kalpteki elektriksel aktivite pozitif elektrodun yerleştirildiği bölgeye doğru ise pozitif, pozitif elektroddan uzaklaşıyorsa negatif bir defleksiyon oluşturmaktadır. Bu defleksiyonların genliği mm, süresi sn olarak hesaplanır. Günümüzde daha çok dijital EKG cihazları kullanılmaktadır. ADC yardımıyla analog kayıtları dijitale çevirip belirli örnek/saniye örnekleme hızında sayısal olarak kaydeden cihazlardır.

Elektrodların konumuna göre EKG derivasyonları oluşturulur. Bir pozitif ve bir negatif elektrodun kullanılmasıyla elde edilen derivasyonlar bipolar (standart), tek bir pozitif elektrod ile elde edilen derivasyonlar ise unipolar olarak adlandırılır. Bipolar derivasyonlardan derivasyon I' de pozitif elektrod sol kolda, negatif elektrod sağ kolda derivasyon II' de pozitif elektrod sol bacakta, negatif elektrod sağ kolda, derivasyon III' te ise pozitif elektrod sol bacakta, negatif elektrod sol kolda yer almaktadır. Unipolar derivasyonlar pozitif elektrodun yerleştiği yere göre adlandırılmaktadır: aVR' de sağ kolda, aVL' de sol kolda, aVF' de sol bacakta [3]. Bu üç derivasyonda elektriksel voltaj düşük olduğu ve özel olarak güçlendirildiği için a harfi (augmented = güçlendirilmiş anlamında) kullanılmaktadır. I, II ve III, aVR, aVL ve aVF taraf (ekstremiteler) derivasyonları olarak adlandırılmaktadır. Bunun yanı sıra V_1, V_2, V_3, V_4, V_5 ve V_6 adı verilen göğüs derivasyonları da kaydedilmektedir. Elektrodlar göğüs duvarı üzerinde V_1 için sternum kenarının sağına, dördüncü interkostal aralığa, V_2 için sternum kenarının soluna, dördüncü interkostal aralığa, V_3 için V_2 ile V_4 derivasyonlarını birleştiren çizginin ortasına, V_4 için midklavikuler çizginin üzerinde beşinci interkostal aralığa, V_5 için V_4 derivasyonu ile aynı seviyede, ön koltuk altı çizgisine ve V_6 için V_5 ile aynı seviyede, orta koltuk altı çizgisine yerleştirilmektedir. Sonuç olarak klasik EKG kayıtlarında altısı taraf ve altısı göğüs derivasyonu olmak üzere toplam 12 derivasyon kullanılmaktadır [4].

EKG sinyalinin genliği ve karakteristik noktalarının süre bilgileri birçok rahatsızlığın teşhisinde bilgi niteliği taşımaktadır. P, QRS ve T dalgaları EKG sinyalinin karakteristik noktalarını oluşturmaktadır. P dalgası kardiyak döngüde oluşan ilk EKG dalgasıdır ve atriyumların depolarizasyonunu yansıtmaktadır. Normal koşullarda uyarı sinüs düğümünden çıkar, önce sağ ve sonra sol atriyum depolarize olur. Bu nedenle P dalgasının ilk bölümünü sağ atriyumun depolarizasyonu, ikinci bölümünü ise sol atriyumun depolarizasyonu oluşturur. Normal bir P dalgasının genliği düşüktür (50-100 uV) ve devam süresi 100 ms 'dir [5]. QRS kompleks ventriküllerin depolarizasyonunu yansıtmaktadır. Q dalgası P dalgasından sonraki ilk negatif dalgayı, R dalgası ilk pozitif dalgayı, S dalgası ise R dalgasından sonraki negatif dalgayı ifade etmektedir. QRS kompleks P dalgasından çok daha büyük bir sinyaldir, çünkü depolarizasyon hacmi kalbin sol ve sağ kısımlarında farklı doğrultularda hareket etmektedir. T dalgası ise ventriküllerin

repolarizasyonunu yansıtan dalga formudur ve QRS kompleksten daha uzun devamlılık süresine sahiptir. Normal bir T dalgası pozitif defleksiyona sahiptir ve genliği 0.5 mV' dur. Aynı zamanda bu dalgaların birbirleriyle olan süre aralıkları da kalp hakkında önemli bilgiler vermektedir. PR aralığı P dalgasının başlangıcı ile QRS kompleksin başlangıcı arasındaki sürenin ölçülmesiyle elde edilmektedir. Normal bir bireyde PR aralığı 0.12-0.20 saniyedir. ST segmenti ventriküllerin depolarizasyonu ile repolarizasyonu arasındaki elektriksel olarak sessiz dönemi göstermektedir. ST segmenti QRS kompleksin sonlandığı nokta ile T dalgasının başlangıcını birleştiren aralıktır. QT aralığı ise ventriküllerin depolarizasyonu ve repolarizasyonu için geçen toplam süreyi yansıtmaktadır. QRS kompleksin başlangıcından T dalgasının bitimine kadar olan sürenin ölçümüyle belirlenmektedir ve yaş, cinsiyet ve kalp hızıyla değişkenlik gösterebilmektedir.

EKG sinyal analizinde ilk zamanlardaki yöntemler zaman domaini tabanlı yöntemler olmuştur [6-9]. Zaman domaini yöntemleri basitlik ve tekrarlanabilme gibi avantajlara sahiptir, ancak EKG sinyallerinin bütün özellikleri incelendiğinde yetersiz kalmaktadır. Çünkü sinyalin içindeki gerekli bilgi çoğu zaman sinyalin frekans içeriğinde saklı bulunmaktadır. Frekans domaini karakteristik özellikleri Fourier dönüşümü kullanılarak elde edilebilmektedir. İlerleyen zamanlarda Fourier dönüşümü tabanlı bir çok çalışma yapılmıştır [10-13]. Fourier dönüşümü durağan sinyallerin analizinde çok uygun bir yöntemdir fakat biyomedikal sinyal işleme uygulamalarında bilginin elde edilmesi noktasında yetersiz kalmaktadır. Çünkü Fourier dönüşümü sadece frekans izgesinde gösterim sağlamaktadır ve zaman konusunda herhangi bir bilgi vermemektedir. Sinyalin şeklindeki en ufak bir sapma dahi patolojik bir durum olarak düşünülmektedir ve bu yüzden EKG sinyal analizinde zaman - frekans gösterimi gerekmektedir. Önceleri bu ihtiyaç Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü kullanılarak karşılanmaya çalışılmıştır [14]. Bu yöntemde sinyalin eşit zaman pencerelerine ayrılmasıyla sadece o zaman aralığındaki frekans bilgisi elde edilebilmekte, tam olarak hangi frekansın hangi zamana karşılık geldiği belirlenmemektedir. Bu büyük bir dezavantajdır, zira biyolojik sinyallerin analizinde aralıktan ziyade doğrudan hangi zaman anında hangi bilginin var olduğunu bilmek çok önemlidir.

Zaman-frekans gösterimi için başka bir çözüm de dalgacık dönüşümü yöntemi olarak adlandırılmaktadır [15]. Dalgacık dönüşümü kendi zaman aralığına, zaman bölgesine ve frekans bandına sahip dalgacıkların analizi tabanlı bir yöntemdir ve bu özellik sayesinde medikal sinyallerin analizi ve gösteriminde çok büyük bir avantaj sağlanmaktadır [16]. Dalgacık dönüşümü EEG, EMG, EKG sinyallerinin işlenmesi gibi çok sayıda biyomedikal uygulamada başarılı bir şekilde kullanılmaktadır [17].

Zaman-frekans dönüşümü sinyalin 3 boyutlu hale gelmesini sağlamaktadır: zaman; frekans; ve genlik değeri.

Bu dönüşümde kullanılan dalgacıklar EKG sinyallerinin birçok analiz uygulamasında da kullanılmaktadır; EKG karakteristik tespiti, gürültü-filtreleme, sıkıştırma vb. [18].

Bu çalışmada kullanılan, Wistar sıçanlarından ölçülmüş 100 adet EKG kaydı Mersin Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyofizik Anabilim Dalı'ndan temin edilmiştir. Bunun yanı sıra MIT veritabanından alınmış 25 adet insan kaydı da denemelerde kullanılmıştır. Kayıtların örnekleme frekansı 1 kHz, 400 Hz, 200 Hz, 150 Hz ve 100 Hz olarak değişmektedir ve uzunlukları da 7200 örnekten 60000 örneğe kadar değişmektedir.

Tezin ikinci bölümünde EKG analizine yapılmış önceki çalışmalara dair kaynak araştırması, üçüncü bölümünde EKG sinyallerinin analizinde kullanılan dalgacık dönüşümü yöntemi ve çoklu çözünürlük analizi, dördüncü bölümde elde edilen bulgular ve arayüzün oluşturulması ve son bölümde de sonuçlar ve öneriler verilmiştir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI

Kalbin durumu EKG sinyalinin dalgalarından alınan genlik ve süre bilgileri ile yorumlanabilmektedir. Yetişkin bireylerdeki normal bir durumda olması gereken genlik ve süre bilgileri aşağıda verilmiştir ve bu değerlerdeki değişim kalpteki anormalliğe işaret etmektedir [19].

Genlik	P-dalgası — 0.25 mV
	R-dalgası — 1.60 mV
	Q-dalgası — R dalgasının %25' i
	T-dalgası — 0.1-0.5 mV
Süre	P-R aralığı — 0.12 - 0.20 saniye
	Q-T aralığı — 0.35 - 0.44 saniye
	S-T aralığı — 0.05 - 0.15 saniye
	P-dalga aralığı — 0.11 saniye
	QRS aralığı — 0.09 saniye

Kalp atım hızının 60 atım/dakika' dan küçük olması bradikardi (yavaş kalp) ve 100 atım/dakika' dan büyük olması taşikardi (hızlı kalp) olarak adlandırılmaktadır. Eğer döngüler eşit aralıklara sahip değilse aritmi, yani kalpte ritmik bozukluk olduğu teşhisine varılabilmektedir [20].

P-R aralığı, sinoatriyal düğümden çıkan uyarının ventriküllere ulaşması için geçen süreyi ifade etmektedir. Miyokarditler, konjenital kalp hastalıkları (Ebstein anomalisi, Miyokardiyal disfonksiyonlar, Endokardiyal yastık defekti) P-R aralığının uzamasına sebep olmaktadır, Wolff-Parkinson-White (WPW) sendromu ve Lown-Ganong-Levine sendromu P-R aralığının kısalmasına sebep olmaktadır.

QRS kompleksinin oluşma süresi, ventriküllerin depolarizasyonu için geçen süredir ve yaşa göre süresi değişim göstermektedir. Ventriküler iletim bozuklukları,

hiperkalemi, kinidin, miyokardiyal disfonksiyon ve ventriküler taşikardi QRS oluşum süresinin uzamasına sebep olan rahatsızlıklar olarak adlandırılmaktadır.

Q-T aralığı ventriküllerin depolarize ve repolarize olma süresini (ventrikülün aksiyon potansiyelini) göstermektedir. Hipokalsemi, miyokardit, kafa travması, antidepresan ilaçlar, antibiyotikler, antiaritmik ilaçlar, kardiyomiyopatiler Q-T aralığını uzatan rahatsızlıklar olarak gösterilmektedirken, hiperkalsemi Q-T aralığını kısaltan nedenlerden biri olmaktadır.

ST segmenti için anormalliğe sebep olan rahatsızlıklar, perikardit, miyokardiyal iskemi rahatsızlıkları olarak adlandırılmaktadır.

Bu bilgilerden de anlaşılacağı üzere, EKG sinyallerinin karakteristik dalgalarının ve bunlar arasındaki sürelerin belirlenmesi aslında birçok hastalık için teşhis niteliği, tedavi amaçlı kullanılan ilaçlar için de performans belirleyici niteliği taşımaktadırlar. Literatürde EKG karakteristik noktaların tespiti ile ilgili çok sayıda çalışma bulunmaktadır ve bu çalışmalarda çok sayıda sinyal analiz yöntemleri kullanılmıştır [21].

İlk zamanlarda sıklıkla Fourier Dönüşümü tabanlı çalışmalar gözlemlenmiştir [40].

Dalgacık Dönüşümü'nün ortaya atılmasıyla birlikte durağan olmayan sinyallerin analizinde zaman-frekans bilgisinin gerekliliğinden dolayı Dalgacık Dönüşümü tabanlı çalışmalar yoğunluk kazanmıştır [41].

1980 yılında Fraden ve Neuman EKG sinyalinin tepe değerine göre eşikleme uygulayarak QRS algılama algoritması geliştirmişlerdir [22].

Pan ve Tompkins QRS kompleks algılamak için PT metod adını verdikleri bir yöntem yayınlamışlardır [23]. İlk olarak yanlış tespiti azaltmak ve 60 Hz şebeke gürültüleri, kas gürültüleri vb. gürültülerden kurtulmak için özel bir sayısal band geçiren filtre kullanmışlardır. Daha sonra filtrelenmiş sinyalden QRS komplekslerinin tepe noktaları hakkında bilgi almak için sinyalin türevi alınmış ve ardından, elde edilen sinyalin karesini almışlardır. Böylece sinyalin bütün verileri

pozitif hale getirilmiş ve QRS kompleksini P ve T dalgalarından ayırmak için eşik değeri belirleyerek sadece QRS kompleksi ortaya çıkarmışlardır.

Li ve arkadaşları R tepelerinin tespiti için ekstramum nokta tespitine dayalı bir metod sunmuşlardır [24]. Bu metod ile belirledikleri eşik değerinin altında kalan noktaları atarak yalnızca R tepelerini bırakmışlardır.

Takip eden yıllarda, Ruha ve arkadaşları EKG sinyali QRS kompleks tespiti çalışmaları yapmışlardır [25]. İlk olarak EKG sinyalini uygun bir filtre ile filtreleyerek gürültülerden arındırmışlardır ve P ve T dalgalarını bastırmışlardır. Daha sonra belirledikleri eşik değeri ile QRS kompleks yerlerini tespit etmişlerdir.

Zhou ve arkadaşları Hilbert dönüşümü ilk olarak 1988 senesinde kullanmışlardır [26]. 2000 yılında Benitez ve arkadaşları QRS kompleksi algılama için Hilbert dönüşümünün özelliklerini kullanarak yeni bir algoritma geliştirmişlerdir [27]. İlk olarak ellerindeki EKG verilerini gürültülerden arındırmak için kesim frekansları 8 ve 20 Hz olan bir bant geçiren filtre tasarlamışlardır ve bu filtre yardımıyla sinyaldeki kas gürültülerini bastırarak QRS kompleksi maksimize etmişlerdir. Daha sonra filtrelenmiş sinyalin 1. türevi alınarak hareket artifaktları ve sinyalin temel çizgisinden sapma hareketini bastırmışlardır. Adaptif eşikleme Hilbert dizisine uygulayarak R tepelerini tespit etmişlerdir.

Kozakevicius ve arkadaşları ortogonal dalgacıklar kullanarak EKG sinyallerini filtreleme ve analiz etme işlemi gerçekleştirmişlerdir [28]. Sinyalleri analiz ederken "Haar" dalgacığı kullanmışlardır ve QRS kompleks pozisyonlarını tespit etmişlerdir.

M.J. Burke ve arkadaşları 2004 yılında, dalgacık dönüşümü tekniği ile insana ait EKG sinyallerinin temel bileşenlerinin başlangıç ve bitiş noktalarının belirlenmesi üzerine bir çalışma gerçekleştirmişlerdir [29]. Yaptıkları çalışmanın ilk aşamasında sinyali gürültülerden temizlemek için, çeşitli sayısal filtreler tasarlayarak sinyali filtrelemişlerdir. İkinci aşamada ise "Mexican Hat" isimli dalgacık fonksiyonu kullanılarak sinyale dalgacık dönüşümü metodunu uygulamışlardır ve sinyaldeki her bir R tepesiğine ulaşmışlardır. Bazett formülleri kullanılarak diğer bileşenlere ulaşılmıştır [30].

Başka bir çalışmada Matsui ve arkadaşları, hipovolemik durumun tespiti için görüntüleme sistemi geliştirmişlerdir [31]. Gerçek zamanlı R-R aralık değişkenliğini gözetleme ve yerel sıcaklık haritalamadan oluşan bir sistem tasarlamışlardır. Sinyalin 1. türevi alınarak belirledikleri eşik değeri ile yalnızca R tepeleri tespit edilmiş ve R-R aralığının yoğun bakımdaki hastalardaki durumu gözlemlenmiştir.

Mahmoodabadi ve arkadaşları dalgacık dönüşümü tabanlı çalışma ile EKG sinyallerinin analizini sağlamışlardır [32]. Bu çalışmada çoklu "Debuchies 6" ana dalgacığı kullanarak dalgacık dönüşümü ile sinyalin detay ve yakınlık katsayılarını elde etmişlerdir. Bu katsayılar çoklu çözünürlük analizinde kullanılarak EKG sinyalinin özellik çıkarımı sağlanmıştır.

Abibullaev ve arkadaşları QRS kompleks tespiti üzerine sürekli dalgacıklar ve sinir ağları kullanarak metod geliştirmişlerdir [33]. Daha önceki çalışmalarında sürekli dalgacık dönüşümü kullanarak QRS kompleks tespiti yapmalarına rağmen hesaplama maliyetlerinin yüksek olmasını, giderilmesi gereken bir eksiklik olarak görmüşlerdir [34]. 4 ayrı dalgacık fonksiyonu kullanarak dalgacık ayırıştırma yöntemiyle EKG sinyalini analiz etmişlerdir ve dalgacık eşikleme metodu ile QRS komplekslerinin çıkarımını sağlamışlardır. Son olarak sistemi sinir ağı algoritması ile çalıştırıp test etmişlerdir.

EKG sinyallerinin karakteristik noktalarının tespitinde Bsoul ve arkadaşları geliştirdikleri algoritma ile literatüre girmişlerdir [35]. Bu çalışmada kesim frekansları 1 Hz ve 55 Hz olan 10. dereceden bir bant geçiren filtre tasarlayarak EKG kayıtlarında gözlenen elektrot gürültüleri, kas gürültüleri ve temel çizgiden kayma hareketini bastırmışlardır. Daha sonraki aşamada QRS tespiti için Haar ana dalgacığı, P ve T noktalarının tespiti için ise "Debuchies 2" ana dalgacığı kullanarak 4 seviye dalgacık ayırıştırma işlemi yapmışlardır ve tepe noktalarını ortaya çıkarmışlardır.

2010 yılında Mitra ve arkadaşları EKG sinyalinin özellik çıkarımında çoklu çözünürlüklü dalgacık analizi ile literatürdeki yerlerini almışlardır [36]. Dalgacık ayırıştırma yöntemi ile sinyali filtrelemişlerdir ve elde ettikleri katsayıların incelenmesi sonucunda her bir karakteristik nokta için en uygun katsayıları

kullanmışlardır. Bu katsayıları kullanarak EKG sinyalinin tüm karakteristik noktalarının tespitini sağlamışlardır.

EKG sinyalinin QRS kompleks, P ve T noktaları ve bu noktaların başlangıç ve bitiş noktalarını içeren 9 ana noktasını bulmak için Tverdohle ve arkadaşları dalgacık dönüşümü tabanlı bir algoritma geliştirmişlerdir [37]. Algoritmanın ön işleme aşamasında ham EKG sinyalini güç hattı kaynaklı gürültülerden, kas potansiyel gürültülerinden ve elektrot gürültülerinden arındırmak için eşikleme yöntemi kullanmışlardır. Eşikleme sonrası sinyale sürekli dalgacık dönüşümü yöntemi uygulanmıştır ve P, QRS kompleks ve T noktalarının çıkarımı yapılmıştır. Bu işlemde farklı ölçeklerde "Bior 1.5" ana dalgacığı kullanılmıştır.

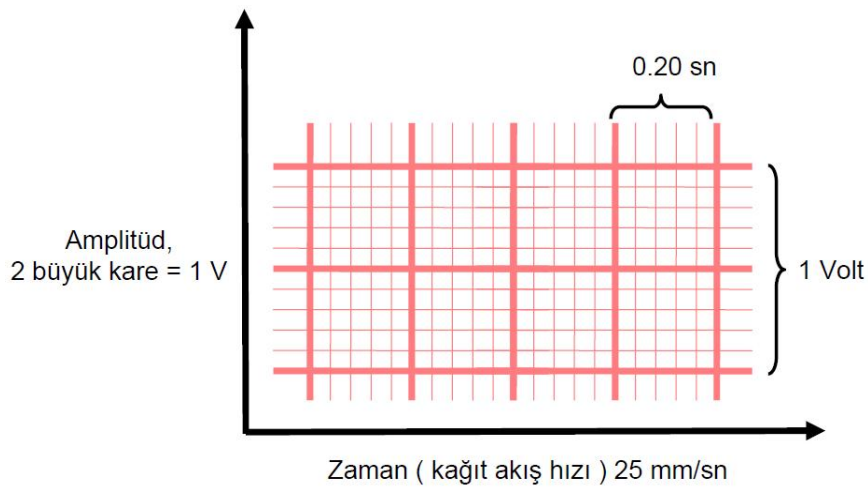
Elgendi ve arkadaşları "Coiflet" ana dalgacığı kullanarak aritmi içeren EKG sinyallerinde QRS kompleks tespiti çalışmaları yapmışlardır [38].

Sonrasında çoklu çözünürlüklü dalgacık analizi ile EKG özellik çıkarımı algoritması Karpagachelvi ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir [39]. EKG sinyalini gürültüden arındırmak için Ayrık Dalgacık Dönüşümü'nden geçirmişlerdir ve bu işlemi uygularken ana dalgacık olarak "Haar" dalgacığı kullanmışlardır. Eşikleme yöntemi ile R tepelerinin tespitini sağlamışlardır.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

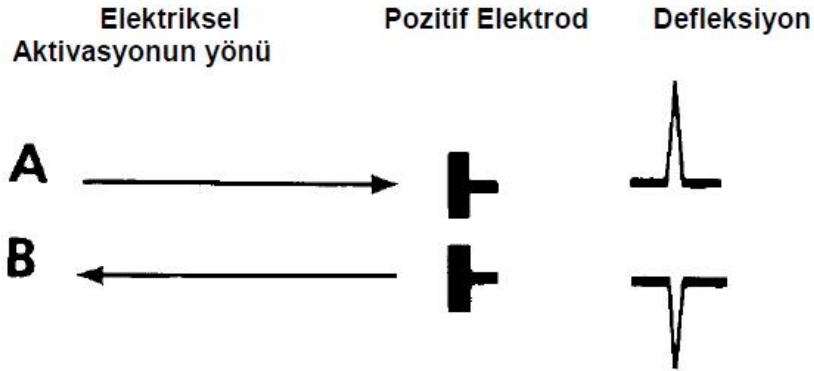
Kalp damar hastalıklarının tanısında kullanılan laboratuvar yöntemlerinin başında elektrokardiyografi(EKG) gelir. Girişimsel bir tetkik olmaması, kolay uygulanması, kısa sürmesi ve ucuz olması en önemli avantajlarıdır. EKG ritm-iletim bozukluklarının tanısında en değerli yöntemdir. Akut koroner olayların tanısında da kritik önem taşır. EKG yorumları mutlaka hastanın tıbbi öyküsü ve fizik muayene bulguları dikkate alınarak yapılmalıdır [42].

EKG kalpteki elektriksel potansiyel değişikliklerini kaydetmeye dayanan bir yöntemdir(2). EKG kaydı için kollara, bacaklara ve göğüs duvarı üzerindeki belirli bölgelere metal elektrodlar yerleştirilir. Bu elektrodlar kablolar aracılığıyla EKG aletine bağlıdır. Klasik analog EKG aletlerinde cihazın hareketli metal iğnesi(stile) elektriksel değişiklikleri ısıya duyarlı ve sabit hızda ilerleyen bir kağıda kaydeder. Kağıdın ilerleme hızı genellikle saniyede 25 mm'ye ayarlanmıştır. EKG kağıdının üzerinde 1x1 mm'lik küçük ve 5x5 mm'lik büyük kareler vardır. Yatay eksen her 1 mm 0.04 sn'ye ve her 5 mm 0.2 sn'ye işaret eder. Dikey eksen ise elektriksel potansiyelin genliği mm olarak ifade edilir. Standart olarak metal iğnenin hareketi 1 mV'luk uyarı 10 mm'lik defleksiyon oluşturacak şekilde ayarlanmıştır(Şekil 3.1). Kalpteki elektriksel aktivasyon pozitif elektrodun yerleştirildiği bölgeye doğru ise pozitif, pozitif elektrodan uzaklaşıyorsa negatif bir defleksiyon oluşturur (Şekil 3.2). Bu defleksiyonların genliği mm, süresi sn olarak hesaplanır.



Şekil 3.1. Elektrokardiyogram genlik-zaman şeması

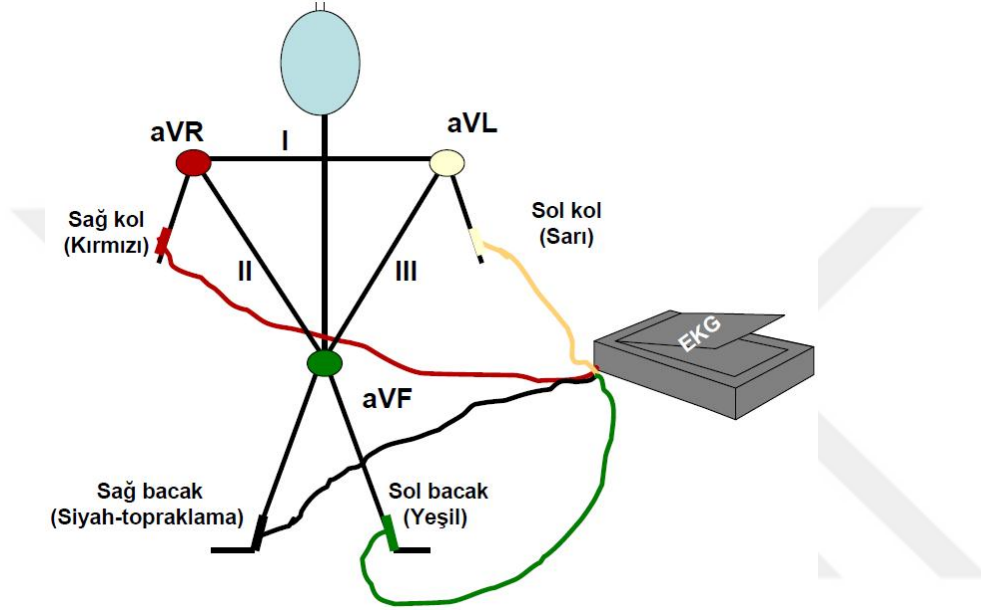
Elektriksel aktivasyonun pozitif elektroda doğru yönelmesi pozitif defleksiyona (A) (yukarı yönde dalga), pozitif elektrodan uzaklaşması negatif defleksiyona (B) (aşağı yönde dalga) neden olur.



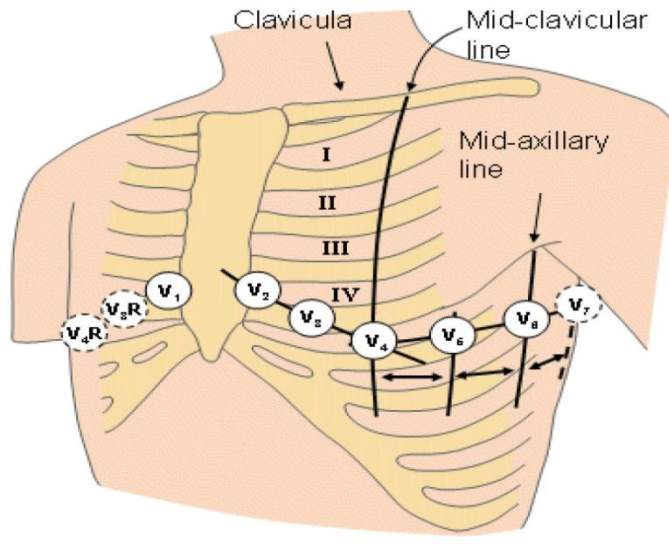
Şekil 3.2. Elektriksel aktivasyon ile pozitif elektrodun ilişkisi

Elektrodların konumuna göre EKG derivasyonları oluşturulur. Bir pozitif ve bir negatif elektrodun kullanılmasıyla elde edilen derivasyonlar bipolar(standart), tek bir pozitif elektrod ile elde edilen derivasyonlar ise unipolar olarak adlandırılır. Bipolar derivasyonlardan I'de pozitif elektrod sol kolda, negatif elektrod sağ kolda, II'de pozitif elektrod sol bacakta, negatif elektrod sağ kolda, III'de pozitif elektrod sol bacakta, negatif elektrod sol kolda yer alır (Şekil 3.3). Unipolar derivasyonlar pozitif elektrodun yerleştiği yere göre adlandırılır: aVR'de (R: right, sağ) sağ kolda, aVL'de (L: left, sol) sol kolda, aVF'de (F: foot, ayak) sol bacakta. Bu üç derivasyonda elektriksel voltaj düşük olduğu ve özel olarak güçlendirildiği için a harfi (augmented=güçlendirilmiş anlamında) kullanılmaktadır. I, II ve III, aVR, aVL ve aVF ekstremite(taraf) derivasyonları olarak adlandırılır. Unipolar derivasyonların bir bölümü pozitif elektrodun göğüs duvarı üzerinde belirli bölgelere yerleştirilmesiyle elde edilir: V1 için sternum kenarının sağına, dördüncü interkostal aralığa, V2 için sternum kenarının soluna, dördüncü interkostal aralığa, V3 için V2 ile V4 derivasyonlarını birleştiren çizginin ortasına, V4 için midklavikuler çizginin üzerinde beşinci interkostal aralığa, V5 için V4 derivasyonu ile aynı seviyede, ön koltuk altı çizgisine ve V6 için V5 ile aynı seviyede, orta koltuk altı çizgisine (Şekil 3.4). V1, V2, V3, V4, V5 ve V6 göğüs derivasyonları olarak adlandırılır. Sonuç olarak klasik EKG kayıtlarında altısı ekstremite ve altısı göğüs derivasyonu olmak

üzere toplam 12 derivasyon kullanılmaktadır. Bazen, sağ ventrikülün ve kalbin posterior bölümünün değerlendirilmesi için klasik derivasyonlara ek olarak V3R-V6R (R=right, elektrodların sağ göğüs kafesinde, V3, V4, V5 ve V6 'ya simetrik olarak yerleştirildiğini ifade ediyor) ve V7- V9 derivasyonları (elektrodlar V7 için V6 ile aynı seviyede sol arka koltuk çizgisine, V8 için sol skapulanın altına ve V9 için aynı seviyede V8'in hemen yanına yerleştiriliyor) kullanılır.

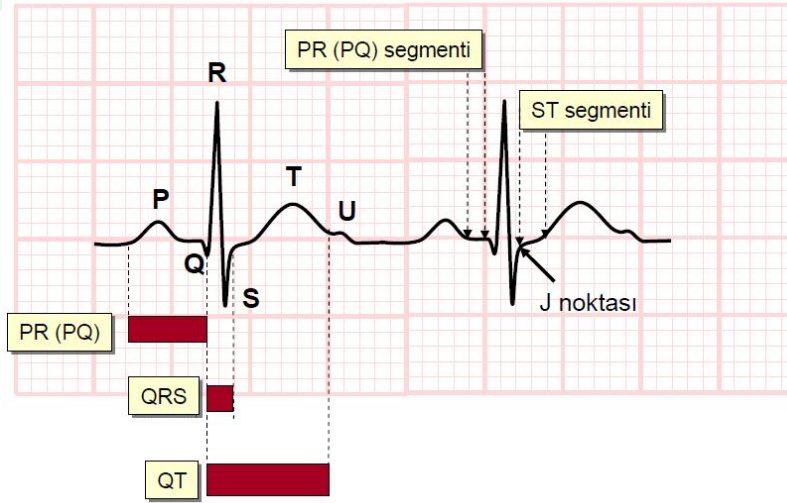


Şekil 3.3. EKG elektrot yerleşimi



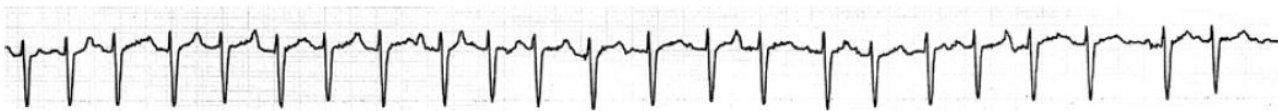
Şekil 3.4. EKG derivasyonlarının vücutta gösterimi

Herhangi bir derivasyonun, unipolar ya da bipolar olmasına bakılmaksızın pozitif elektrodun yerleşim yerine göre değerlendirilmesi hastalıklarının lokalizasyonunun daha iyi yapılmasını sağlar. Buna göre derivasyonların kalbin sol ventrikülüne bakış konumu şöyledir: II, III ve aVF inferior bölgeye, I ve aVL yüksek lateral bölgeye, V1-V4 anteroseptal bölgeye, V5-V6 anterolateral bölgeye bakar, aVR ise sol ventrikülün belirli bir bölümüne bakmaz, kalbi adeta sağ omuz konumundan görür. EKG kayıtlarında "baseline"(taban çizgisi) üzerinde sırasıyla P, Q, R, S, T ve U dalgaları görülür. Q, R ve S dalgalarının genliği 5 mm'den küçük olduğunda küçük harflerle (q, r, s) adlandırılır. Bu dalgaların arasında kalan kesimlere "segment", uzaklığa ise "aralık" denir [43] (Şekil 3.5).

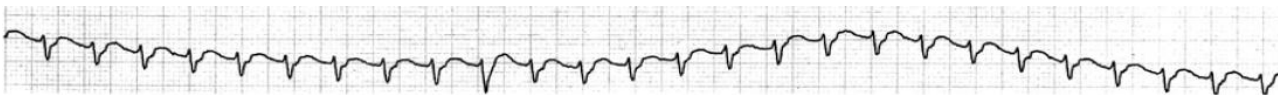


Şekil 3.5. EKG karakteristik nokta gösterimi

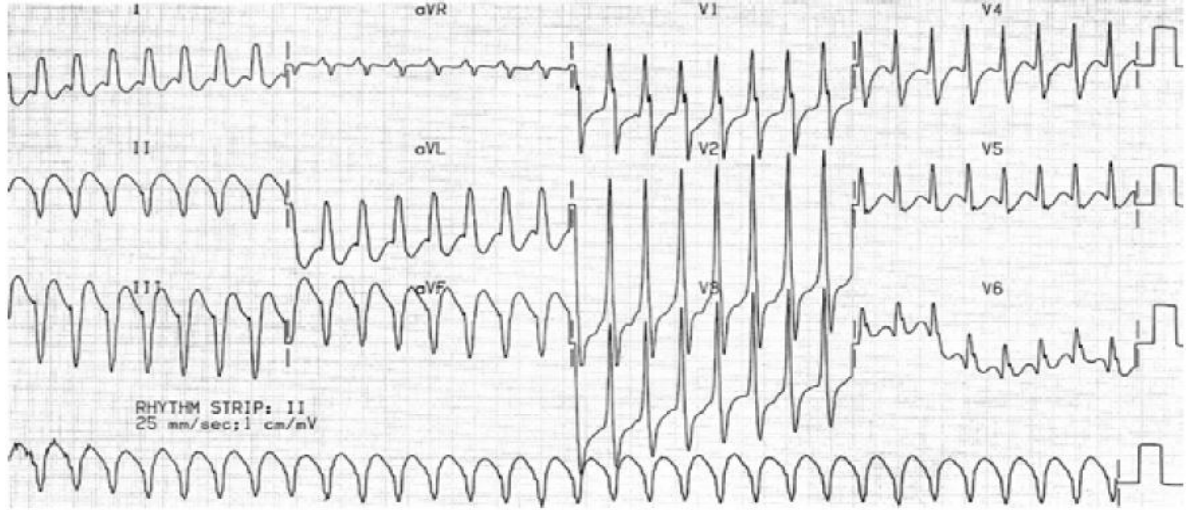
Aşağıda farklı tipte rahatsızlıklar içeren EKG örnekleri verilmiştir:



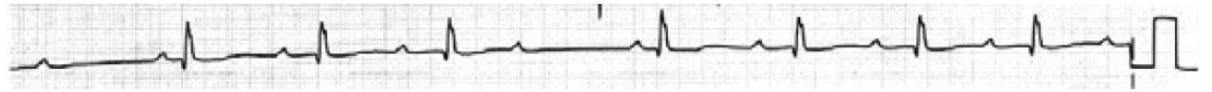
Şekil 3.6. Multifokal atriyal taşikardi



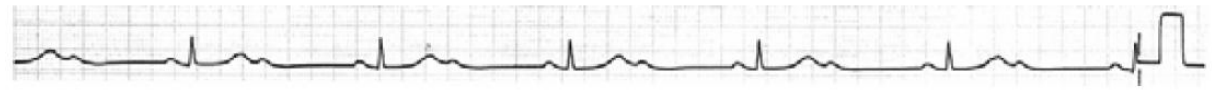
Şekil 3.7. Supraventriküler taşikardi



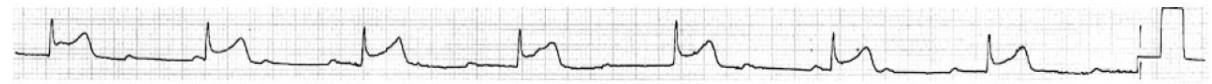
Şekil 3.8. Ventriküler taşikardi



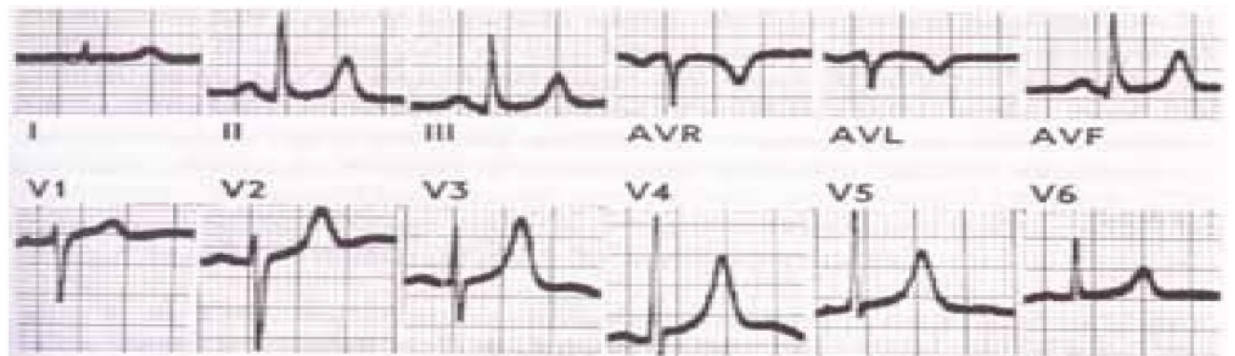
Şekil 3.9. İkinci derece tip 1 AV blok



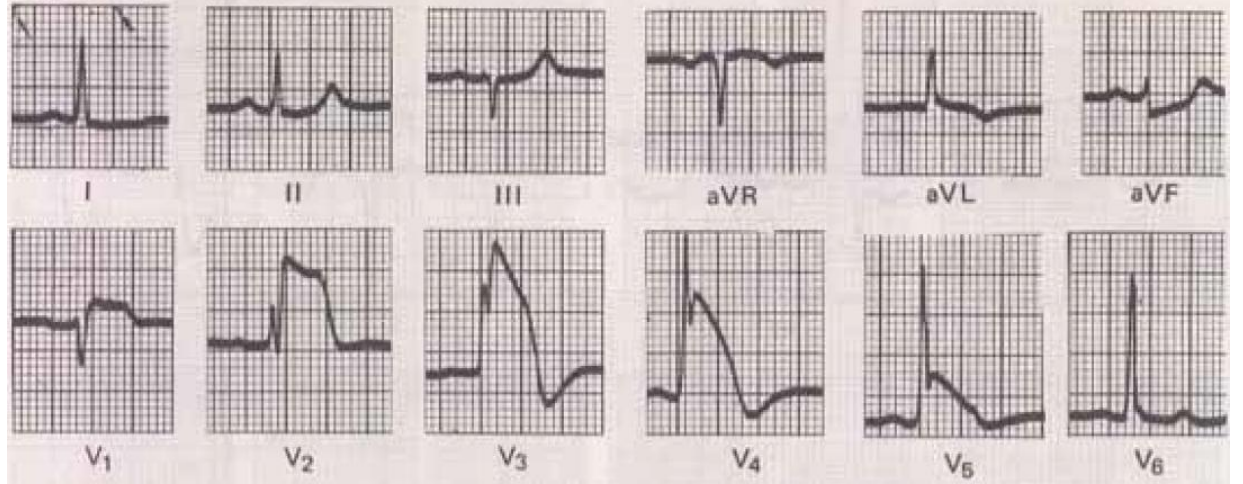
Şekil 3.10. İkinci derece tip 2 AV blok



Şekil 3.11. Tam AV blok



Şekil 3.12. Subendokard iskemisini düşündüren ekg örneği



Şekil 3.13. Subepikard lezyonunu düşündüren ekg örneği

Günümüzde ölüm nedenlerinin başında kardiyovasküler rahatsızlıklar gelmektedir ve dolayısıyla EKG verilerinin doğru yorumlanması çok büyük önem taşımaktadır [44]. EKG verilerinin yorumlanması ise yukarıda gösterilen şekillerdeki elektrokardiyogram adı verilen kağıtlar üzerinde hekimler tarafından gözle yapılmaktadır. Fakat bu yaklaşım özellikle uzman hekimler harici hekimler için sıkıntı yaratmaktadır. Çünkü elektrokardiyogramın yorumlanması oldukça zordur. Kalpteki herhangi bir değişikliğin dış koşullarla alakalı olabileceği de varsayılmalıdır. Gözle incelemenin yerine daha doğru bir yaklaşım olan bilgisayar ortamında EKG analizi de yapılabilmektedir. EKG verilerinin bilgisayar tabanlı analizinde genellikle Fourier dönüşümü ve dalgacık dönüşümü kullanılmaktadır.

3.1. FREKANS ANALİZİ

En yaygın frekans analiz yönteminin Fourier dönüşümü olduğu bilinmektedir ve durağan sinyaller için frekans içeriğinin analizinde en uygun yöntemlerin başında gelmektedir.

3.1.1. Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümü Fransız bilim adamı Fourier tarafından ortaya atılmıştır [45]. Euler titreşen teli inceleyerek, telin çıkardığı frekansların birbirinin harmoniği olduğunu keşfetmiştir. Euler'i takiben Fourier trigonometrik seriler üzerine çalışmış ve periyodik sinyallerin harmoniksel olarak bağlantılı sinüzoidal sinyallerin toplamı

şeklinde yazılabileceğini göstermiştir. Fourier daha sonra periyodik olmayan sinyallerin birbirinin harmoniği olan sinüzoidal sinyallerin toplamı şeklinde değil de birbiri ile harmonik olmayan sinüzoidal sinyallerin integrali şeklinde yazılabileceğini göstermiştir. Fourier dönüşüm formülü sinyal işlemenin en önemli formülü kabul edilebilir. Fourier dönüşümü yöntemi sürekli ve ayrık Fourier dönüşümü olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

3.1.1.1. Sürekli Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümü sinyali zaman uzayından frekans uzayına dönüştürmektedir ve bu dönüşümler analiz ve sentez denklemleri aracılığıyla şöyle ifade edilmektedir;

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-j\omega x} dx \quad (3.1)$$

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\omega) e^{j\omega x} d\omega \quad (3.2)$$

Bu denklemlerde $f(x)$ sinyale, x zamana ve ω frekansa karşılık gelmektedir. Eşitlik 3.1 $f(x)$ ' in Fourier dönüşümü olarak adlandırılırken, eşitlik 3.2 $\hat{f}(\omega)$ ' nın ters Fourier dönüşümü olarak ifade edilmektedir. Sürekli zamanlı Fourier dönüşümü özellikleri şu şekilde sıralanabilir:

- a. Doğrusallık
- b. Zamanda öteleme
- c. Frekans ötelemesi
- d. Zaman ölçeklemesi
- e. Zamanda geri dönüş
- f. Çifteşlik
- g. Zaman türevi
- h. Frekans türevi
- i. Entagralleme
- j. Konvolüsyon
- k. Çarpma
- l. Gerçel sinyal
- m. Çift bileşen

n. Tek bileşen

Ayrık sinyaller için $f[n]$, $f(x)$ sinyalinden örneklenmektedir.

3.1.1.2. Ayrık Fourier Dönüşümü

$$\hat{f}[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f[n] e^{-2j\pi kn/N} \quad (3.3)$$

$$f[n] = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{f}[k] e^{-2j\pi kn/N} \quad (3.4)$$

Ayrık Fourier dönüşümü sinyallere gerçek uygulamalardan uyarlanmıştır ve her zaman sonlu uzunluğa sahiptir. Eşitlik 3.3'de $\hat{f}[k]$ N-periyotlu bir sinyal olan $f[n]$ ' in ayrık Fourier dönüşümünü vermektedir. Eşitlik 3.4 ise ters dönüşümü ifade etmektedir.

Frekans karakteristiği bilinen bir sinyalin karakteristik dışında kalan frekans bileşenlerinin sinyale karışmış gürültü sonucu ortaya çıktığı bilinebilmektedir. Dolayısıyla frekans düzleminden elde edilecek bilgiye uygun biçimde tasarlanacak sayısal filtreler yardımıyla sinyaldeki gürültü kaynaklı frekans bileşenlerini bastırmak, bu yolla da sinyali gürültüden arındırmak mümkün olmaktadır. Ulaşılabilecek bilgi sinyalin frekans içeriğinde bulunuyorsa Fourier dönüşümü kullanışlı bir yöntemdir. Yani, durağan sinyaller için frekans içeriği analizinde çok büyük fayda sağlamaktadır ve sıklıkla kullanılmaktadır. Fakat durağan olmayan sinyallerin analizinde yetersiz kalmaktadır. Çünkü bu tip sinyallerde, özellikle biyolojik sinyallerde hem zaman hem de frekans bilgisi gerekmektedir

Fakat frekans spektrumundaki sinyalden zaman bilgisi alınmak isteniyorsa, frekans bileşenlerinin zamanın neresinde olduğunu gözlemlemek Fourier dönüşümü ile mümkün olmamaktadır. Zamanla değişik göstermeyen sinyallerde bu durum sorun teşkil etmemesine karşılık, biyolojik sinyallerin ve pratikteki birçok sinyalin zamanla değişiklik gösteren sinyaller olması Fourier dönüşümünün yetersiz kalmasına sebep olmuştur.

3.2. ZAMAN-FREKANS ANALİZİ

3.2.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

1946 yılında Gabor, Fourier dönüşümünü uygun bir pencere kullanarak küçük parçalar halinde incelemiş ve sinyalin frekans karakteristiğini pencere içerisindeki süre boyunca tespit etmiştir [46]. Bu metod "*Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü*" olarak adlandırılmıştır. Ancak KZFD yönteminde sinyalin zaman frekans bilgisi pencerenin boyutuyla sınırlıdır, yani sinyalin hangi zaman aralığında hangi frekans bandına sahip olduğu bilgisi pencere boyutuyla ilişkili olarak kesikli şekilde elde edilebilmektedir.

$$V_g f(t, \varepsilon) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{g_{t,\varepsilon}(x)} dx \quad (3.5)$$

Burada $g_{t,\varepsilon}(x) = e^{j\varepsilon x} g(x - t)$ ve $g \neq 0$ olmak üzere $g_{t,\varepsilon}(x)$ fonksiyonu sabit, gerçekte ve simetrik bir pencere fonksiyonudur.

KZFD' de istenilen zaman ve frekans için en önemli kural, pencere seçimidir. Pencerenin boyutu içerisinde sinyalin karakteristik bilgilerine erişilebilmektedir, ancak pencere dışındaki bilgilere ulaşamamaktadır. Bu problemi aşmak için "*Dalgacık Dönüşümü*" metodu geliştirilmiştir ve böylece sinyaller zaman-frekans analizinde üst düzey incelenmeye tabii tutulabilmektedir.

3.2.2. Dalgacık Dönüşümü

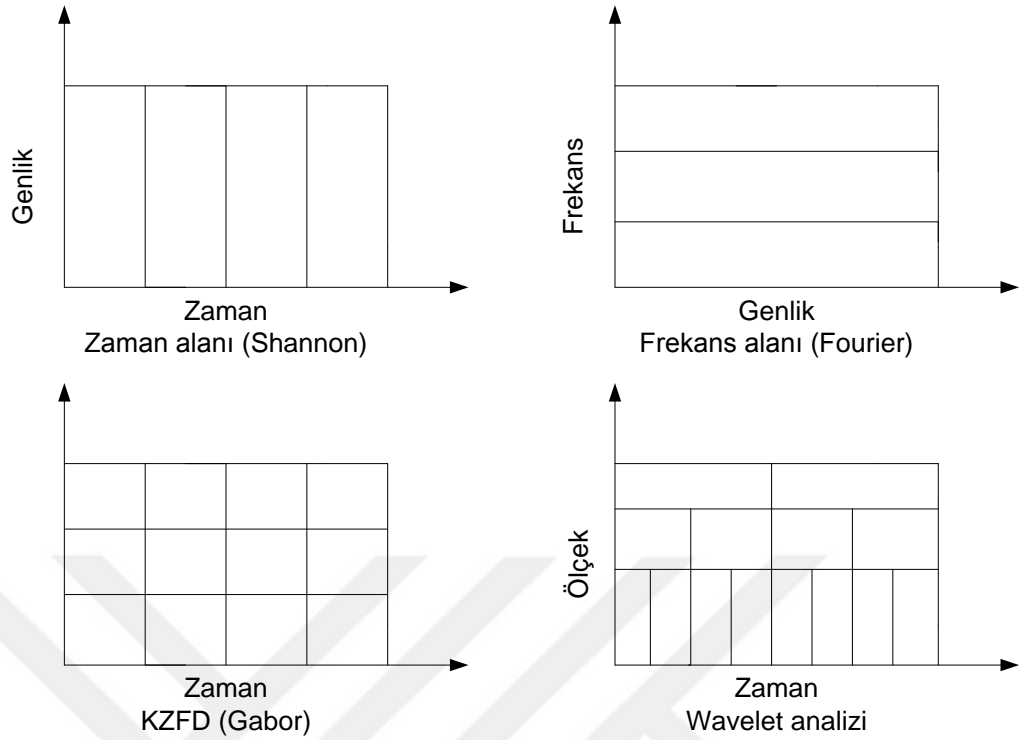
"*Dalgacık(Wavelet) Dönüşümü*" Bölüm 3.1. ve 3.2.1. içeriğinde anlatılan problemlerin çözümü için 1980'li yılların sonlarında Stephan Mallat tarafından ortaya atılan en güncel çözüm yöntemidir. Dalgacık temelli sinyal analizinin durağan olmayan sinyaller ve nümerik sinyal işleme üzerine pek çok uygulama olanağı vardır ve Dalgacık teorisi bu tip sinyal işleme konuları üzerine yeni bir konudur.

Sinyal işleyicilerin en çok bildiği Fourier temelli sinyal analizi; bir sinyali zaman domaininden frekans domainine dönüştüren ve frekans bileşenlerinin önemli olduğu zamanlarda sıkça başvurulan bir yöntemdir. Fourier analizinde frekans gösterimine geçildiği anda zaman gösterimi yok olur. Durağan sinyallerde Fourier dönüşümü tabanlı analiz iyi bir yöntem olmaktadır, fakat pratikteki çoğu sinyaller

durağan olmayan yapıya sahiptirler. Dalgacık dönüşümü tabanlı analiz, farklı frekanslarda durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılabilir [47]. Bu tip sinyallerde Fourier analizi yeterli olmamaktadır.

Dalgacık dönüşümü zaman-frekans gösterimi sağlamaktadır ve KZFD' ne alternatif olarak geliştirilmiştir. Çözünürlük probleminin üstesinden gelmek için ortaya çıkmıştır. KZFD' de elde edilen bilgiler sınırlı bir hassasiyette elde edilebilmektedir. Bu hassasiyet pencerenin büyüklüğüne bağlıdır. Çoğu sinyaller daha hassas yaklaşıma ihtiyaç duyar ve bu pencerenin büyüklüğünün sürekli olarak değişmesi gerekmektedir. KZFD' de zaman penceresi bütün frekanslarda değişmeyen büyüklüktedir.

Dalgacık dönüşümünde ise pencereleme tekniği büyüklüğü değiştirilebilir. Sinyal boyunca bir pencere kaydırılmaktadır ve pencerenin her konumunda bazı dalgacık katsayıları hesaplanmaktadır. Bu işlem her bir yeni döngüde tekrarlanmaktadır. Sonuç olarak sinyalin farklı çözünürlüklerdeki zaman-frekans gösterimlerinin toplamı elde edilmektedir. Yüksek frekanslarda iyi zaman çözünürlüğü ve düşük frekans çözünürlüğü verirken, düşük frekanslarda ise düşük zaman çözünürlüğü ve iyi frekans çözünürlüğü vermektedir. Bu yaklaşım özellikle sinyal kısa aralıklarda yüksek frekans bileşenlerine sahipse ve uzun aralıklarda düşük frekans bileşenlerine sahipse analiz açısından çok büyük kolaylık sağlamaktadır. Bu özellik en çok biyolojik sinyallerde görülmektedir.

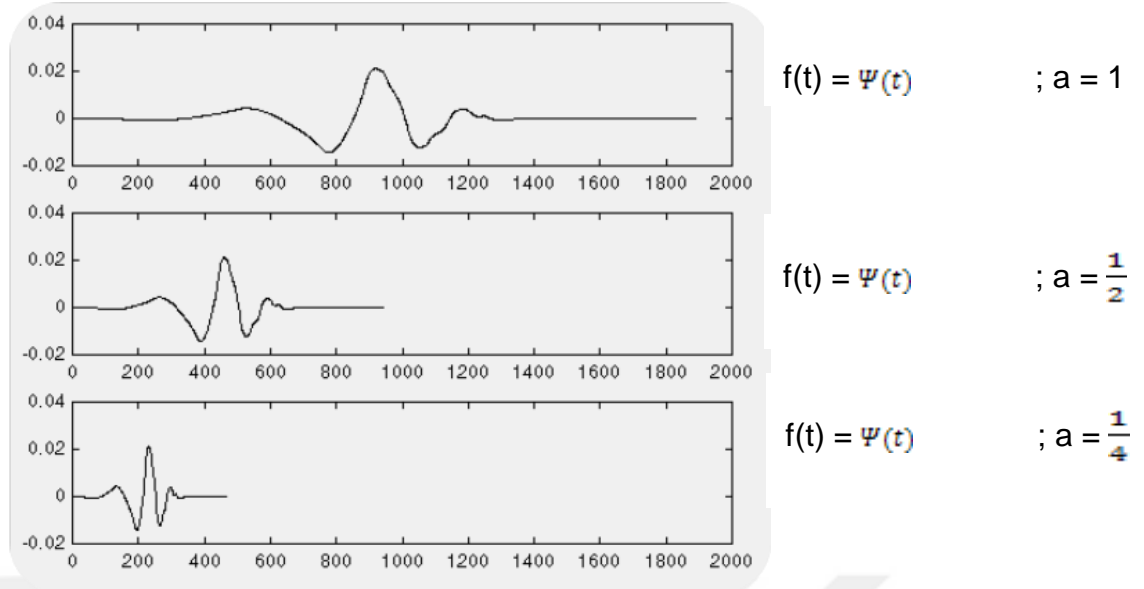


Şekil 3.14. Sinyal analiz yöntemleri arasındaki ilişki

Fourier dönüşümü sayesinde bir sinyalin, sinüzoidal bir çok frekanstan oluştuğunu biliyoruz. Dalgacık ise bir sinyalin, orijinal dalgacığın kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş formundan oluşturulur. Yani, analiz edilecek sinyal ile bu sinyale benzerlik gösteren ana dalgacığın ötelenmiş ve ölçeklenmiş versiyonları arasındaki korelasyon belirlenmektedir ve bu işlem aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$C(\text{ölçek}, \text{konum}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\Psi(\text{ölçek}, \text{konum}, t)dt \quad (3.6)$$

Eşitlik 3.6 dalgacık dönüşümünün genel ifade şeklidir ve $f(t)$ orijinal sinyali, t zamanı, Ψ ise dalgacık fonksiyonunu (ana dalgacığı) temsil etmektedir. Konum ana dalgacığın başlangıç yerine karşılık gelirken ölçek ise ana dalgacığın kendi boyutundan ne kadar genişleyip daralacağını belirten ölçekleme katsayısı olarak bilinmektedir. Bir başka deyişle, ölçek faktörü (a) ne kadar küçük olursa ana dalgacığın o kadar sıkışacağı, ne kadar büyük olursa ana dalgacık o kadar genişleyeceği anlamına gelmektedir.



Şekil 3.15. Ölçek faktörünün ana dalgacığa etkisi

Şekil 3.15’ de ölçek faktörünün ana dalgacığa olan etkisi gösterilmiştir [48]. Dalgacık analizinin genel ifadesinde frekans parametresi bulunmamasına rağmen, ölçek faktörünün sinyale etkisine bakıldığında ölçek parametresiyle frekans parametresi arasında ters orantılı bir ilişki olduğu, yani düşük ölçek değerleri için yüksek frekans bileşenleri, yüksek ölçek değerlerinde ise düşük frekans bileşenlerinin analiz edildiği gözlemlenmektedir. Öteleme ise ana dalgacığın sinyalin başlangıç konumuna göre öne alınması veya ertelenmesi durumunu belirtir.

3.2.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) bütün zaman aralığı boyunca dalgacık fonksiyonu ψ ’ nın ölçeklenmiş ve kaydırılmış şekliyle sinyalin çarpımından oluşur. SDD’ nin sonucunda birçok dalgacık katsayısı elde edilir ve bunlar ölçek ve pozisyon fonksiyonlarıdır [49]. Kısaca, SDD $f(t)$ giriş sinyalinin dalgacık fonksiyonu olan Ψ ’ nın ölçeklenmiş ve ötelenmiş şekliyle çarpılıp tüm zaman aralığı boyunca toplanmasından elde edilmektedir.

$$SDD_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.7)$$

Eşitlik 3.7’ de $f(t)$ dönüşüm yapılacak giriş sinyalini, $\Psi(t)$ bir pencere fonksiyonunu, a ölçekleme parametresini, b ise başlangıç konumuna göre yapılacak

ötelemeyi (zaman) göstermektedir. Bu işlem sonucunda ölçek ve konum değişkenlerine bağlı olarak çok sayıda dalgacık katsayısı (C) ortaya çıkmaktadır. C katsayıları ana dalgacık ile sinyalin zamana bağlı olarak, belirli ölçek ve ötelemeye göre incelenen kısmı arasındaki benzerliği temsil etmektedir. C katsayısı ne kadar yüksek olursa o kadar benzerlik olduğu anlamına gelmektedir. Analiz işlemi gerçekleştirilirken, düşük ölçek değerleri yüksek frekans bileşenleri, yüksek ölçek değerlerinde düşük frekans bileşenleri daha iyi analiz edilebilmektedir.

Her olası ölçek için dalgacık katsayılarının hesabı gereksiz birçok bilgi üretilmesine ve fazladan işlem yapılmasına neden olmaktadır. Bu nedenle ayrık dalgacık dönüşümü(ADD) geliştirilmiştir.

Ana dalgacık aşağıdaki özelliklere uygun olmalıdır [50].

1. Bir dalgacık sonlu enerjiye sahip olmalıdır

$$E = \int |\psi(t)|^2 dt < \infty$$

2. $\Psi(t)$ ifadesinin zamana göre integrali 0 sonucunu vermelidir, yani ortalama değerinin sıfır olması gerekmektedir [51]. Ayrıca bu ifadeden, fonksiyon eğrisinin altında kalan pozitif ve negatif alanların eşit olması gerektiği de görülmektedir.

$$\psi(w = 0) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$$

Sinyal ve dalgacık arasındaki korelasyon integrali vermektedir.

3.2.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Eğer ölçekleme ve öteleme parametreleri yalnızca ikinin üsleri şeklinde seçilirse bu çeşit dönüşüme “Ayrık Dalgacık Dönüşümü” adı verilmektedir. Bu yöntem Mallat tarafından geliştirilmiştir [52] ve SDD’ den ikili örnekleme sonucu elde edilmektedir. Burada dikkat edilmesi gereken nokta dalgacığın sürekli fakat diyadik, verinin ise ayrık olmasıdır.

SDD' nin genel yapısından gelen fazlaca gereksizliği azaltmak yani sadece yeterli düzeyde/sayıda öteleme ve ölçekleme yapmak hem de işareti istenilen yeterli frekans bantlarında inceleyebilmek maksadıyla $a = 2^j$ ve $b = k 2^j$ seçilebilir. Parametrelerin böyle seçimi değişkenleri ikinin katları oranında verecektir. Bu şekilde elde edilen ölçeklemeye ve dalgacıkları ifade etmek için diyadik terimi kullanılır. Diyadik dalgacık parametreleri sayesinde dalgacık dönüşümündeki gereksizlik ortadan kaldırılır [53].

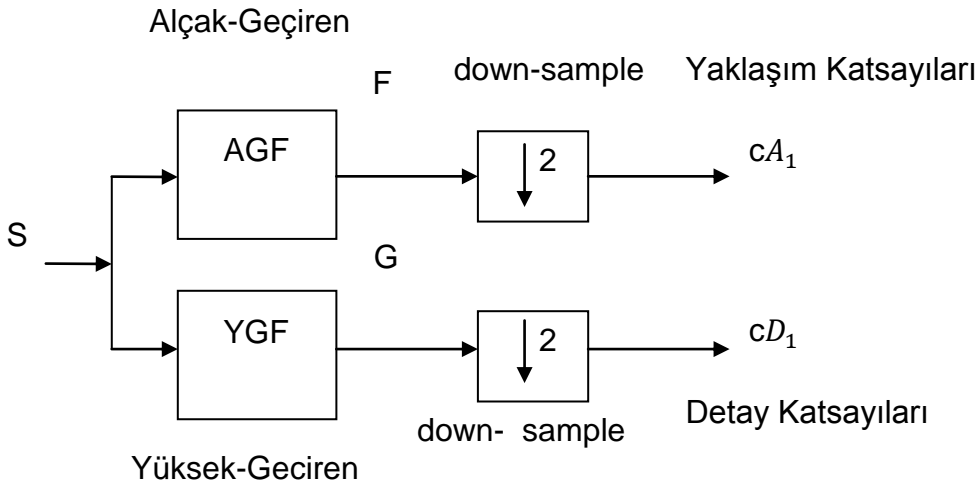
Ayrık dalgacık dönüşümünde(ADD), tespit edilen ölçek aralıklarında analiz işlemi gerçekleştirilir ve aşağıda verilen formülle ifade edilmektedir.

$$ADD_{m,n} = 2^{-m/2} \int f(t)\Psi(2^{-m}t - n) dt \quad (3.8)$$

Eşitlik 3.8' de $f(t)$ işlenecek sinyali, m parametresi ölçeklemeyi ve n parametresi ise ötelemeyi göstermektedir. Sinyalin düşük frekanslı bileşenlerini incelemek için büyük öteleme değerleri, yüksek frekanslı bileşenlerini analiz etmek için ise küçük öteleme değerleri kullanılmaktadır.

3.2.2.3. Dalgacık Ayırıştırma (Wavelet Decomposition)

1988 yılında Mallat tarafından dalgacık dönüşümünü kullanarak sinyalin düşük ve yüksek frekanslı bileşenlerine ayrılmasına ve bu yolla filtrelenmesine dayanan bir algoritma geliştirilmiştir [54].



Şekil 3.16. Bir seviyeli dalgacık ayırıştırma

Şekil 3.16’ da görüldüğü üzere, başlangıçtaki S sinyali ilk olarak alçak geçiren ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilerek bir seviyeli detay ve yaklaşım katsayılarına ayrıştırılmıştır. Ancak burada dikkat edilmesi gereken bir husus vardır: S sinyalinin başlangıçta 1024 örnek olduğu kabul edilirse ayrıştırma işlemi sonucunda 1024 yaklaşım bileşeni ve 1024 detay bileşeni elde edilmektedir ve dolayısıyla bu durum başlangıçta 1024 örnek içeren sinyalin 2048 örneğe çıkmasına sebep olmaktadır. Bunu ortadan kaldırmak için şekil 3.3’ te görüldüğü gibi, iki ile aşağı örnekleme yapılarak 512 örnek değerine sahip cA_1 ve cD_1 katsayıları elde edilmiştir.

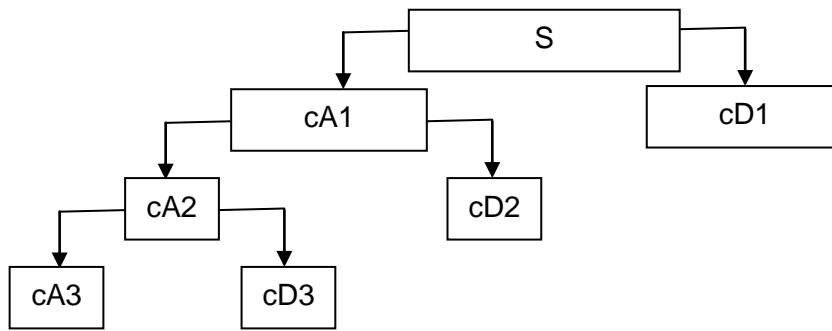
$$cA_1 = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(p)h[2n - p] \quad (3.9)$$

$$cD_1 = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(p)g[2n - p] \quad (3.10)$$

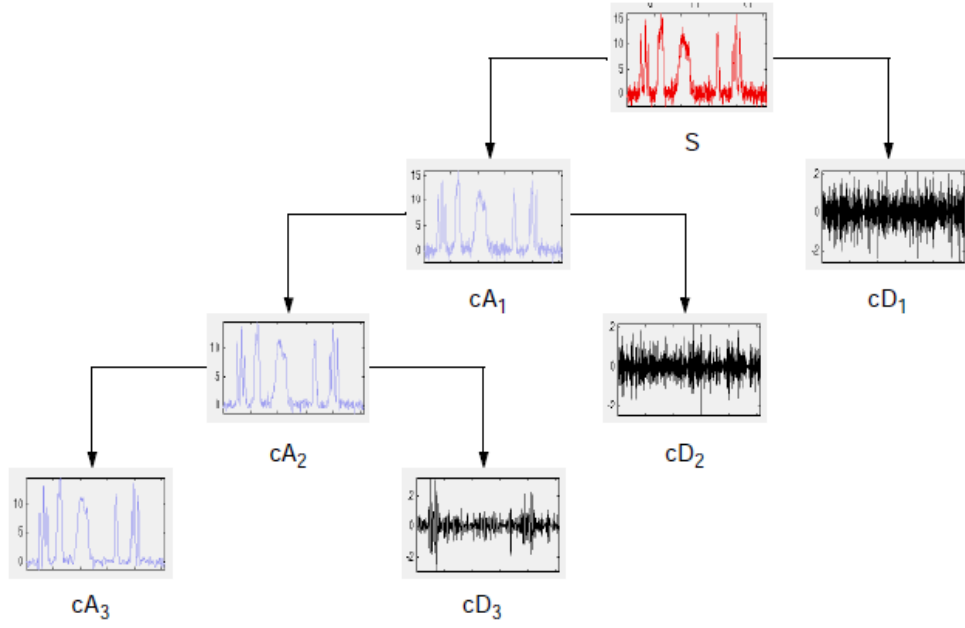
Burada cA_1 1. seviye yaklaşım katsayısı, cD_1 1. seviye detay katsayısıyken h alçak geçiren, g ise yüksek geçiren süzgeçe karşılık gelmektedir. cA yaklaşım katsayıları (approximation coefficients) sinyalin yüksek ölçekli, alçak frekanslı bileşenlerini, cD detay katsayıları (detail coefficients) ise sinyalin düşük ölçekli, yüksek frekanslı bileşenlerini göstermektedir. Yani aslında cD detay katsayıları sinyaldeki yüksek frekanslı gürültü bileşenlerini, cA yaklaşım katsayıları ise ham sinyal içindeki gürültüsüz sinyali vermektedir.

3.2.2.3.1. Çok Seviyeli Dalgacık Ayrıştırma

Sağlıklı bir analiz için 1 seviye ayrıştırma gerek gürültüyü elimine etmede, gerekse sinyalin bilgi taşıyan kısımlarına ulaşmada yetersiz kalmaktadır. Bu yüzden “Çok Seviyeli Ayrıştırma (Multi-Level Decomposition)” kullanılması önerilmektedir [55].



Şekil 3.17. Çok seviyeli dalgacık ayrıştırma



Şekil 3.18. Dalgacık ayrıştırma ağacı (Wavelet Decomposition Tree)

Şekil 3.17’ de 3 seviyeli bir dalgacık ayrıştırma gösterilmiştir. Bir seviyeli ayrıştırmadan farklı olarak çok seviye ayrıştırmada S sinyaline uygulanan işlemler her defasında cA yaklaşım katsayılarına uygulanarak devam etmektedir. Bu sayede düşük frekanslı yaklaşım katsayıları her defasında kendi içinde yüksek ve alçak frekans bileşenlerine ayrıştırılmakta, bu da gürültü ve sinyal bileşenlerinin daha doğru şekilde ayrıştırılmasına imkan sağlamaktadır.

Ayrıştırmanın seviyesi seçilirken sinyalin yapısı ve entropisi dikkate alınmalıdır. Sinyalin uzunluğu N ise, $N = 2^n$ formülünden elde edilen n maksimum ayrıştırma seviyesini vermektedir. Yani uzunluğu 1024 olan bir sinyalin maksimum ayrıştırılabilme seviyesi $1024 = 2^{10}$ eşitliğinden 10’ dur.

3.2.2.3.2. Çoklu Çözünürlük Analizi

Çoklu çözünürlük analizinde sinyal farklı frekanslarda, farklı çözünürlükler ile analiz edilmektedir. Bu işlem ayrık dalgacık dönüşümü ile yapılmaktadır ve dalgacık dönüşümü ile yapılan sinyal ayrıştırma tekniği olarak da bilinmektedir. Aynı zamanda hızlı dalgacık dönüşümü (FWT)’ nün de ispatı niteliği taşımaktadır. Çoklu çözünürlük analizi ortonormal, sıkıştırılmış biçimdeki destekli dalgacık tabanlı

çalışmalar üzerine formülize edilmiştir. Çoklu çözünürlük analiz konsepti Meyer ve Mallat tarafından başlatılmıştır [54].

Bilindiği üzere ayrık adımlarda altuzay ölçeklerine bağlı olarak hareket eden bir ölçekleme dönüştürümü bulunmaktadır. Elde edilen çözünürlük ölçeklerinden bir tanesi kaba bir sinyali simgelerken, diğeri ise düzgün bir sinyali simgelemektedir. Kaba olarak adlandırılan sinyal, ana sinyalin detay katsayısı olarak adlandırılan yüksek frekans bileşeniyken, düzgün sinyal ise yaklaşım katsayısı olarak adlandırılan düşük frekans bileşenidir. Bu iki altuzayı karşılaştırdığımızda, kaba ölçeklinin uzayının daha iyi çözünürlük içerdiğini gözlemleriz [56].

Dalgacık dönüşümü ölçekleme fonksiyonu tabanlı bir dönüşümdür. Ölçekleme fonksiyonu sürekli, karelenebilir ve genellikle gerçek değerli ve sıfıra eşit olmayan, çoğunlukla birim hale normalize edilen bir fonksiyondur. En temel ölçekleme fonksiyonu $\phi(t)$ ayrık öteleme faktörüyle kaydırılarak;

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^{j/2}t - k) \quad (3.11)$$

Aynı zamanda öteleme fonksiyonu da çok önemli bir parametredir. Öteleme fonksiyonu da j ve k cinsinden ifade edilmektedir. Bu iki fonksiyonun birleşimi ve özellikleriyle çoklu çözünürlüklü bir temele ulaşılabilir. Bu özellikleriyle çoklu çözünürlüklü bir temele ulaşılabilir.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^{j/2}t - k) \quad (3.12)$$

j ve k ölçek ve ötelemeyi ifade etmektedir. Ölçek ve öteleme parametreleri dalgacık dönüşümünün frekans ve zaman çözünürlüğünü göstermektedir. Burada j frekans, k ise pozisyon parametresi olarak düşünülmektedir. Ölçek parametresinin küçük değerleri iyi zaman yerleştirilmesi ve düşük frekans çözünürlüğünü sağlarken, yüksek ölçek parametresi değerleri ise iyi frekans çözünürlüğü ve düşük zaman çözünürlüğüne neden olmaktadır. Öteleme parametresi ise zamanda ertelenmeye neden olmaktadır.

Bütün uzaydaki bir $f(t)$ fonksiyonu her bir altuzay içerisinde bir parçaya sahiptir. Bu parçalar $f(t)$ içerisindeki bilginin tamamını içermektedir. Örneğin V_j içindeki parça $f_j(t)$ ' dir. Bütünlük altuzay serisindeki en önemli gerekliliktir:

$$f_j(t) \rightarrow f(t), j \rightarrow \infty.$$

Alt uzay tanımlanacak olursa

$$V_j = \text{Span} \{ \phi_{j,k}(t) \} \quad (3.13)$$

$$W_j = \text{Span} \{ \psi_{j,k}(t) \} \quad (3.14)$$

olarak ifade edilmektedir.

Çoklu çözünürlük analizinin en önemli özelliklerinden bir tanesi ölçekleme fonksiyonunun, kendisinin tam sayı ötelemelerine dik olma zorunluluğudur. Örneğin W_0 uzayı birim dikey küme bazında yayılmış olsun $\{ \psi(t - k), k \in N \}$.

W_0 uzayı W_1 uzayına dik durumdadır. Daha sonra bu uzaylar birbirlerine dik dalgacık fonksiyon bazlarında yayılırlar. Böylelikle, .. $W_{-1} \perp W_0 \perp W_1 \perp W_2 \perp \dots$ şeklinde ifade edilebilmektedir.

V_1 uzayındaki herhangi bir sinyal V_0 ve W_0 uzayında ifade edilebilmektedir. Eğer V_0 ve W_0 alt uzaylarının tabanlarının direkt olarak toplamı yapılırsa, V_1 uzayındaki herhangi bir sinyali tanımlayabiliriz:

$$V_1 = V_0 \oplus W_0 \quad (3.15)$$

W_0 V_0 ' in tümleyeniyken V_0 ' da V_1 ' in alt setidir. Böylece V_0 ve W_0 uzayları birbirinin tümleyenleri durumundadır. Bu özelliği karşılayan iki uzay birbirine dik olarak açıklanabilir ve V_j W_j ' e dik ifadesini göstermek için $V_j \perp W_j$ gösterimi kullanılabilir. V_j altuzaylar içerisinden ölçekleme üssüne (yaklaşımlar) karşılık gelmektedir ve W_j altuzaylar içerisinden dalgacık üssüne (detaylar) karşılık gelmektedir. Yani zamandaki pozisyonunu, ötelemesini göstermektedir.

Sinyalin j çözünürlüğünde ve V_j uzayındaki parçası sinyalin bu çözünürlükteki yaklaşımına karşılık gelmektedir ve eşitlik 3.16' daki gibi tanımlanmıştır;

$$a_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k \phi_{j,k}(t) \quad (3.16)$$

ve sinyalin j çözünürlüğündeki, W_j uzayındaki parçası sinyalin bu çözünürlükteki detayına karşılık gelmektedir ve eşitlik 3.17' deki gibi tanımlanmıştır;

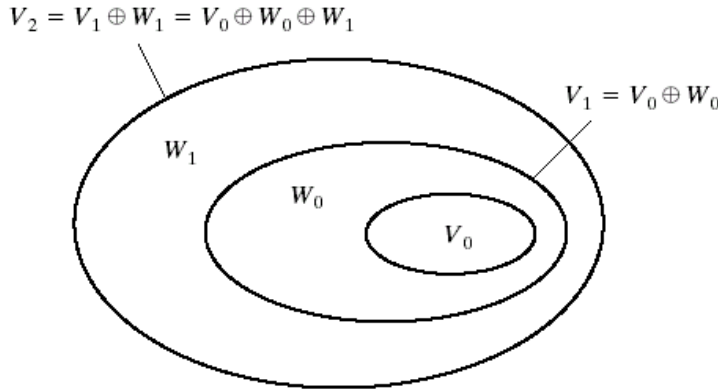
$$d_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \beta_k \Psi_{j,k}(t) \quad (3.17)$$

O zaman j çözünürlüğünde sinyal eşitlik 3.18' de gösterilen $f_j(t)$;

$$f_j(t) = a_j(t) + d_j(t) \quad (3.18)$$

ifadesine karşılık gelmektedir.

Tüm bu çıkarımlar sonucunda ölçekleme ve dalgacık fonksiyonu arasındaki ilişki uzayı şekil 3.6' da gösterilmiştir.

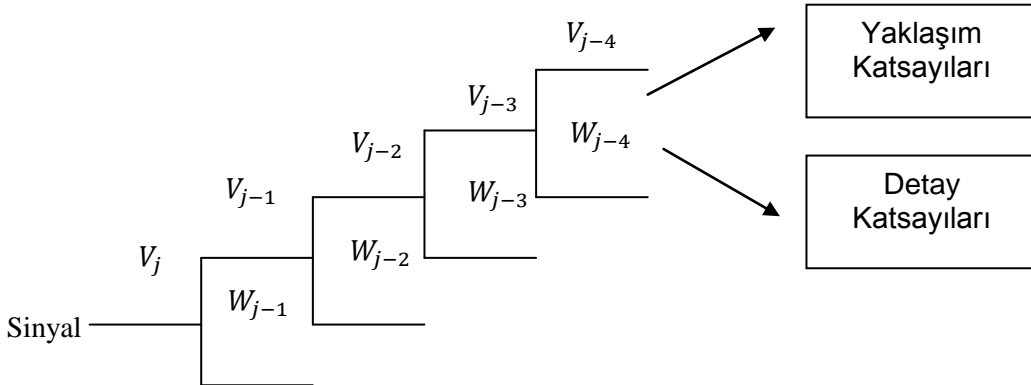


Şekil 3.19. Ölçek ve dalgacık temelli yayılan iç içe vektör uzayları

Şekil 3.19' da görüldüğü üzere V_0 , V_1 ve V_2 nin alt kümesi şeklindedir. Tüm üst uzaylar bir alt uzayın dalgacık ve ölçekleme fonksiyonlarının direkt toplanmasıyla elde edilmektedir. Bu uzayların alt ve üst olmak üzere, birbirleri arasındaki genel iç içe ilişkisel gösterimleri eşitlik 3.19' da gösterildiği gibidir.

$$V_{-\infty} \subset \dots \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \dots \subset V_{\infty} \quad (3.19)$$

Bu şekilde ortaya çıkacak olan dalgacık ayrıştırma işlemi şu şekilde gösterilebilir.



Şekil 3.20. Sinyalin dalgacık ayrıştırımının şematik gösterimi

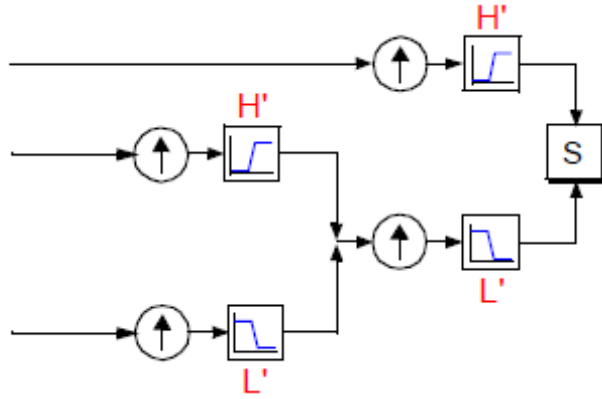
Çoklu çözünürlük analizinin özellikleri aşağıda özetlenmiştir.

Bir çoklu çözünürlük analizi bazı özelliklere sahip olmalı veya bazı şartları sağlamak zorundadır. $L^2(R)$ için bir çoklu çözünürlük analizi $L^2(R)$ altuzaylarının dizisi olan $\{V_j\}, j \in \mathbb{Z}'$ dir. En yüksek çözünürlüğü V_j uzayında 2^j de verir.

- I. Her sinyal bazı V_j içerisinde yer alır,
- II. Sıfır sinyali hariç, hiç bir sinyal V_j ' e ait değildir.
- III. V_j bir diğeri ile iç içedir.
- IV. V_j 'nin kesim noktası sinyalin sıfır normudur, $\cap_k V_j = \{0\}$
- V. V_j birleşimi en yoğun $L^2(R)$ içindedir: $\overline{\cup_j V_j} = L^2(R)$
- VI. V_j $t \rightarrow t - k 2^j$ zaman kaydırmalarında kapalı durumdadır ve $f(t) \in V_0, f(2^j t) \in V_j$ ile eşit durumdadır.
- VII. Uzay elemanları diyatik bir şekilde birbirlerinin ölçeklenmiş halleridir:
- VIII. $f(t) \in V_0 \Rightarrow f(t - k) \in V_0$
- IX. $\phi(t) \in V_j$ fonksiyonu $\{\phi(t - k), k \in \mathbb{Z}\}$ ile V_0 ' in temelini oluşturur.
- X. $f(t) \in W_0 \leftrightarrow f(2^j t) \in W_j$
- XI. W_j değerleri için kaydırma sabiti: $f(2^j t) \in W_j \leftrightarrow f(2^j t - k) \in W_j$
- XII. Dalgacık uzayları arasındaki ortonormallik: $W_j \perp W_k, j \neq k$

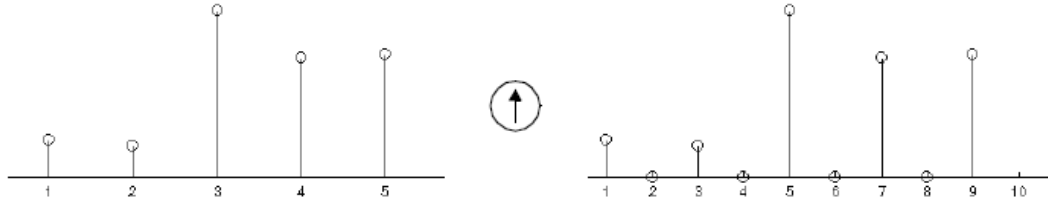
3.2.2.4. Dalgacık Yeniden Yapılandırılması

Ayrık dalgacık dönüşümü sonucunda sinyalin özellik katsayılarına ayrıştırılmasından sonra bu katsayılar kullanılarak bilgi kaybı olmadan yeniden sinyal oluşturulması işlemine yeniden yapılanma adı verilmektedir. Bu sentezleme işlemi ters ayrık dalgacık dönüşümü olarak da bilinmektedir.



Şekil 3.21. Sinyalin dalgacık yeniden yapılandırılmasının şematik gösterimi

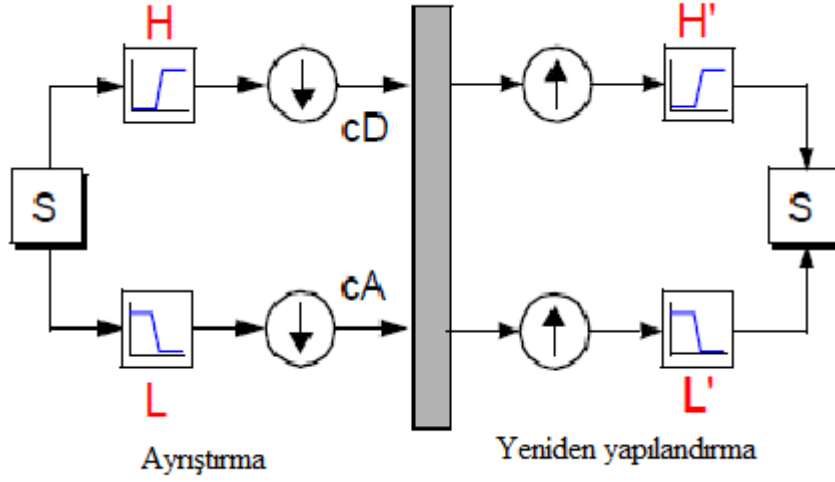
Şekil 3.21' de ayrı dalgacık dönüşümüne uğrayan sinyalin yeniden yapılandırılması gösterilmiştir. Sinyalin sentezlenmesi dalgacık katsayılarıyla gerçekleştirilmektedir. Dalgacık ayrıştırma işleminde sinyal aşağı örneklendirilmiştir. Yeniden yapılandırılma ise şekil 3.21' de de görüldüğü gibi sinyale yukarı örnekleme işlemi uygulanmaktadır.



Şekil 3.22. Sinyal bileşeni ve yukarı örneklenmiş sinyal bileşeni

Bu işlem ile sinyalin şekil 3.22' deki gibi örnekleri arasına sıfırlar eklenerek sinyal boyutuna getirilmektedir.

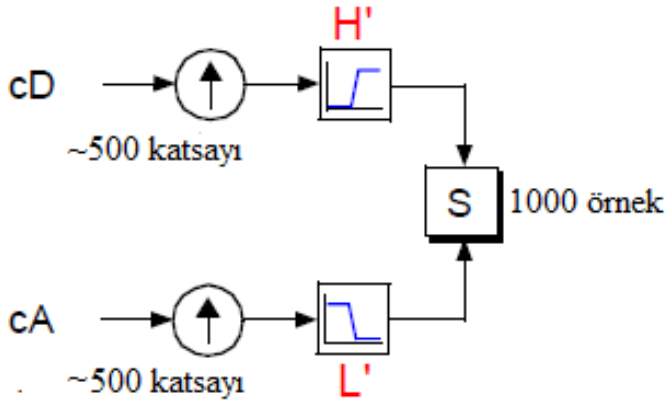
Sinyal ayrıştırma esnasında alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilmektedir. Yeniden yapılandırılırken de aynı şekilde alçak ve yüksek geçiren filtre bileşenlerinden oluşturulmaktadır.



Şekil 3.23. Alçak ve yüksek geçiren filtrelerle ayrıştırma ve yeniden yapılandırma

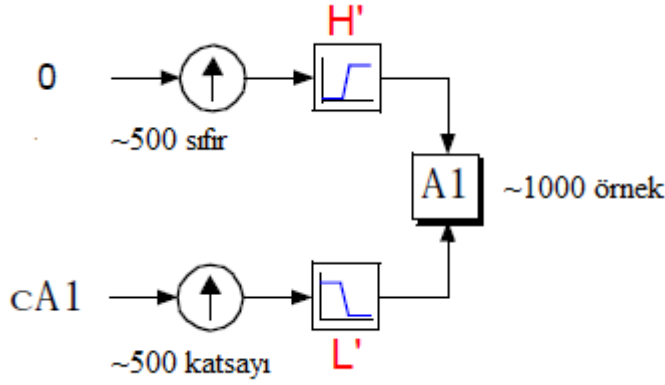
Şekil 3.23' de dalgacıklar ve filtre bankalarıyla elde edilen yaklaşım ve detay katsayı bileşenleri ve yeniden yapılandırılması ile elde edilen orjinal sinyalin şematik gösterimi verilmiştir. L ve H alçak ve yüksek geçiren ayrıştırma filtreleri iken, L' ve H' alçak ve yüksek geçiren yeniden yapılandırma filtreleridir ve ortaya kareleme ayna filtreleri adı verilen sistem çıkmaktadır.

Yaklaşım ve detay katsayılarından orjinal sinyalin yeniden yapılandırılmasının mümkün olduğu bilinmektedir.



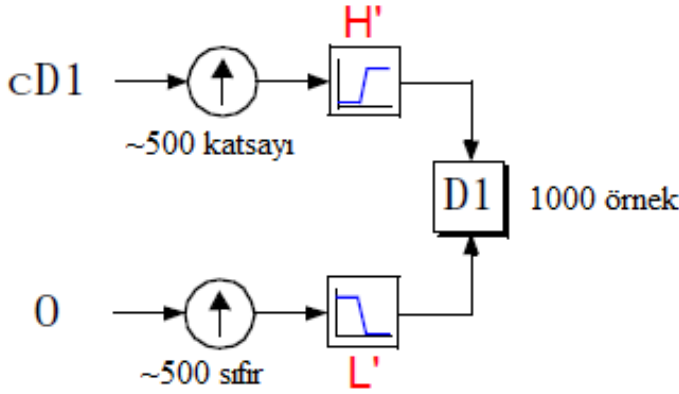
Şekil 3.24. cA yaklaşım ve cD detay katsayıları ile yeniden orjinal sinyal oluşturulması

Aynı şekilde 1 seviye ayrıştırma sonrasında yeniden yapılandırma işleminde şu basamaklar izlenir:



Şekil 3.25. 1. seviye yaklaşım katsayısının yeniden oluşturulması

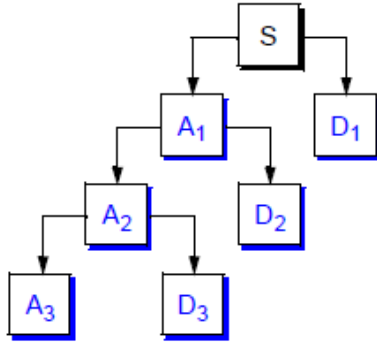
Şekil 3.25' de 1. seviye yaklaşım katsayısının orjinal sinyalin yaklaşımına yapılandırılması gösterilmiştir. Detay katsayılarını 0 olarak tanımda bahsedildiği şekilde orjinal sinyalin 1. seviye yaklaşım katsayısı elde edilmiştir.



Şekil 3.26. 1. seviye detay katsayısının yeniden oluşturulması

Aynı şekilde şekil 3.26' da görüldüğü gibi 1. seviye detay katsayısı orjinal sinyaldeki karşılığına denk gelecek şekilde, yaklaşım katsayılarının 0 olarak yazılmasıyla elde edilmiştir.

Oluşturulan A1 ve D1 katsayıları orjinal sinyalin yeniden oluşturulmasında kullanılacaktır. Bu bilgilerden yola çıkılarak şekil 3.24' de elde edilen S sinyaline $S = A1 + D1$ formülü ile ulaşılmaktadır. cA_1 ve cD_1 vektörleri aşağı örnekleme ile dalgacık dönüşümü sonucunda elde edilen katsayı vektörleridir ve orjinal sinyalin yarı uzunluğundadır. Bu vektörler tek başlarına sinyali yeniden oluşturmada yetersiz olduğu için yeniden yapılandırma yöntemiyle işlenmeleri gerekmektedir. Çok seviyeli bir analizde ise aynı teknik dallanarak uygulanmaktadır:



$$\begin{aligned} S &= A_1 + D_1 \\ &= A_2 + D_2 + D_1 \\ &= A_3 + D_3 + D_2 + D_1 \end{aligned}$$

Şekil 3.27. Çok seviyeli ayrıştırma sonucu yeniden yapılandırma

3.2.2.5. Ölçekleme Fonksiyonu

Dalgacık fonksiyonu Ψ dalgacık ayrıştırma sonucu elde edilen detay katsayılarına karşılık gelmektedir ve yüksek geçiren filtreden geçirilerek hesaplanmaktadır. Bunun yanı sıra ϕ gösterimine sahip ölçekleme fonksiyonu bulunmaktadır fakat tüm dalgacıklarda bulunan bir fonksiyon değildir. Ölçekleme fonksiyonu dalgacık fonksiyonuna çok benzer bir fonksiyondur. Dalgacık ayrıştırma sonucu elde edilen yaklaşım katsayılarıyla ilişkilidir ve alçak geçiren ayna filtreleri ile hesaplanır. Yüksek geçiren filtrenin her bir iterasyonda yukarı örneklenmesi ve evriştirilmesi dalgacık fonksiyonuna yaklaşan bir şekil üretirken, alçak geçiren filtrede ise ölçekleme fonksiyonu ortaya çıkmaktadır.

3.2.2.6. Dalgacık Ailesi

Tarihsel açıdan bakılacak olursa, dalgacık analizi Joseph Fourier' in 19. yüzyılda yapmış olduğu çalışmaların üzerine gidilen yeni bir yöntemdir. Fourier frekans analizinde sunduğu teorilerle bilim dünyasında yerini almıştır fakat bu aşamada araştırmacılar dikkatlerini frekans tabanlı analizden ölçek tabanlı analize çevirmişlerdir. Bunun en önemli nedeni pratikteki sinyallerde zaman ve frekans bilgisinin birlikte edinilmesi gerekliliğidir.

Dalgacık ismi ilk olarak 1909 yılında Alfred Haar' ın tezi içerisinde dile getirilmiştir.

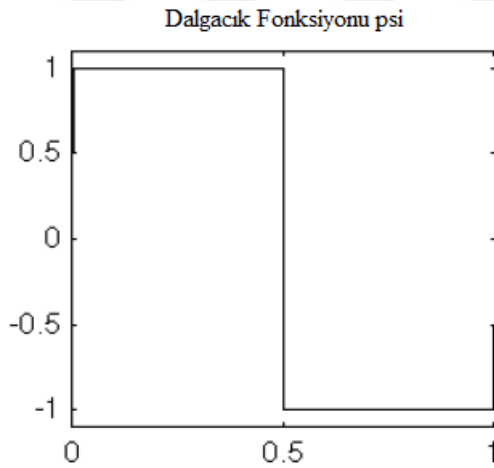
Dalgacıkların konsepti ilk olarak Fransa Marsilya Teorik Fizik Merkezi'nde Alex Grossmann'ın altında çalışan Jean Morlet ve takımı tarafından teorik formunda sunulmuştur.

Dalgacık analiz metodları başlıca Y. Meyer ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. O güne kadar ki en önemli algoritma ise 1988 senesinde Stephane Mallat'ın çalışmasında ortaya çıkmıştır ve bu sayede dalgacıklar üzerine araştırmalar uluslararası hale gelmiştir.

Haar, Daubechies, Biortogonal, Coiflets, Symlets, Morlet, Mexican Hat ve Meyer dalgacıkları bilinen en önemli ve en çok kullanılan dalgacıklardır [57] ve bu tez çalışmasında da kullanılıp çalışmadaki başarımları olarak kıyaslanmıştır.

3.2.2.6.1 Haar Dalgacı

Haar dalgacı ilk ve en basit dalgacıdır. Haar dalgacı süreksizdir ve adım fonksiyonuna benzemektedir. Daubechies db1 dalgacı ile aynı biçimde temsil edilmektedir.

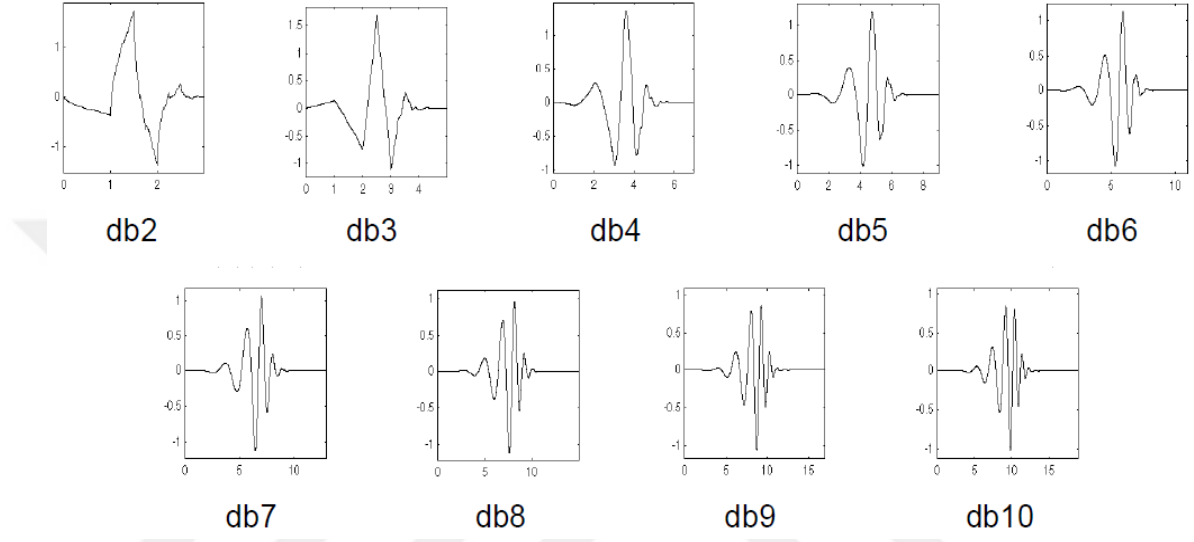


Şekil 3.28. Haar Dalgacı fonksiyonu

3.2.2.6.2 Daubechies Dalgacık Ailesi

En popüler dalgacık ailesi Daubechies dalgacıklarıdır. Birçok sinyal analizinde ve uygulamada kullanılan bir dalgacık ailesidir ve çok sayıda tipi vardır. Daubechies ailesinin dalgacıkları dbN şeklinde gösterilir ve N dereceyi gösterirken db ise dalgacığın soy ismidir. Dalgacık filtresi ve ölçeğinin uzunluğu 2N kadardır.

Dalgacık ve ölçek fonksiyonunun uzunluğu $2N - 1$ ' dir. Şekil 3.29' da Daubechies ailesi dalgacıklarının dalgacık fonksiyonları verilmiştir. Kalabalık bir dalgacık ailesidir ve birçok üyesi bulunmaktadır. Bu üyeler dalgacık ve ölçekleme fonksiyonlarına sahiptirler ve bu özelliklerinden ötürü çok sayıda sinyal işleme uygulamasında kullanılmaktadır. Özellikle biyolojik sinyallerin özellik çıkarımında en çok kullanılan dalgacık ailelerinden bir tanesidir.



Şekil 3.29. Daubechies ailesi dalgacık fonksiyonları

Daubechies ailesinin herhangi bir üyesi ile sinyalleri temsil edebiliriz. Şekil olarak bir EKG sinyalinin düşük frekans bileşenlerine benzediği görülmektedir ve aynı zamanda ölçekleme fonksiyonuna sahip olma özelliğinden ötürü bu dalgacık ailesi üyeleri ile çoklu çözünürlük analizi yapılabilmektedir. Tüm Daubechies dalgacıkları yok olma momentleriyle ifade edilebilmektedir.

İlk olarak bir süreklilik bulunmaktadır $\{a_k; k \in Z\}$ ve $N \geq 2$ eşitliğini sağlayan tüm tam sayılar için dört koşulu sağlaması gerekmektedir

$$a_k = 0 \text{ if } k < 0 \text{ veya } k > 2N$$

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k a_{k+2m} = \delta_{0m} \text{ tüm } m \text{ değerleri için}$$

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k = \sqrt{2}$$

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} \beta^k k^m = 0, \quad 0 \leq m \leq N - 1, \quad \beta^k = (-1)^k a_{-k+1} \text{ koşulu}$$

sağlandığında

Eğer $N=1$, ve sonra $\alpha_0 = \alpha_1 = 1$

Bu devamlılık üzerinden bir ölçekleme fonksiyonu çıkmaktadır. Bu fonksiyon aşağıdaki özelliği sağlamalıdır.

$$\int \phi(t) dt = 1 \quad N \text{ tam sayısı için. } \phi(t) \text{ 'nin desteği } [0, 2N - 1] \text{ 'dir.}$$

Aynı şekilde dalgacık fonksiyonu da aşağıdaki koşulu yerine getirmelidir;

$$\int \psi(t) t^m dt = 0 \quad 0 \leq m \leq N - 1 \text{ aralığındaki tüm tam sayılar için.}$$

Bu özellikler incelendiğinde Daubechies dalgacıklarının dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları simetriklikten uzak olduğu gözlenmektedir. Bu yüzden Symlet dalgacıkları geliştirilmiştir ve simetriklik hariç tüm özellikleriyle Daubechies dalgacıklarına benzemektedirler.

3.2.2.6.3 Symlet Dalgacık Ailesi

Symlet dalgacıkları ortogonal ve simetrik dalgacıklardır. Bu özelliklik minimum faz bükülmesini sağlamaktadır. N derecesi 2,3, olabilmektedir. Ortogonal, biortogonal ve sıkıştırılmış destek sağlamaktadır. Bağlantılı ölçekleme filtreleri, linear-fazlı filtrelerdir. Simetri dışında Daubechies ve Symlet ailelerinin diğer özellikleri hemen hemen aynıdır. Symlet dalgacıkları p yok olma noktalarına sahiptir ve ölçekleme fonksiyonları şu koşulları sağlamaktadır:

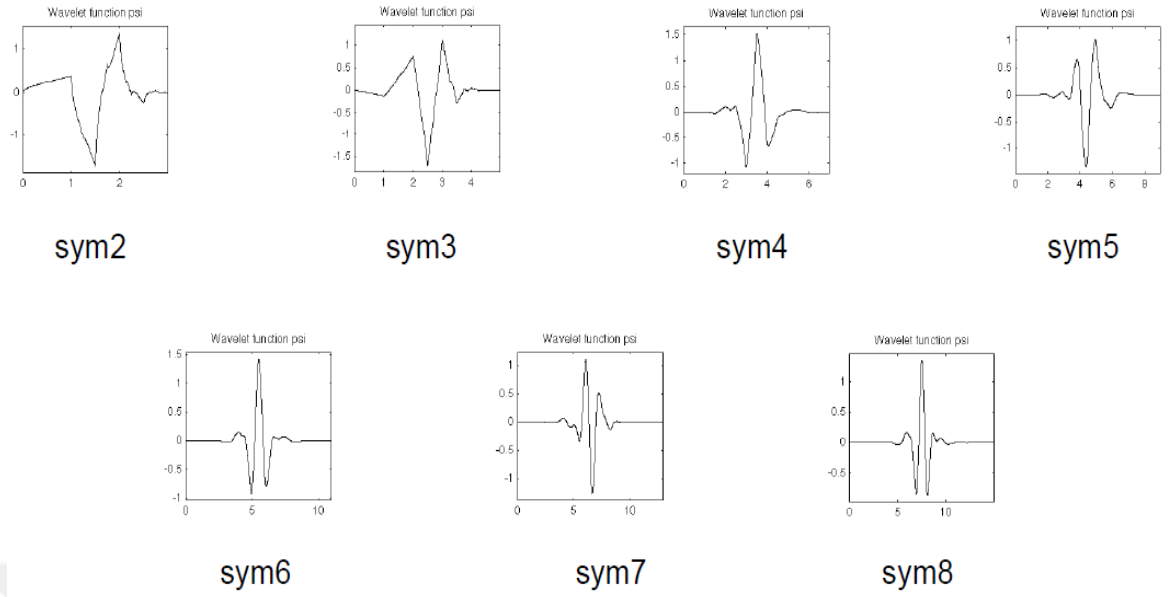
$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1$$

ve

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \phi(t) dt = 0, \quad 1 \leq k \leq p \text{ için.}$$

Şekil 3.17' de Symlet dalgacık ailesi dalgacık fonksiyonları gösterilmiştir.

Symlet dalgacık ailesinde çok sayıda dalgacık bulunmaktadır ve durağan olmayan sinyallerin analizinde sıkça kullanılan dalgacık ailelerinden bir tanesidir. Symlet dalgacık ailesindeki dalgacıklar hem dalgacık fonksiyonu hem de ölçekleme fonksiyonu içermektedir. Bu yüzden ayrıştırma işlemlerinde çok sık kullanılmaktadır ve hem yüksek, hem de alçak geçiren filtreler ile sinyalde ayrıştırma ve yeniden yapılandırma işlemlerinde tercih edilen dalgacıklardır.

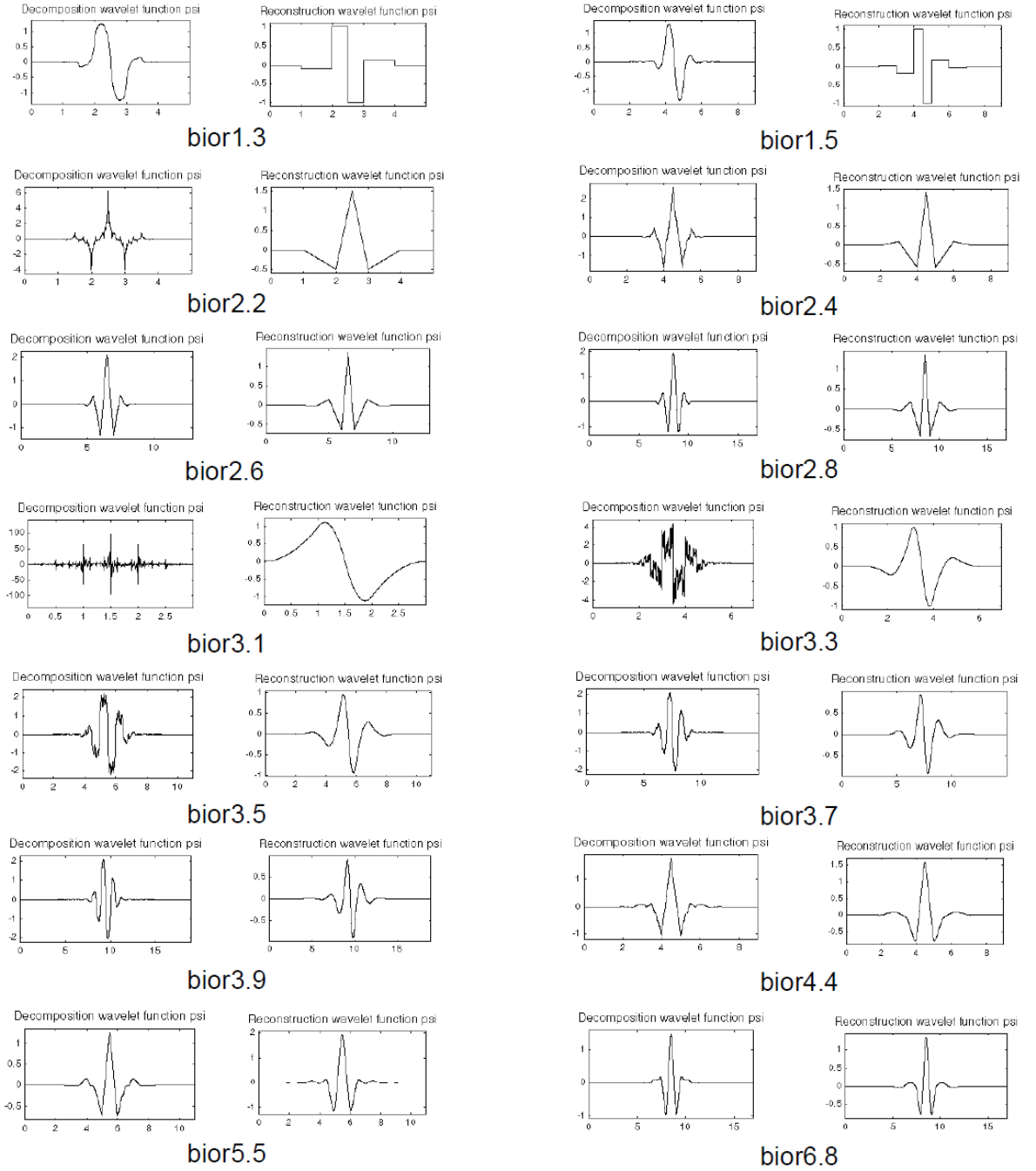


Şekil 3.30. Symlet ailesi dalgacık fonksiyonları

3.2.2.6.4 Biortogonal Dalgacık Ailesi

Bu dalgacık ailesi sinyal ve görüntü yeniden yapılandırılması için gerekli olan lineer faz özelliğine sahiptir. İki dalgacık ile hem ayrıştırma hem de yeniden yapılandırma için kullanılma özelliklerine sahiptir. Şekil 3.31' de bu dalgacık ailesine ait dalgacıkların dalgacık fonksiyonları verilmiştir. Altband filtrelemede yeniden yapılandırma ve ayrıştırma özelliklerinden dolayı sık bir şekilde kullanılmaktadır.

Biortogonal dalgacık ailesi hem ölçekleme fonksiyonuna hem de dalgacık fonksiyonu bileşenlerine sahiptir ve bu yüzden çoklu çözünürlük analizinde kullanılan dalgacık ailelerinden bir tanesidir. Çok sayıda dalgacığa sahiptir ve bu dalgacıkların her biri durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılmaktadır. Özellikle EKG sinyallerinin analizinde, özellik çıkarımında, sıkıştırılmasında ve sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Sayı olarak fazla olması ve her birinin farklı dalgacık ve ölçekleme fonksiyonlarına sahip olması, bu dalgacık ailesinin farklı uygulamalarda kullanılmasını mümkün kılmaktadır. Literatürdeki dalgacık tabanlı özellik çıkarımı çalışmalarında, veri sıkıştırma çalışmalarında ve görüntü işleme uygulamalarında çok sık adından söz edilmektedir.



Şekil 3.31. Biortogonal dalgacıklar için ayrıştırma ve yeniden yapılandırma dalgacık fonksiyonları

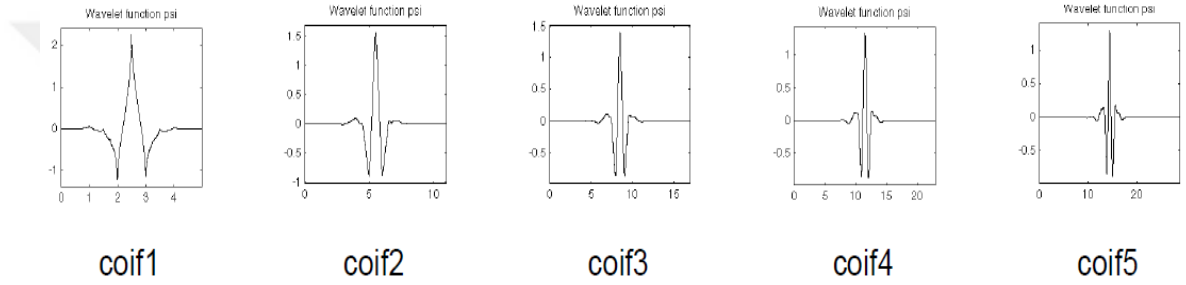
3.2.2.6.5 Coiflet Dalgacık Ailesi

Coiflet dalgacıkları bir başka en yaygın kullanılan dalgacık ailesidir. I. Daubechies tarafından R. Coifman'ın istekleriyle yapılandırılmıştır. Dalgacık fonksiyonu 0' a eşit $2N$ momentlerine sahiptir ve ölçkleme fonksiyonu 0' a eşit $2N-1$ momentlerini içerir. İki fonksiyon $6N-1$ uzunluğunda desteğe sahiptir.

Coiflet dalgacıkları hem dalgacık hem de ölçekleme fonksiyonu içerir ve tıplı Daubechies ailesi gibi ortogonal yapıya sahiptirler. Ayrıca Daubechies dalgacıklarından daha simetrik dalgacıklardır. Coiflet dalgacıklarının gösterimi coifN şeklindedir ve buradaki N dereceyi nitelemektedir.

Bir sürekli zaman sinyali s için en büyük katsayı j olduğu varsayılırsa;

$\langle s, \phi_{j,k} \rangle \approx 2^{-\frac{j}{2}} s(2^j k)$ şeklindedir. Eğer s d dereceli bir polinom ise, $d \leq N - 1$ yaklaşımı eşitlik haline gelmektedir. Bu özellik örnekleme programlarıyla bağlantılıdır ve sinyalin örneklenen ve orjinal hallerinde kullanılmaktadır.

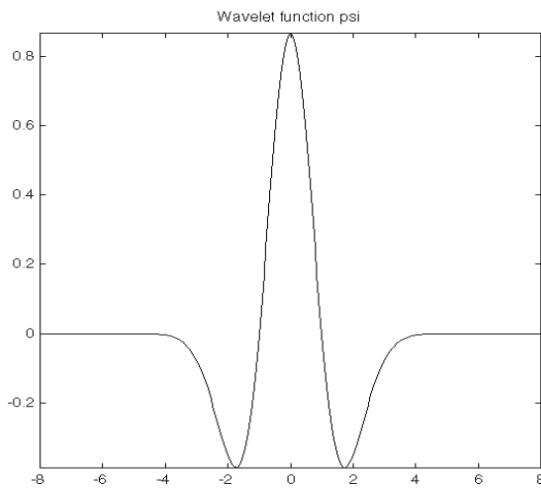


Şekil 3.32. Coiflet ailesi dalgacık fonksiyonları

Şekil 3.32' de Coiflet dalgacık ailesi dalgacık fonksiyonları gösterilmiştir.

3.2.2.6.6 Mexican Hat Dalgacı

Bu dalgacık ölçekleme fonksiyonuna sahip değildir ve Gaussian olasılık yoğunluk fonksiyonunun ikinci türev fonksiyonu özelliklerinden geliştirilmiştir. Şekil 3.33' de dalgacık fonksiyonu verilmiştir.



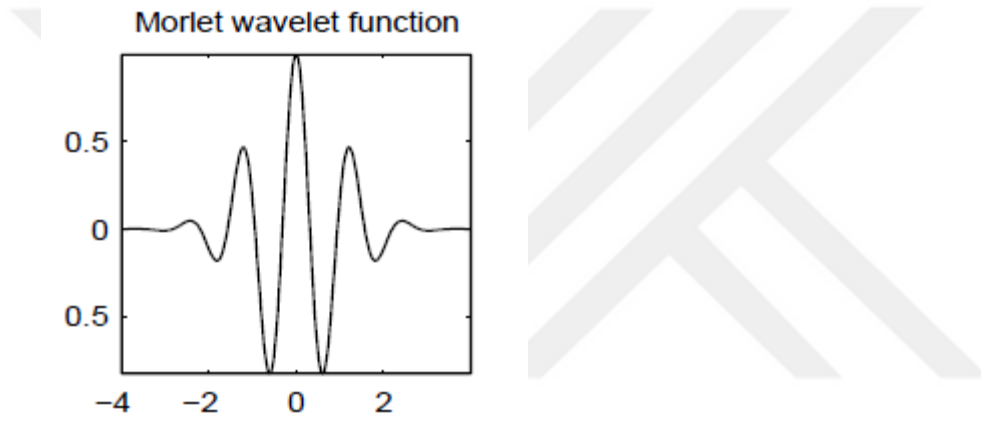
Şekil 3.33. Mexican Hat dalgacık fonksiyonu

$$\Psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-\frac{1}{4}}\right)(1-x^2)e^{-x^2/2} \quad (3.20)$$

Eşitlik 3.20 Mexican Hat dalgacığının dalgacık fonksiyonudur ve bu fonksiyon Gaussian olasılık yoğunluk fonksiyonunun ikinci türev fonksiyonu ile ilişkilidir.

3.2.2.6.7 Morlet Dalgacığı

Morlet dalgacığı ölçekleme fonksiyonu içermemektedir ve yalnızca dalgacık fonksiyonuna sahiptir. Şekil 3.34' de bu dalgacığın dalgacık fonksiyonu gösterilmiştir.



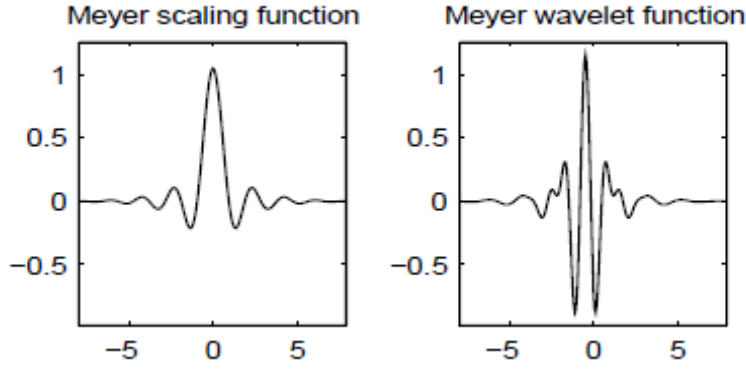
Şekil 3.34. Morlet dalgacık fonksiyonu

$$\Psi(x) = Ce^{-x^2/2} \cos 5x \quad (3.21)$$

Eşitlik 3.21 Morlet dalgacık fonksiyon denklemini vermektedir. C sabiti yeniden yapılandırmada normalizasyon için kullanılmaktadır. Ölçekleme fonksiyonu olmadığı için Morlet kullanılarak yapılan analizler ortogonal değildir.

3.2.2.6.8 Meyer Dalgacığı

Meyer dalgacığı ölçekleme ve dalgacık fonksiyonlarına sahip bir dalgacık türüdür. Literatürde aynı zamanda “Ayrık Meyer (dmey)” olarak da geçmektedir. FIR yaklaşımı olarak geçen bir kullanıma sahiptir ve dalgacık temelli filtreleme işlemlerinde çok sık kullanılmaktadır. Meyer dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları frekans domaininde tanımlanmıştır. Şekil 3.35' de Meyer ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları verilmiştir.



Şekil 3.35. Meyer ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları

Meyer dalgacığı özellikle şekil olarak EKG sinyaline benzemesinden dolayı EKG analizinde sıkça kullanılmaktadır ve özellikle literatürde diğer dalgacıklarla karşılaştırmada yer almaktadır. Bu dalgacık sinyal özellik çıkarımı, sinyal veri sıkıştırması gibi uygulamalarda kullanılmaktadır.

Meyer dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları frekans domaininde şu şekilde tanımlanır:

$$\Psi(\omega) = (2\pi)^{-1/2} e^{-j\omega/2} \widehat{\sin}\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi} |\omega| - 1\right)\right), \quad \left(\frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3}\right)$$

$$\Psi(\omega) = (2\pi)^{-1/2} e^{-j\omega/2} \widehat{\cos}\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{4\pi} |\omega| - 1\right)\right), \quad \left(\frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3}\right)$$

ve

$$\Psi(\omega) = 0, \quad \left(|\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right]\right);$$

$$v(a) = a^4(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3), \quad a \in [0,1]$$

$$\Phi(\omega) = (2\pi)^{-1/2}, \quad \left(|\omega| \leq \frac{2\pi}{3}\right)$$

$$\Phi(\omega) = (2\pi)^{-1/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi} |\omega| - 1\right)\right), \quad \left(\frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3}\right)$$

$$\Phi(\omega) = 0, \quad \left(|\omega| > \frac{4\pi}{3}\right)$$

3.2.2.7 Dalgacıkların Kullanım Alanları

Dalgacıklar birçok alanlarda büyük faydalar sağlayarak kullanılmaktadır. Matematiksel alt yapısı tamamen araştırılmış ve uygulamaya hazır bir şekil almıştır. Dalgacıkların bazı kullanım alanları şu şekilde sıralanabilir

- Zaman - frekans analizleri
- Elektromanyetik
- Filtreleme
- Entegral denklemleri
- Geçici durum analizleri
- Sinyal işleme
- Görüntü işleme
- Ses algılama
- Veri sıkıştırma
- Parmak izi algılama

Dalgacık dönüşümün sayısal sinyal işleme teknikleri içerisinde bazı temel kullanım alanları vardır. Bunlardan bir tanesi veri sıkıştırma, diğeri gürültü giderme ve de zaman frekans analizleridir. Bunların dışında yukarıda gösterildiği gibi birçok kullanım alanı vardır. Veri sıkıştırmanın elverişli olmasının sebebi dalgacık dönüşümünün yapısından kaynaklanmaktadır. Çünkü ayrık dalgacık dönüşümü ayrıştırma işlemi sırasında her seviyede örnek sayısını azaltıp, fazlalık bilgiyi elediği için, orjinal sinyale göre tekrar sentezlenmiş hali oldukça az yer kaplar. Bu yöntem kullanılan değişik kodlama teknikleri ile gerçekleştirilir. Gürültü giderme ise dalgacık ayrıştırma ile gerçekleştirilir ve seçilen katsayıların incelenmesine dayalı bir kullanımı vardır. Uygun olacak şekilde seçilen eşik değerinin incelenen dönüşüm katsayılarına uygulanması ile sinyalin eşik değeri uygulanmış katsayılarla yeniden oluşturulmasına dayanmaktadır.

Sinyallerin genel olarak zaman fonksiyonu olarak gösterildiği bilinmektedir. Birçok durum için sinyal hakkındaki bilgi frekans tanım alanında ifade edilir. Fourier analizi yardımıyla bir sinyal zaman domaininden frekans domainine aktarılır. Fourier dönüşümü bir sinyalin içerdiği frekansları gösterir fakat hangi zaman değerlerinde hangi frekansların mevcut olduğunu bildirmez. Yani Fourier dönüşümü bütün bir zaman dilimine ait bilgileri verir. Zamana göre değişmeyen sinyallerin analizinde oldukça iyi bir yaklaşım olmasına rağmen zamanla değişen sinyallerin analizinde istenen neticeleri verememektedir. EKG, EEG, EMG gibi biyolojik sinyaller durağan olmayan sinyallerdir ve bu yüzden bu sinyallerin analizinde, özellik çıkarımında

dalgacık dönüşümü kullanılmaktadır. Dalgacık dönüşümünün hem ölçekleme hem de dalgacık fonksiyonları bu sinyallerin analizini bir hayli kolaylaştırarak hangi frekansın hangi zamana ait olduğunu görmemizi sağlamaktadır.



4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, Mersin Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyofizik Anabilim Dalı'ndan alınan Wistar sıçanlarından kaydedilmiş EKG kayıtları (grup 1) ve MIT veritabanından alınan insan EKG kayıtlarının (grup 2) gürültülerden arındırılması ve karakteristik noktalarının tespiti yapılmıştır. Çalışmada 100 sıçan 25 tane de insan verisi kullanılmıştır. Filtreleme işlemi dalgacık dönüşümü tabanlı ve Fourier dönüşümü tabanlı gerçekleştirilmiştir. Gürültüden arındırılan sinyalin karakteristik nokta tespitinde katsayı tabanlı çoklu çözünürlük analizi kullanılmıştır ve tüm dalgacıklar için elde edilen karakteristik nokta tespit sonuçları karşılaştırılmıştır.

Son olarak yapılan çalışmalar en verimli sonuç veren bilgiler kullanılarak kullanıcı dostu bir arayüzde derlenmiştir. Yapılan çalışmalarda Matlab programlama dili kullanılmıştır. Kullanıcı arayüzü de MATLAB® geliştirme ortamında oluşturulup derlenmiştir ve "windows standalone" bir uygulama haline getirilmiştir.

Elde edilen başarımlar oranları yüzdesel olarak çizelgeler halinde verilmiştir. Kullanılan tüm EKG verilerini içeren bu başarımlar oranları, literatürde yüksek teknik veren bazı çalışmaların sonuçlarıyla birlikte verilmiştir ve kıyaslama işlemi gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada dalgacık dönüşümü kullanılmasının en önemli sebebi her bireyin EKG verisi farklı olması ihtimalinden ötürü eşikleme tabanlı çalışmalarda sıkıntı yaşanması ve başarımlar oranlarını ciddi boyutlarda düşürmesidir.

4.1. EKG VERİLERİNİN GÜRÜLTÜLERDEN ARINDIRILMASI

EKG sinyaline, özellikle ölçüm sırasında, analizini zorlaştıran gürültü bileşenleri eklenmektedir. Bu gürültüler genel olarak şebeke gürültüleri, elektromiyogram ve ölçüm cihazı kaynaklı (EKG'nin temel çizgisindeki dalgalanma (baseline drift)) gürültülerdir. Temel çizgideki dalgalanma gürültüleri, sinyalin temel frekansına nazaran çok daha düşük frekanslı bileşenler olduğundan, sinyalden farklı teknikler kullanılarak ayrılabilirler. Bu çalışmada bu işlem ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Temel çizgideki dalgalanma gürültüleri sinyalden ayrılırken ilk olarak EKG verisi DC offset adı verilen 0 Hz bileşeninden ayrılmıştır. Kaydedilmiş EKG verisi

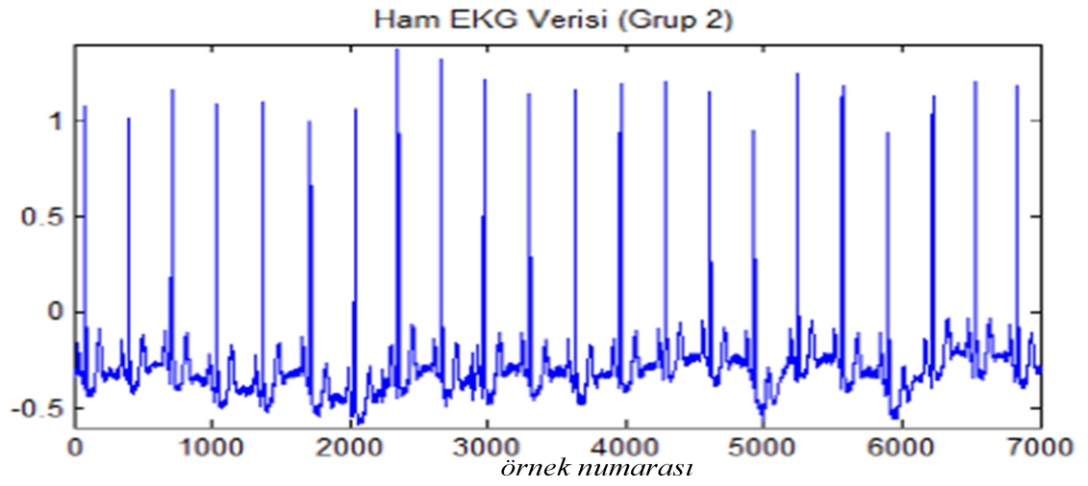
ayrık dalgacık dönüşümünden geçirilerek katsayılarına ayrılmaktadır. Eşitlik 3.9 ve 3.10 uygulanarak elde edilen detay ve yaklaşım katsayıları incelenerek temel çizgideki dalgalanma gürültüleri elde edilmiştir. Temel çizgideki dalga gürültüleri düşük frekanslı sinyal bileşeni olduğu için yaklaşım katsayısına karşılık gelmektedir. 8 seviye bir ayrıştırmada yaklaşım katsayıları incelenerek, bu gürültü bileşeninin 8. seviye yaklaşım katsayısı olan cA_8 ' e karşılık geldiği gözlemlenmiştir. Bu bileşen atılıp sinyal yeniden oluşturulduğunda, temel çizgisinde dalgalanma olmayan ve DC offset (0 Hz) bileşeni olmayan bir sinyal elde edilmiştir.

EKG sinyallerinin analizini güçleştiren bir diğer gürültü ise şebeke kaynaklı 50 Hz gürültü bileşenidir. Bu bileşen de herhangi bir biyolojik bilgi taşımadığı için sinyalden analiz öncesinde atılması gerekmektedir. Belirli frekanstaki bir sinyalin tespit edilmesi gerektiğinden çalışmanın bu kısmında şebeke gürültüsü temizlemede Fourier dönüşümü temelli filtreleme tekniği kullanılmıştır. Bu teknikte öncelikle Fourier dönüşümü kullanılarak frekans tayfı elde edilmiş, ardından 46 Hz kesim frekansına sahip bir sayısal Butterworth alçak geçiren filtre tasarlanmıştır ve 50 Hz' lik şebeke gürültüleri filtrelenmiştir. Bu filtrenin transfer fonksiyonunun karesi aşağıdaki şekilde eşitlik 4.1' deki gibi ifade edilmektedir [58]:

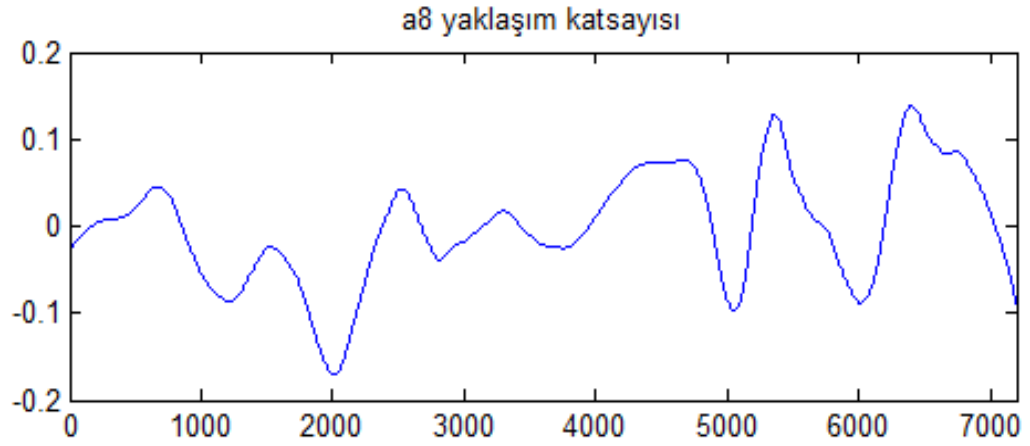
$$|H(W)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{W}{W_c}\right)^{2N}} \quad (4.1)$$

Burada W_c filtrenin kesim frekansını, N filtrenin derecesini, W ise radyan frekansını göstermektedir. Filtrenin derecesi ne kadar yüksek ise, filtre geçirme ve durdurma bantları arasındaki geçiş o kadar keskin olmaktadır. Şekil 4.5' de çalışma kapsamında tasarlanan, kesim frekansı 46 Hz olan 10. dereceden bir sayısal Butterworth filtrenin frekans spektrumu görülmektedir. Daha sonra bu filtre 0 Hz bileşeni ve temel çizgideki dalgalanma gürültüsünden arındırılmış EKG sinyaline uygulanmıştır.

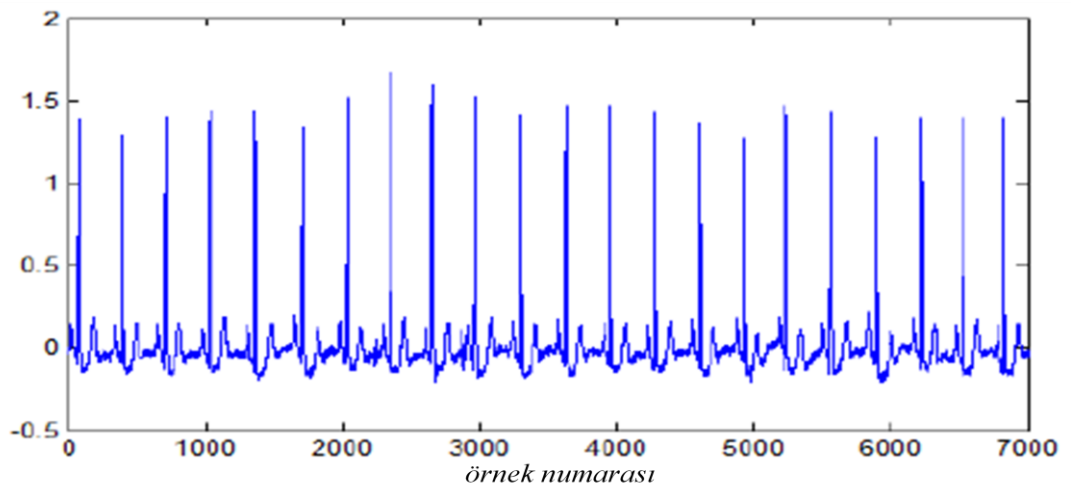
Şekil 4.1' de temel çizgideki dalgalanma gürültüsü yüksek olan bir grup 2 ham EKG verisi, şekil 4.2' de 8.seviye yaklaşım katsayısı olan cA_8 gürültü verisi ve son olarak şekil 4.3 de ise bu gürültünün yukarıda anlatıldığı şekilde yok edilmesi sonrası elde edilen EKG verisi verilmiştir.



Şekil 4.1. Grup 2 örnek ham EKG verisi

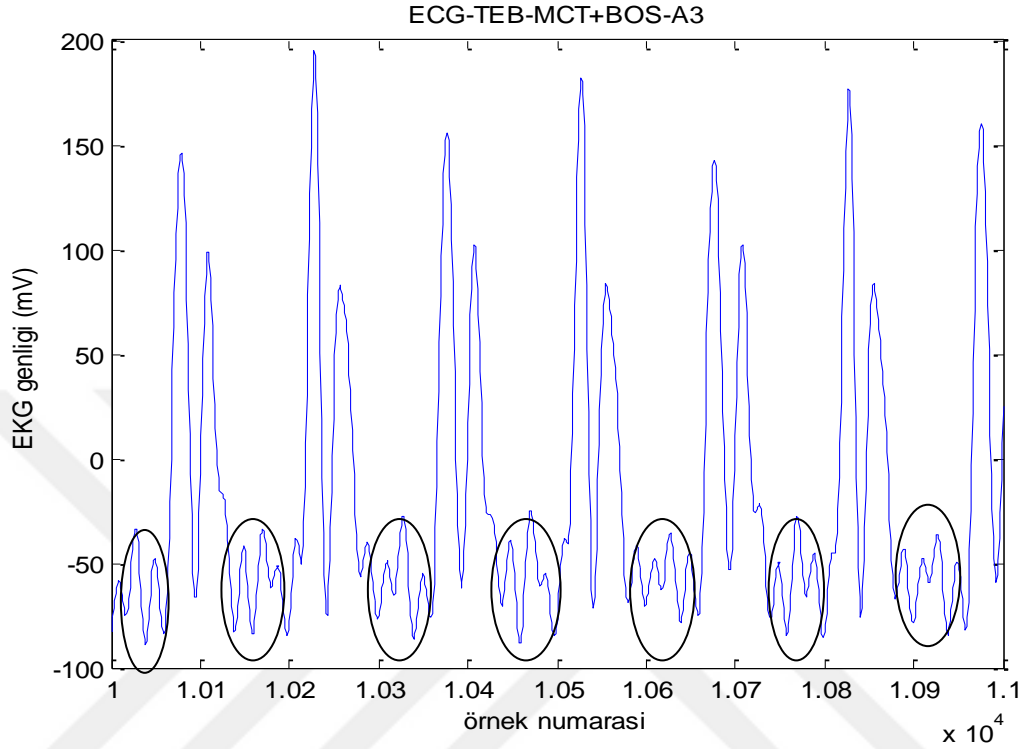


Şekil 4.2. Şekil 4.1' in temel çizgisindeki gürültüsüne karşılık gelen a8 yaklaşım katsayısı



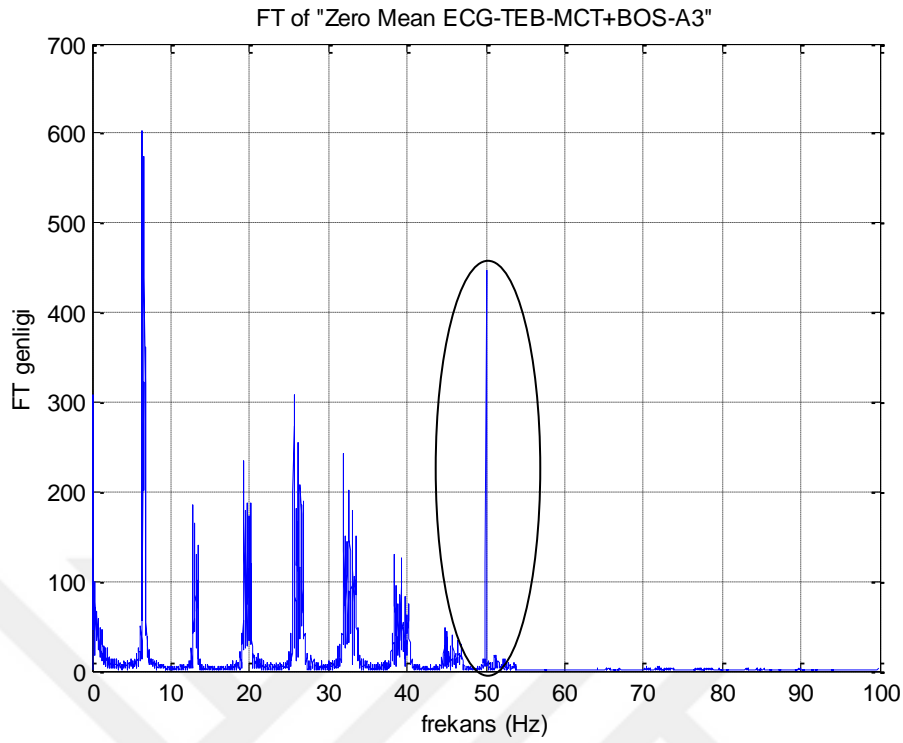
Şekil 4.3. Şekil 4.1' in temel çizgisindeki dalgalanmadan temizlenmiş hali

Temel çizgideki dalgalanmadan temizlenen sinyal daha sonra ön işleme aşamasında güç şebekesi gürültülerinden temizlenmiştir. Burada ise Fourier temelli gürültüden temizleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

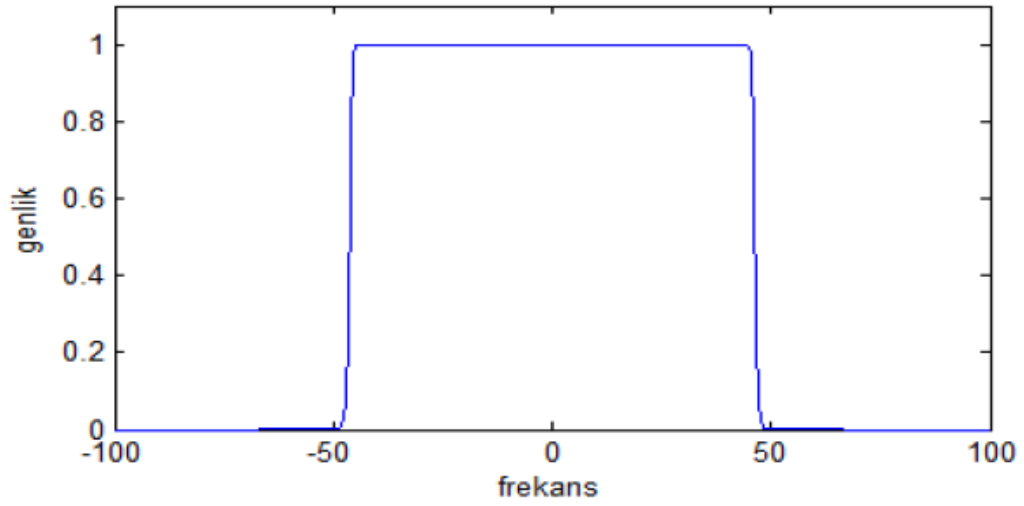


Şekil 4.4. Grup 1 ham EKG verisi

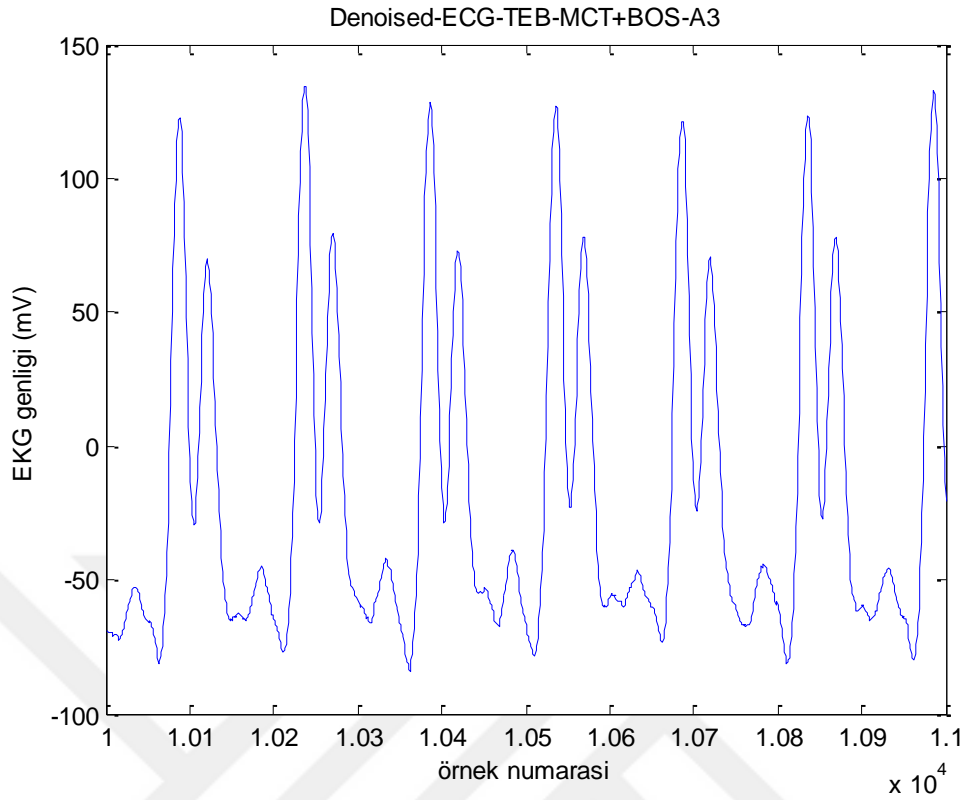
Şekil 4.4' de Mersin Üniversitesi Tıp Fakültesi Biyofizik A.B.D.' nda yürütülen daha önceki çalışmalarda Wistar tipi sıçandan ölçülmüş 1 kHz' de örneklenmiş grup 1 ham EKG kaydının bir bölümü gösterilmektedir. Bu kaydın Fourier dönüşümü alınmış ve şekil 4.5' te gösterilen sinyal frekans spektrumu (sadece 0-100 Hz aralığı gösterilmiştir) elde edilmiştir. Buradan görüleceği üzere sinyal yaklaşık 7 Hz' de temel frekansa, bunun tamsayı katlarında ise harmonik bileşenlere sahiptir. Ancak tam 50 Hz frekansında hatırı sayılır bir sinyal bileşeninin olduğu da açıkça görülmektedir. Bu bileşenin ölçüm sırasında 50 Hz' lik şebeke gürültüsünün sinyale dahil olmasından kaynaklandığı açıktır. Bu bileşen herhangi bir biyolojik bilgi taşımamaktadır, buna karşın sinyalin özellik çıkarım analizini güçleştirmektedir. Dolayısıyla sinyalin bu gürültüden mutlaka arındırılması gerekmektedir.



Şekil 4.5. Şekil 4.4' de gösterilen grup 1 EKG sinyalinin genlik spektrumu (0-100 Hz aralığı gösterilmiştir)



Şekil 4.6. Tasarlanan filtrenin genlik spektrumu (-100 ile 100 Hz arası gösterilmektedir.)

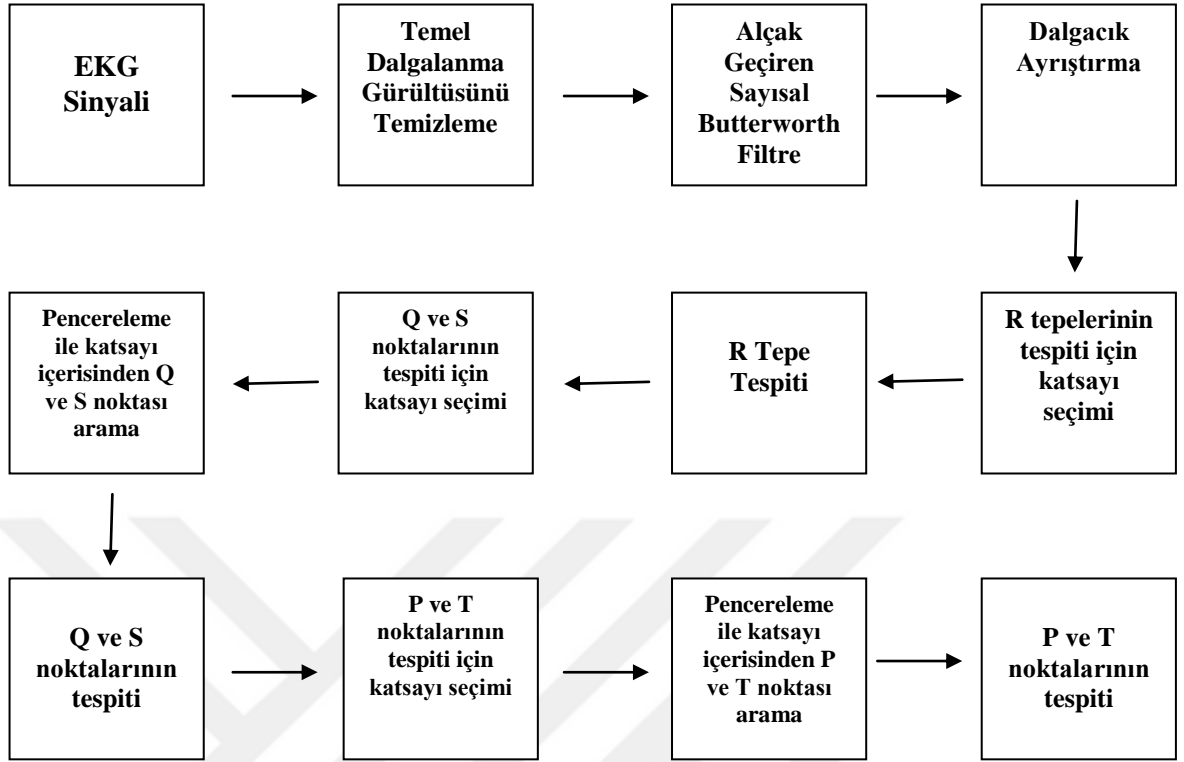


Şekil 4.7. Gürültüden arındırılmış grup 1 EKG verisi

Çalışma kapsamında kullanılan verilerde dalgacık temelli filtreleme ve Fourier temelli filtreleme çalışmaları farklı veriler üzerinde gösterilmiştir. Bu aşamalardan sonra sinyal artık özellik çıkarımı aşamasına hazır hale gelmiştir. Bu kısımda yapılan işlemler sonucunda EKG verilerinin 0 Hz DC bileşeninden, temel çizgideki dalgalanma hareketi gürültülerinden ve 50 Hz şebeke gürültülerinden arındırılması sağlanmıştır. Bu işlemler sonucunda artık karakteristik nokta olarak adlandırılan QRS kompleks, P dalgası ve T dalgası çok daha belirgin hale gelmiştir ve artık bu noktaların tespiti yapılabilecek hale gelmiş olmaktadır.

4.2. ÖZELLİK ÇIKARIMI

Çalışmanın bu kısmında sinyalin karakteristik noktalarının tespiti yapılmıştır. İlk olarak R tepelerinin tespiti sağlanmaktadır ve sonrasında Q, S ve P ve T noktalarının tespiti yapılmaktadır. En son olarak P ve T dalgaları başlangıç ve bitiş noktaları bulunmaktadır. Bu işlemler yapılırken dalgacık dönüşümü kullanılmaktadır. Ana dalgacık olarak literatürdeki dalgacıklar içerisinde bir çoğu kullanılmış ve başarımları kıyaslanmıştır. Algoritma şekil 4.8' de gösterilmiştir.

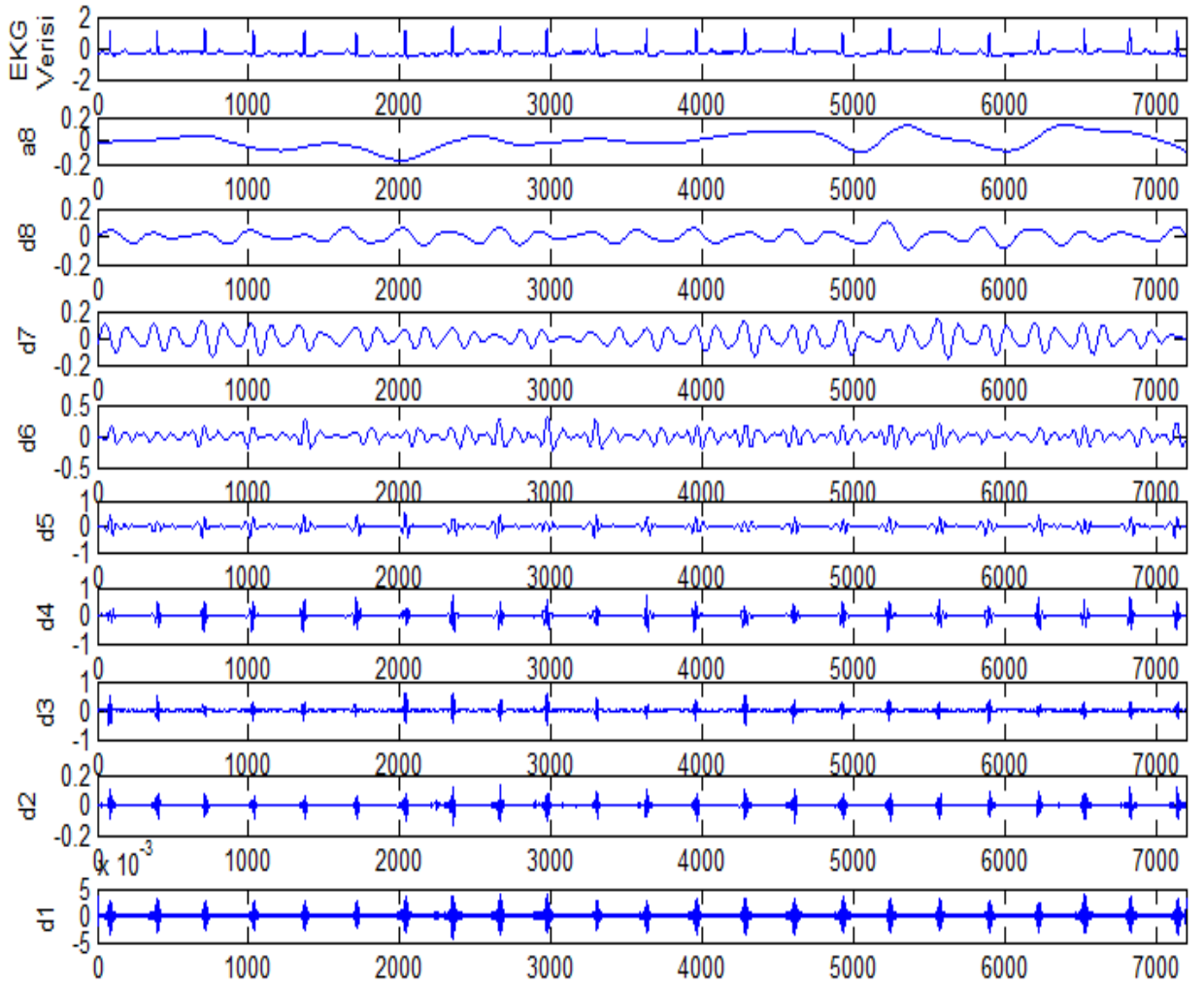


Şekil 4.8. Algoritmanın şematik gösterimi

4.2.1. R Tepelerinin Tespiti

QRS kompleksin tespitinde orjinal sinyalin dalgacık dönüşümü ile ayrıştırılmasından sonra ortaya çıkan katsayılardan cd_3 , cd_4 ve cd_5 kullanılmıştır. Bunun sebebi, şekil 4.9’ da görüldüğü gibi QRS kompleksin en baskın şekilde bu katsayılar da belirgin hale gelmesidir .

QRS kompleksin bu katsayılar da baskın hale gelmesinin temel sebebi EKG sinyalinin güç spektrum grafiğinde görülmektedir. EKG sinyalinin güç spektrum grafiği incelendiğinde QRS kompleksin yüksek frekans bileşenlerinde yoğun olduğu ve bu üç katsayı da iyice belirginleştiği farkedilmiştir. [59]

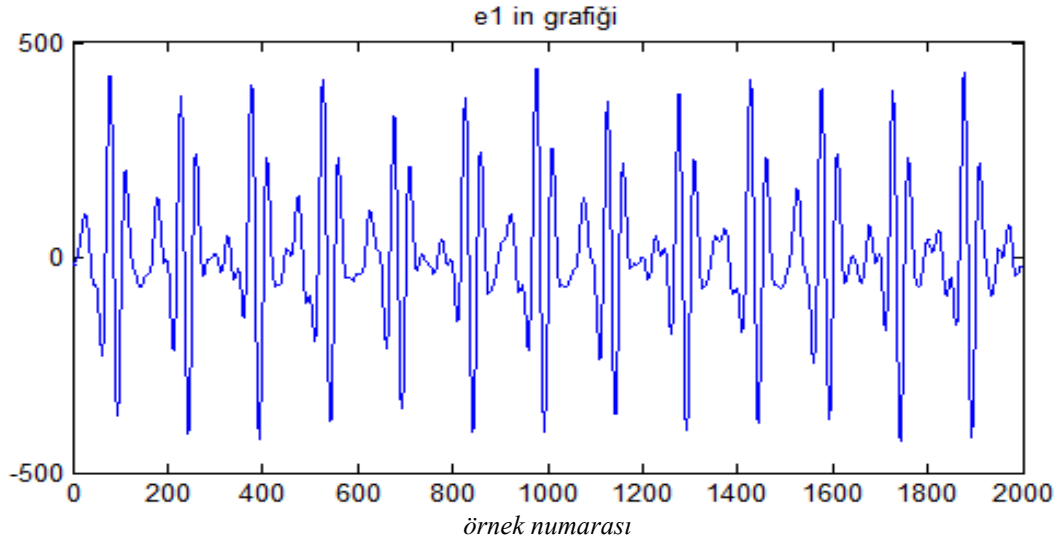


Şekil 4.9. Grup 2 EKG verisinin dalgacık katsayıları

Bu katsayılar kullanılarak çoklu çözünürlük dalgası ile oluşturulan $e1$ dalgası aşağıdaki eşitlik 4.2' de görüldüğü gibi tanımlanmıştır:

$$e1 = cD_3 + cD_4 + cD_5 \quad (4.2)$$

Belirtilen detay katsayıları kullanılarak yeniden oluşturulan sinyalin QRS kompleksi gözle görülür hale gelmiştir fakat şekil 4.4' deki ham sinyale nazaran şekil 4.10' da görüldüğü gibi ortaya çıkan aşırı osilasyondan ötürü R tepesi tespitinde yeterli olmamaktadır. Osilasyonlar R tepesi tespitinde hatalara sebep olup analizi güçleştirmektedir ve muhakkak atılması gerekmektedir.

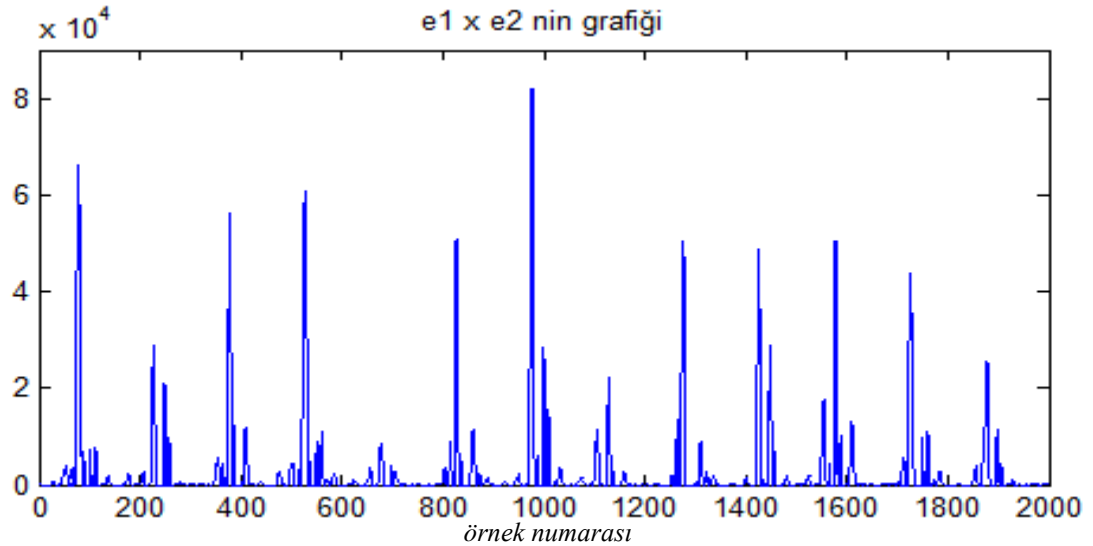


Şekil 4.10. $e1 = d3 + d4 + d5'$ in grafiği

Bu yüzden diğer bir dalga olan $e2$ dalgası aşağıda eşitlik 4.3' de gösterildiği gibi tanımlanmıştır:

$$e2 = \frac{cD_4 \times (cD_3 + cD_5)}{2^n} \quad (4.3)$$

Burada, n ayrıştırma seviyesine karşılık gelmektedir. Daha sonra, $e1 \times e2$ hesaplanarak şekil 4.11' de görüldüğü gibi yalnızca tepelerden oluşan bir sinyal elde edilmiştir.

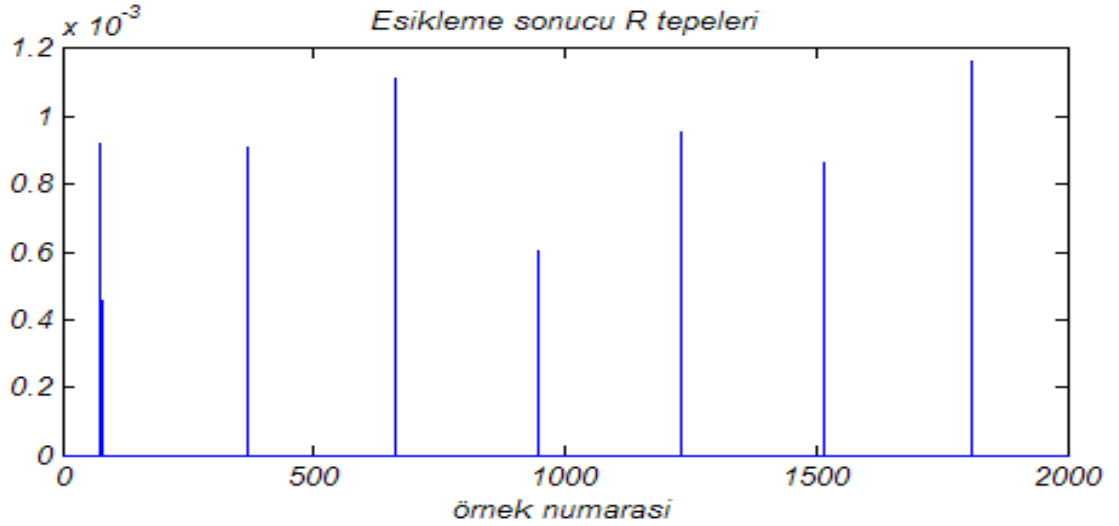


Şekil 4.11. $e1 \times e2'$ nin grafiği

Şekil 4.11’ de ortaya çıkan grafikteki her bir döngüdeki maksimum noktalar alınıp dışında kalan noktalar belirlenen eşik değeri ile sıfırlanmıştır. Belirlenen eşik değeri 4.11’ daki sinyalin maksimum noktasının %1’ i kadar seçilmiştir.

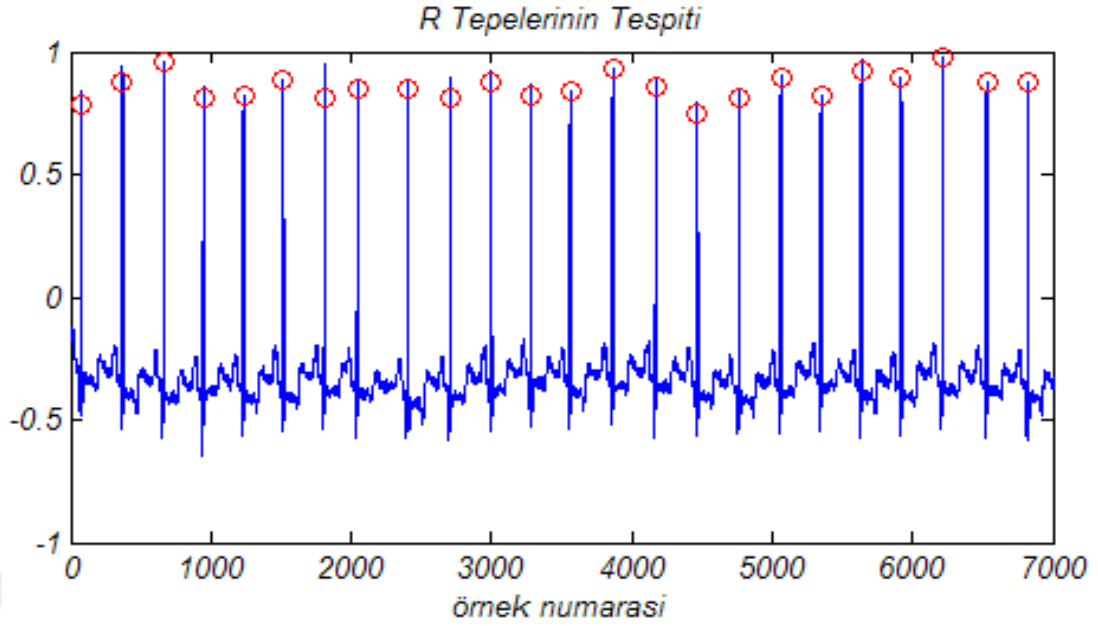
Yani eşik değeri = $sinyal * 0.01$ olarak belirlenmiştir.

Bu işlem sonucunda ortada sadece şekil 4.12’ deki gibi R tepeleri kalmıştır.



Şekil 4.12. Eşikleme sonucu R tepeleri

Şekil 4.12 incelendiğinde sinyalde sadece tepelerin kaldığı gözlemlenmektedir. Bu tepeler QRS kompleksin R tepesine karşılık gelmektedir. Fakat eşikleme sonrası ortaya çıkabilecek küçük hatalar mevcuttur. Minimum değerde kaymalar, genlik tespitinde yanlışların ortaya çıktığı gözlemlenmiştir. Bu gözlemler yapılan işlemler sonrasında bu tepelerin ana sinyal üzerinde çizdirilerek şekil 4.13’ deki gösteriminde bariz biçimde görülebilmektedir. Esasında şekil 4.13 incelendiği zaman karakteristik noktaların süre ve genlik tespitindeki ana sinyale nazaran çok ufak farklılıklar tolere edilebilir boyuttadır. Fakat canlıların en önemli organının kalbi olduğu bilinci göz önüne alınarak en ufak hataları bile mümkün olduğunca ortadan kaldırmak gerekmektedir.



Şekil 4.13. R tepelerinin ana sinyal üzerinde tespiti

Şekil 4.13 de R tepelerinin ana sinyal üzerindeki tespitinin sağlanması için yapılan işlem çoklu çözünürlük analizi sonucu EKG sinyalinin R tepe noktalarına ulaşılmasını ifade etmektedir. Yukarıda da bahsedildiği gibi çok küçük de olsa sürede ve genlikte kaymalar gözlemlenmiştir. Hastalığın teşhisinde sıkıntı yaratmayacak, tolere edilebilir kaymalar olsa dahi en doğru tespiti sağlamak bu çalışmanın en temel amacıdır.

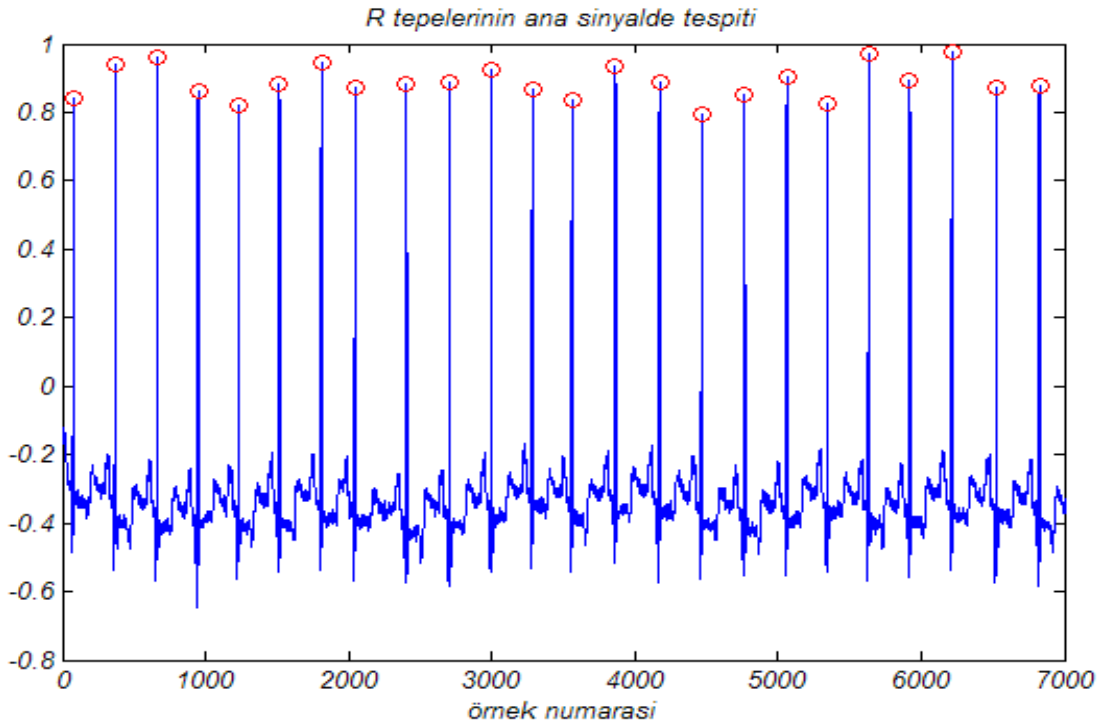
Bu çalışmada, tespitini doğruluğunu arttırmak için dalgacık dönüşümü sonucu bulunan her karakteristik nokta için yerel bir arama algoritması geliştirilmiş ve gerçekleştirilmiştir. Bu algoritma ile dalgacık analizi sonucunda her bir döngüde tespit edilen karakteristik noktalar üzerinden bir tarama penceresi seçilmiştir.

R tepelerinin tespitinde;

$$W = (\text{ornekleme hizi} / \text{ortalama kalp atışı}) * 9$$

değerinde bir ileri ve geri yönde pencere kullanılmıştır. Bu pencere boyunca dalgacık dönüşümü ile tespit edilmiş R tepeleri referans alınarak bir yerel arama yapılmıştır. Yani şekil 4.13' de bulunan noktalar referans alınmış ve W penceresince bir tarama gerçekleştirilmiştir. Bu yerel arama ile dalgacık dönüşümü sonucu ortaya çıkan süre

kaymaları ortadan kaldırılmıştır. Bu işlemin sonucunda şekil 4.14’ deki sonuçlar ortaya çıkmıştır.



Şekil 4.14. R tepelerinin ana sinyal üzerinde son işlem katı sonucu tespiti (Grup 2)

Şekil 4.14’ de gösterilen R tepeleri tespit edilmiş sinyal grup 2 EKG verisidir ve 400 Hz’ te örneklenmiştir. Burada gösterilen sonuçlar “Debuchies6 (db6)” ana dalgacığı kullanılarak elde edilmiştir. Aşağıda çizelge 4.1’ de bu çalışma kapsamında kullanılan diğer dalgacık fonksiyonları ve R tespitindeki başarımları verilmiştir. Aynı zamanda grup 1 EKG verileri üzerinde de tüm çalışmalar uygulanmış ve sonuçları verilmiştir.

Çalışma yapılan EKG kayıtları grup 1 ve grup 2 EKG verileridir. Grup 1 verileri 1 kHz ve 500 Hz’ te örneklenmiştir. Grup 2 verileri ise ölçümde 100 Hz, 200 Hz ve 400 Hz örnekleme hızına sahiptirler. Bunun yanı sıra Wistar tipi sıçanlara ait olan grup 1 verilerinin ortalama kalp atım süresi dakikada 400 atım olarak alınmışken, grup 2 olarak adlandırılan insan verileri ise dakikada 100 atım kalp hızı olarak alınmıştır. [60]. Bu ve diğer bölümlerdeki çizelgelerin oranları, kullanılan verilerdeki karakteristik nokta sayısına göre yapılmıştır. Yani 100 sıçan ölçümünde her bir karakteristik noktadan 35000 tane varken, 25 insan ölçümünde ise her bir karakteristik noktadan 700 tane bulunmaktadır.

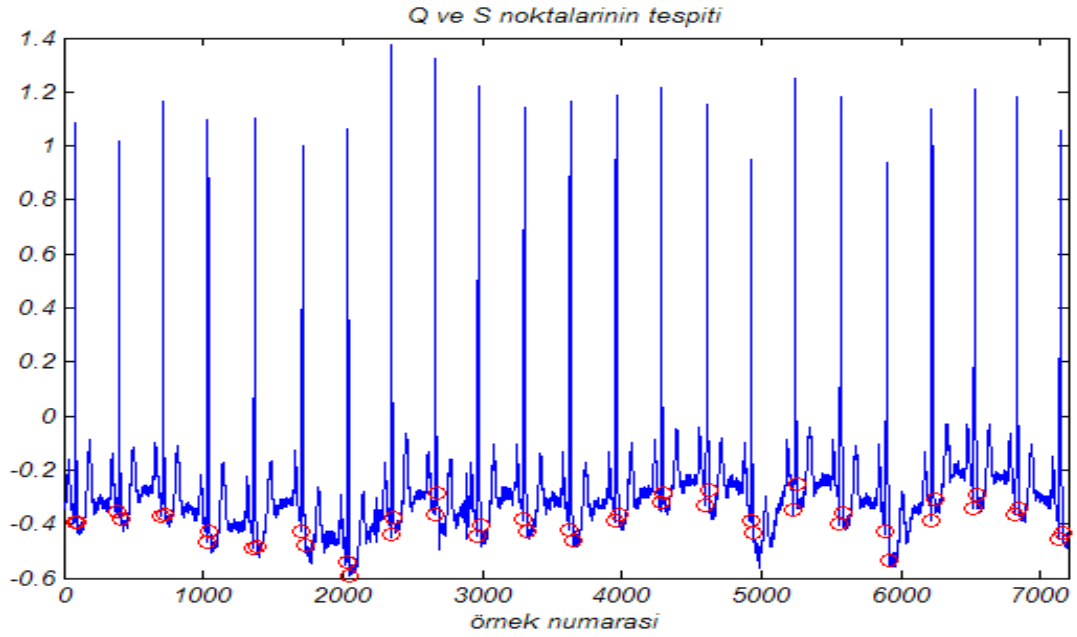
Çizelge 4.1. Farklı dalgacıklar için R Tepeleri tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)

Ana dalgacık fonksiyonu	Grup 1 (Wistar sıçanı)	Grup 2 (İnsan)
Debuchies 2 dalgacıđı	% 98.86 (34600/35000)	% 99.71 (698/700)
Debuchies 4 dalgacıđı	% 99.43 (34800/35000)	% 99.86 (699/700)
Debuchies 6 dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)
Symlet 4 dalgacıđı	% 98.72 (34550/35000)	% 99.71 (698/700)
Symlet 6 dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)
Symlet 8 dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)
Biortogonal 2.8 dalgacıđı	% 99.43 (34800/35000)	% 99.71 (698/700)
Biortogonal 3.5 dalgacıđı	% 94.29 (33000/35000)	% 99.86 (699/700)
Biortogonal 3.7 dalgacıđı	% 94.86 (33200/35000)	% 99.57 (697/700)
Biortogonal 3.9 dalgacıđı	% 99.43 (34800/35000)	% 99.71 (698/700)
Coiflet 2 dalgacıđı	% 99.43 (34800/35000)	% 100 (700/700)
Coiflet 3 dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)
Coiflet 4 dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)
Haar dalgacıđı	% 95.71 (33500/35000)	% 99.57 (697/700)
Meyer dalgacıđı	% 99.71 (34900/35000)	% 100 (700/700)

4.2.2. Q ve S Noktalarının Tespiti

Q ve S noktalarının tespitinde cA_2 yaklaşım katsayısı kullanılmıştır. cA_2 yaklaşım katsayısı üzerinde daha önceden tespit edilmiş R noktaları referans alınarak her bir döngüdeki Q ve S noktalarına ulaşılmıştır. Bu işlem yapılırken Q ve S noktalarının eğimin değiştiđi ilk nokta olması dikkate alınmıştır. R tepesi referans alınarak solundaki ilk eğim değişim noktası Q iken sağındaki ise S noktasını vermektedir. Bu bilgiye göre bulunan R tepelerinin sağındaki ve solundaki eğimin değiştiđi noktalar cA_2 katsayısı üzerinde aranmıştır. Bu katsayı üzerinde tespit edilen noktalarda tolere edilebilir zaman kaymaları görülmüştür.

Bu işlem sonucunda tespit edilen Q ve S noktaları grup 2 verileri için şekil 4.15' te gösterildiği gibidir.



Şekil 4.15. Q ve S noktalarının ana sinyal üzerinde tespiti

Bulunan Q ve S noktalarının zaman kaymasını azaltmak ve tespit doğruluğunu arttırmak için son işlem katında yapılan ham EKG verisi üzerinde şekil 4.15' te bulunan noktaları işleyerek minimum nokta arama algoritması uygulanmıştır. Tıpkı R tepelerinde yapılan gibi yerel bir arama algoritması ile şekil 4.15.' de bulunan noktalar referans alınarak en doğru sonuçlara ulaşılmıştır. Aranılan katsayılar bulunan Q ve S noktaları için ham EKG verisi üzerinde ileri ve geri arama şeklinde yapılmıştır.

Bulunan Q noktasından geriye doğru

$$W = ((\text{ornekleme hizi} / \text{ortalama kalp atışı}) + 1) \text{ ve ileriye doğru}$$

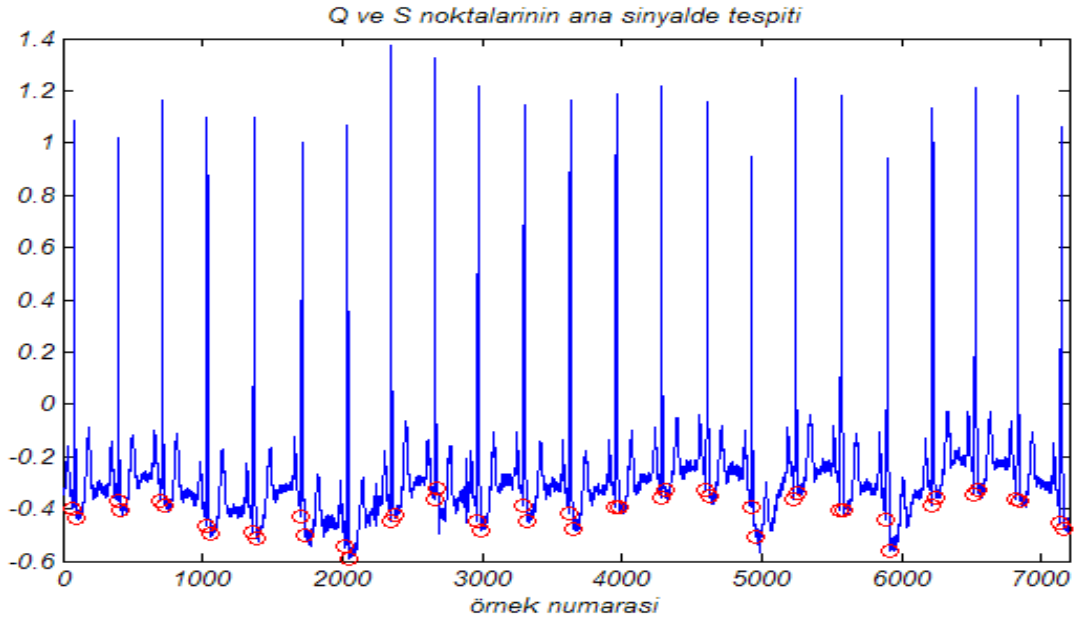
$$W = ((\text{ornekleme hizi} / \text{ortalama kalp atışı}) + 1)$$

boyutunda pencereler kullanılacak şekilde arama algoritması uygulanmıştır ve bu aralıktaki minimum nokta son olarak tespit edilen Q noktası olarak gösterilmiştir.

Aynı şekilde bulunan S noktasından ise geriye ve ileriye doğru

$$W = ((\text{ornekleme hizi} / \text{ortalama kalp atışı}) + 3)$$

boyutunda bir pencere kullanılacak şekilde bir arama yapılarak minimum nokta son işlem katındaki S noktası olarak tespit edilmiştir. Çünkü eğim değiştiği noktalar olduğu için bu noktalar referans alınan noktaların taranmasındaki minimum noktalar haline gelmiştir. Yapılan işlemler sonucunda Q ve S noktalarının tespitinde tam olarak doğru sonuca ulaşılmıştır ve şekil 4.16’ da gösterilmiştir.



Şekil 4.16. Q ve S noktalarının ana sinyal üzerinde son işlem katı sonucu tespiti (Grup 2)

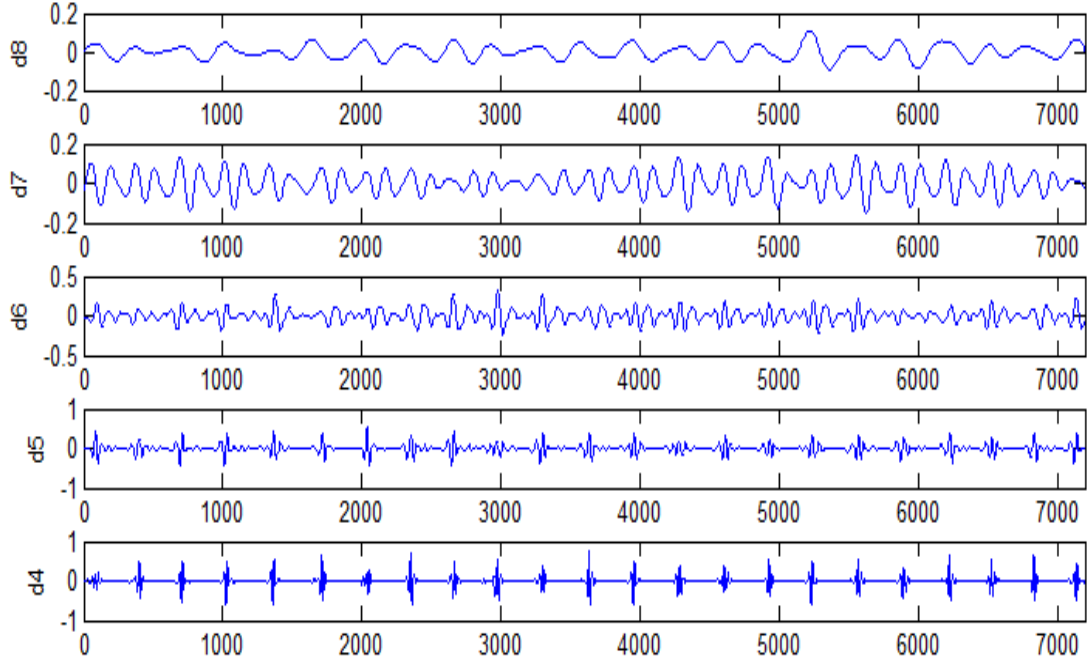
Şekil 4.16’ da Q ve S noktaları tespit edilmiş sinyal R tepesi tespitinde de anlatılan grup 2 EKG verisidir. Bu sonuçlar “Debuchies6 (db6)” ana dalgacığu kullanılarak elde edilmiştir. Aşağıda çizelge 4.2’ de bu çalışma kapsamında kullanılan dalgacık fonksiyonları ve Q ve S noktalarının tespitindeki başarımları grup 1 ve grup 2 EKG verileri için verilmiştir.

Çizelge 4.2. Farklı dalgacıklar için Q ve S Noktaları tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)

Ana dalgacık fonksiyonu		Grup 1	Grup 2
Db2 dalgacığı	Q noktası	%98.86(34600/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%98.57(34500/35000)	% 97.14 (680/700)
Db4 dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.43(34800/35000)	% 98.57 (690/700)
Db6 dalgacığı	Q noktası	%99.71(34900/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.71(34900/35000)	% 100 (700/700)
Sym4 dalgacığı	Q noktası	%98.86(34600/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%98.86(34600/35000)	% 97.14 (680/700)
Sym6 dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 98.57 (690/700)
	S noktası	%98.86(34600/35000)	% 97.14 (680/700)
Sym8 dalgacığı	Q noktası	%97.14(34000/35000)	% 97.14 (680/700)
	S noktası	%99.71(34900/35000)	% 97.14 (680/700)
Bior2.8 dalgacığı	Q noktası	%98.57(34500/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.43(34800/35000)	% 97.14 (680/700)
Bior3.5 dalgacığı	Q noktası	%95.71(33500/35000)	% 97.14 (680/700)
	S noktası	%97.14(34000/35000)	% 98.57 (690/700)
Bior3.7 dalgacığı	Q noktası	%95.52(33300/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.43(34800/35000)	% 97.14 (680/700)
Bior3.9 dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.71(34900/35000)	% 97.14 (680/700)
Coif2 dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.43(34800/35000)	% 97.14 (680/700)
Coif3 dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 98.57 (690/700)
	S noktası	%99.71(34900/35000)	% 97.14 (680/700)
Coif4 dalgacığı	Q noktası	%98.86(34600/35000)	% 100 (700/700)
	S noktası	%99.71(34900/35000)	% 97.14 (680/700)
Meyer dalgacığı	Q noktası	%99.43(34800/35000)	% 98.57 (690/700)
	S noktası	%99.43(34800/35000)	% 98.57 (690/700)

4.2.3. P ve T Tepelerinin Tespiti

P ve T tepeleri 8 seviye dalgacık ayrıştırma sonucu ortaya çıkan katsayılar içerisinde şekil 4.17'de görüldüğü gibi detay 4 ve detay 8 arası katsayıların yeniden oluşturulmasıyla belirgin hale gelmiştir.

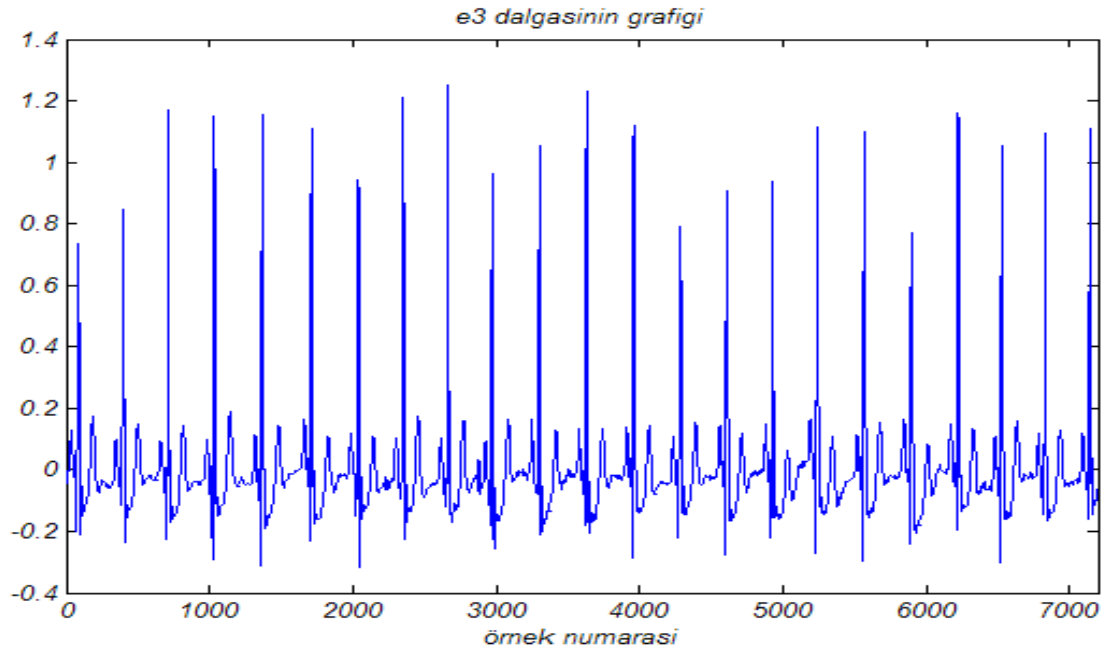


Şekil 4.17. Grup 2 EKG verisinin P ve T tespitinde kullanılan dalgacık katsayıları

P ve T tepelerinin tespitinde bu katsayılar kullanılarak çoklu çözünürlük analizi ile $e3$ dalgası oluşturulmuştur ve eşitlik 4.4' de gösterildiği gibi tanımlanmıştır.

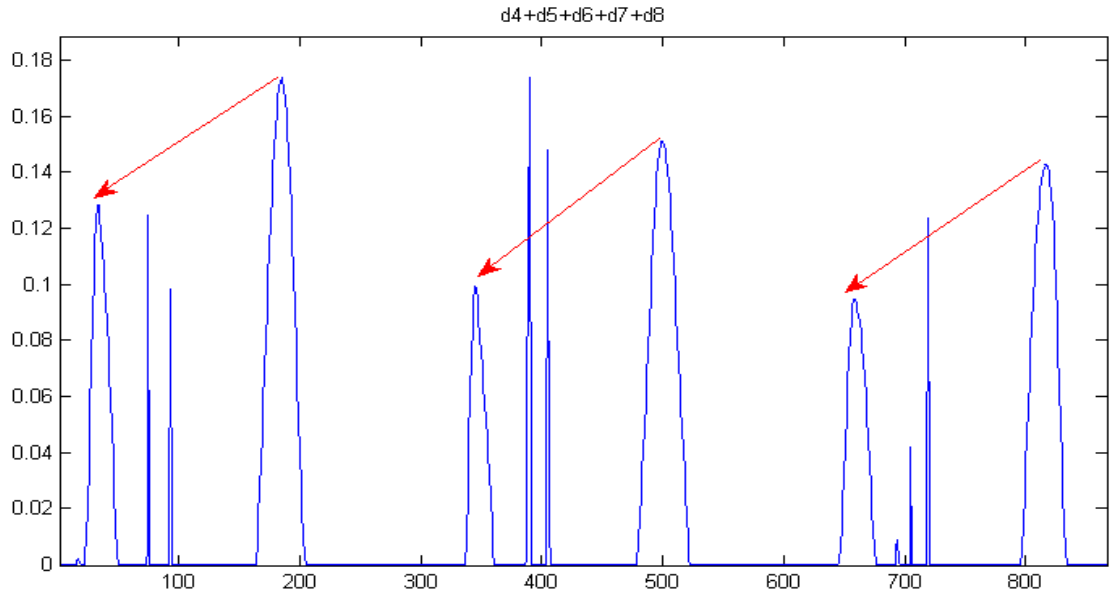
$$e3 = cD_4 + cD_5 + cD_6 + cD_7 + cD_8 \quad (4.4)$$

Denklem 3.19' da uygulanan işlem sonucunda şekil 4.18' deki $e3$ dalgası elde edilmiştir.



Şekil 4.18. P ve T tepelerinin tespitinde kullanılan katsayılarla oluşturulan dalga

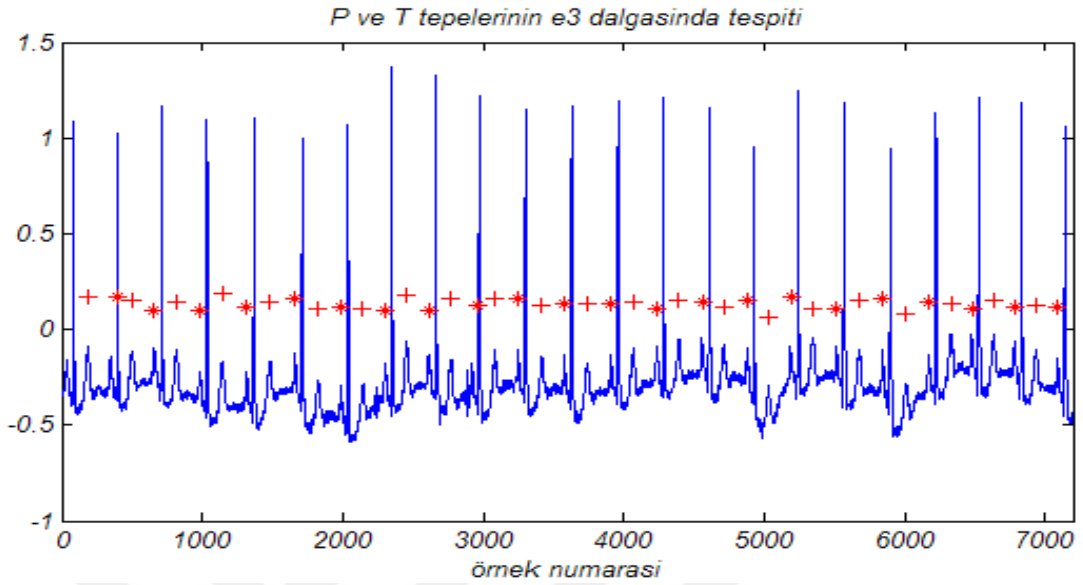
Şekil 4.18’ de görülen sinyalin R tepeleri belirlenen eşik değeri ile sinyalden atılarak şekil 4.19 daki sinyal elde edilmiştir.



Şekil 4.19. P ve T tepelerinin tespiti için kullanılan çözünürlük

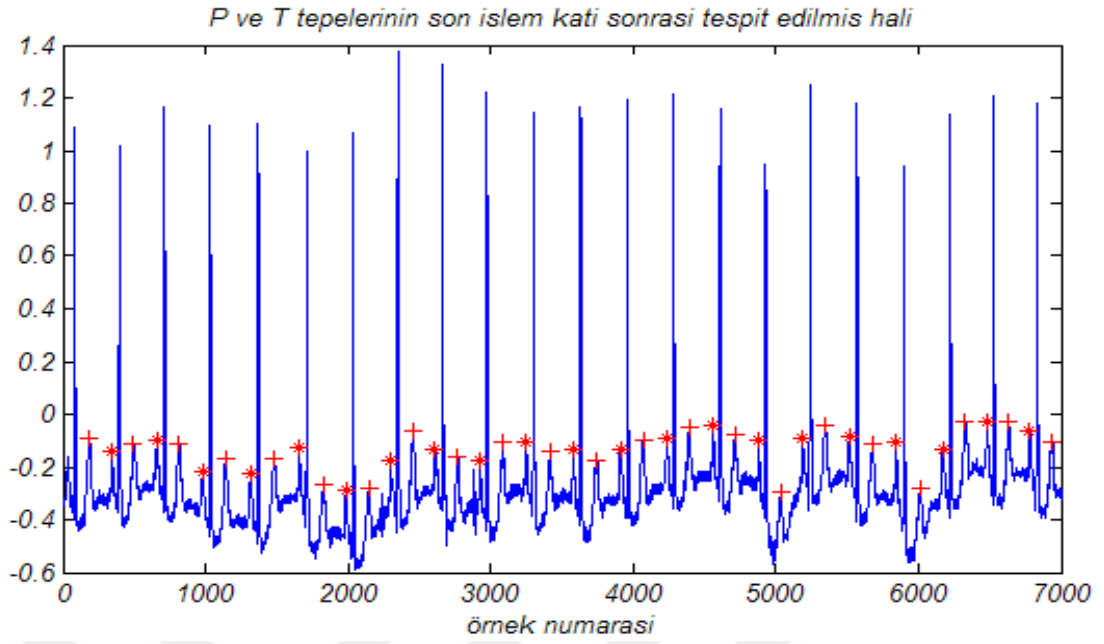
Bu çözünürlükte kırmızı ile gösterilen kısımlar P ve T tepelerini ifade etmektedir. Ortadaki noktalar ise Q ve S noktalarına karşılık gelmektedir. Q ve S referans alınarak sinyal üzerine oturtulan bu çözünürlük P ve T tepelerini vermiştir.

Bu noktalar sinyal üzerine getirildiğinde sinyalin P ve T tepelerine ulaşılmıştır. Bu işlem katı sonucunda ortaya çıkan veriler şekil 4.20' de gösterilmiştir.



Şekil 4.20. P ve T tepelerinin son işlem katı öncesi tespiti

Şekil 4.20' de görüldüğü gibi P ve T tepelerinin tespitinde kaymalar mevcuttur. Bu kaymaları engellemek için son işlem katında bir önceki kısımlarda yapıldığı gibi ham EKG verisi üzerinde tepe arama algoritması gerçekleştirilmiştir. Bu algorithmada son işlem katı öncesi bulunan P ve T tepeleri EKG verisi üzerinde işaretlendirilerek belirlenen pencere boyunca tepe taraması yapılmıştır. Şekil 4.20' de bulunan noktalar referans alınmıştır ve bu noktaların sağ ve solunda çok küçük boyutlu bir tarama penceresi ile en doğru sonuçlara ulaşılmıştır. Son işlem katı gerçekleştirildikten sonra P ve T tepelerinin tespiti şekil 4.21' de gösterilmiştir.



Şekil 4.21. P ve T tepelerinin son işlem katı sonrası ana sinyal üzerinde tespiti

P ve T tepelerinin yanı sıra bu tepe noktalarının başlangıç ve bitiş noktaları da karakteristik olarak anlam taşımaktadır ve bulunması kardiyovasküler sistemdeki bir çok rahatsızlığın tespiti ve izlenebilmesi açısından büyük önem teşkil etmektedir. Bir sonraki bölümde P ve T tepelerine ek olarak P başlangıç ve P bitiş, T başlangıç ve T bitiş noktalarının tespiti anlatılacaktır.

Şekil 4.21' de P ve T tepeleri tespit edilmiş sinyal R tepesi tespitinde de anlatılan rastgele alınmış bir grup 2 EKG verisidir. Bu sonuçlar "Debuchies6 (db6)" ana dalgacığı kullanılarak elde edilmiştir. Aşağıda çizelge 4.3' de bu çalışma kapsamında kullanılan dalgacık fonksiyonları ve P ve T tepelerinin tespitindeki başarımları grup 1 ve grup 2 EKG verileri için verilmiştir.

Çizelge 4.3. Farklı dalgacıklar için P ve T Tepeleri tespit sonuçları (Grup 1 ve Grup 2)

Ana dalgacık fonksiyonu		Grup 1	Grup 2
Db2 dalgacığı	P tepesi	%98.29(34400/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%98.57(34500/35000)	% 95.71 (670/700)
Db4 dalgacığı	P tepesi	%98.71(34200/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%98.71(34200/35000)	% 95.71 (670/700)
Db6 dalgacığı	P tepesi	%99.71(34900/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%99.71(34900/35000)	% 100 (700/700)
Sym4 dalgacığı	P tepesi	%97.14(34000/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%97.14(34000/35000)	% 95.71 (670/700)
Sym6 dalgacığı	P tepesi	%98.86(34600/35000)	% 95.71 (670/700)
	T tepesi	%98.86(34600/35000)	% 95.71 (670/700)
Sym8 dalgacığı	P tepesi	%95.52(33300/35000)	% 95.71 (670/700)
	T tepesi	%99.71(34900/35000)	% 94.29 (660/700)
Bior2.8 dalgacığı	P tepesi	%97.14(34000/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%98.86(34600/35000)	% 94.29 (660/700)
Bior3.5 dalgacığı	P tepesi	%95.52(33300/35000)	% 97.14 (680/700)
	T tepesi	%95.71(33500/35000)	% 97.14 (680/700)
Bior3.7 dalgacığı	P tepesi	%95.52(33300/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%98.86(34600/35000)	% 94.29 (660/700)
Bior3.9 dalgacığı	P tepesi	%98.86(34600/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%99.43(34800/35000)	% 94.29 (660/700)
Coif2 dalgacığı	P tepesi	%99.43(34800/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%99.43(34800/35000)	% 94.29 (660/700)
Coif3 dalgacığı	P tepesi	%97.14(34000/35000)	% 97.14 (680/700)
	T tepesi	%99.71(34900/35000)	% 94.29 (660/700)
Coif4 dalgacığı	P tepesi	%98.86(34600/35000)	% 100 (700/700)
	T tepesi	%99.71(34900/35000)	% 94.29 (660/700)
Meyer dalgacığı	P tepesi	%98.86(34600/35000)	% 97.14 (680/700)
	T tepesi	%97.14(34000/35000)	% 97.14 (680/700)

4.2.3.1 P Tepelerinin Başlangıç ve Bitiş Noktalarının Tespiti

P tepelerinin başlangıç ve bitiş noktaları da *segment* ve *interval* kısımlarının bulunmasında gereklidir. Çünkü bu kısımlar da biyolojik bilgi içermektedir ve temel rahatsızlıklar dışındaki bir çok spesifik rahatsızlığa da teşhis niteliği oluşturmaktadır. P tepelerinin başlangıç ve bitiş noktaları bulunurken ilk olarak, son işlem katında tespit edilen P tepelerinin her döngüdeki noktasal değeri referans alınmıştır. Referans alınan P tepeleri üzerinden ileriye ve geriye doğru pencereleme kullanılarak minimum nokta arama algoritması uygulanmıştır. Bu şekilde P tepelerinin başlangıç ve bitiş noktalarına hem süre olarak hem de genlik değeri olarak ulaşılmıştır ve tespitte başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

P tepesinin başlangıç noktasının tespitinde referans alınan P tepesinden itibaren ana sinyal üzerinden geriye doğru

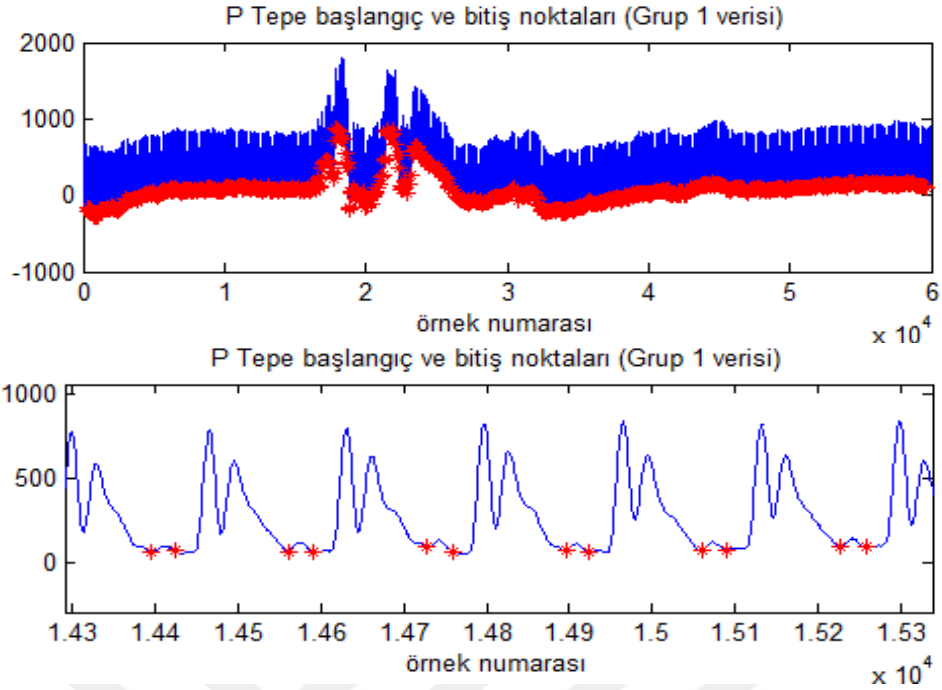
$$W = (\text{örnekleme hızı} / \text{ortalama kalp atımı}) * 5$$

boyutunda alınan pencere ile minimum nokta araması yapılmıştır. Bu sayede P tepelerinin başlangıç noktaları başarı oranı olarak yüksek seviyede doğruluk payı sağlamıştır.

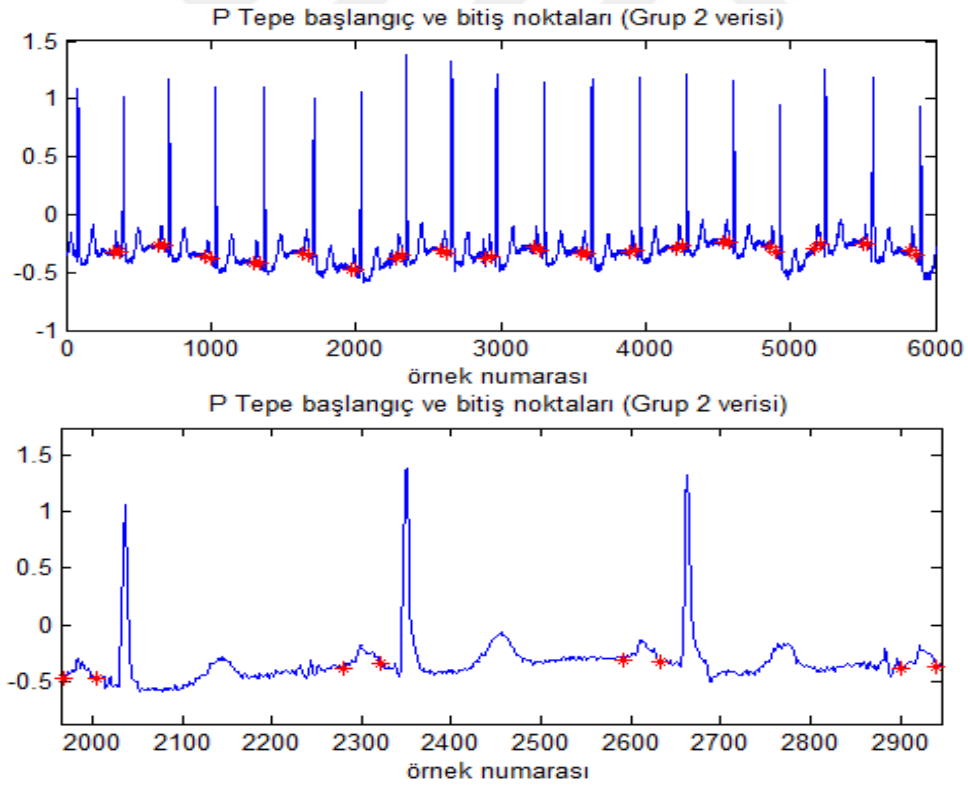
P tepesinin bitiş noktasının tespitinde yine P tepesi referans alınarak ana sinyal üzerinden bu sefer ileriye doğru

$$W = (\text{örnekleme hızı} / \text{ortalama kalp atımı}) * 3$$

boyutunda belirlenen pencere ile yine minimum nokta araması uygulanmıştır. Bu sayede P tepelerinin bitiş noktalarına da başarıyla ulaşılmıştır. Yapılan çalışma sonucu ortaya çıkan sonuçlar şekil 4.22 ve şekil 4.23' de 2 farklı grup EKG verisi içinde gösterilmiştir.



Şekil 4.22. P tepelerinin grup 1 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları



Şekil 4.23. P tepelerinin grup 2 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları

4.2.3.2 T Tepelerinin Başlangıç ve Bitiş Noktalarının Tespiti

T tepelerinin başlangıç ve bitiş noktaları da *segment* ve *interval* kısımlarının bulunmasında gereklidir ve temel rahatsızlıklar dışındaki bir çok spesifik rahatsızlığa da teşhis niteliği oluşturmaktadır. T tepelerinin başlangıç ve bitiş noktaları her bir döngü için o döngüde önceden tespit edilmiş T tepe noktası referans alınarak ileriye ve geriye doğru pencereleme yapılarak bulunmuştur. Bu işlem katında T tepelerinin başlangıç ve bitiş noktalarını bulma algoritması grup 1 ve grup 2 EKG verileri üzerinde denenerek başarıyla tespit edilmiştir.

T tepelerinin başlangıç noktasının bulunmasında her bir döngüde önceden tespit edilmiş T noktasından geriye doğru

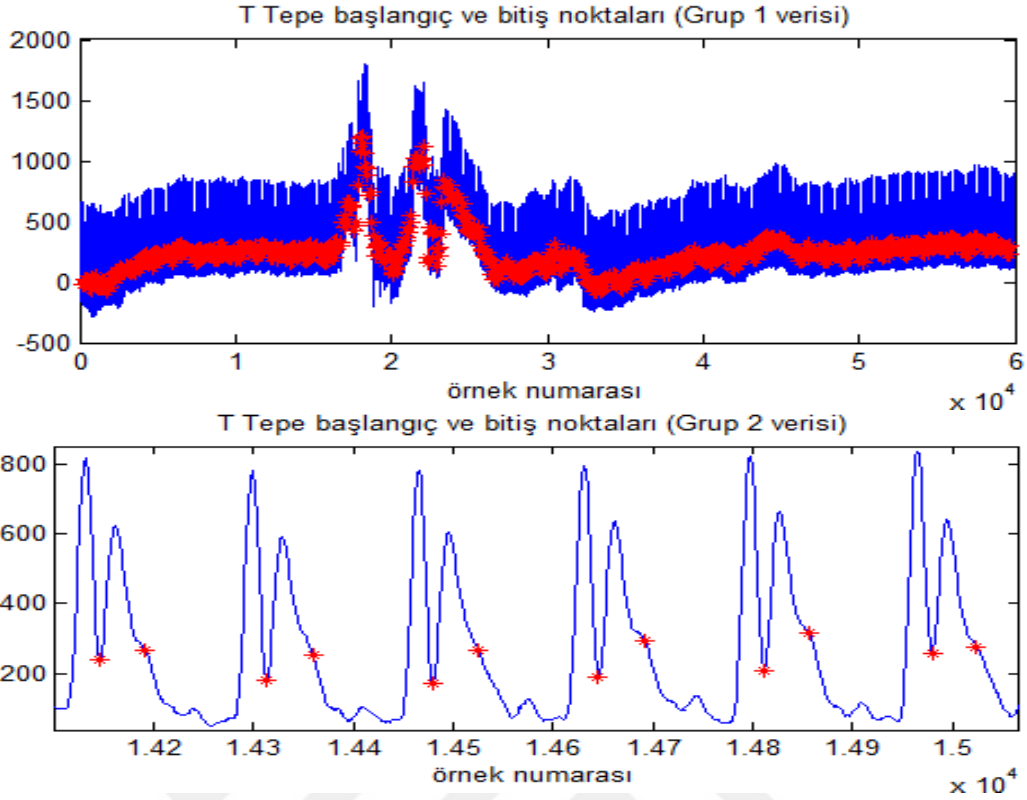
$$W = (\text{örnekleme hızı}) / (\text{ortalama kalp atımı}) * 9$$

boyutunda alınan pencere ile minimum nokta taranarak o döngüdeki T tepesinin başlangıç noktasına ulaşılmak istenmiştir.

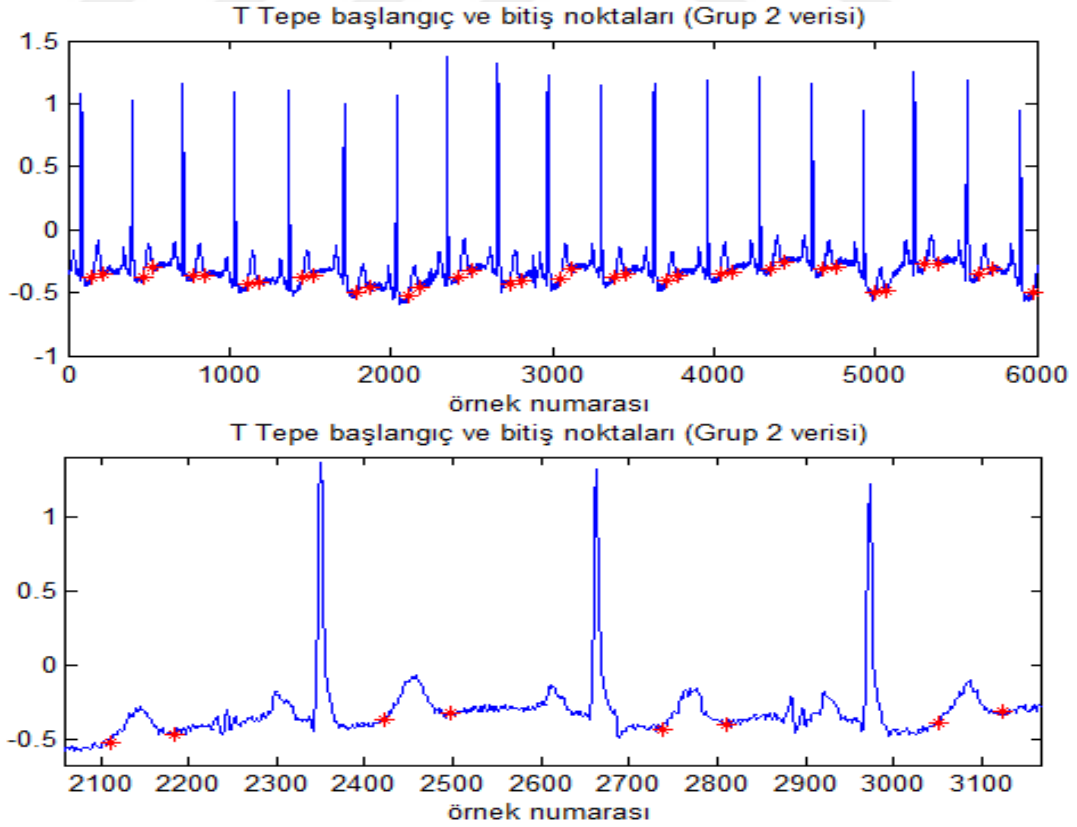
T tepelerinin bitiş noktasının bulunmasında ise yine her bir döngüde önceden tespit edilmiş T noktasından ileriye doğru

$$W = (\text{örnekleme hızı}) / (\text{ortalama kalp atımı}) * 5$$

boyutunda bir pencere seçilerek o aralıkta bulunan minimum nokta T tepesinin bitiş noktasını vermiştir. Yapılan çalışma grup 1 ve grup 2 EKG verileri üzerinde denenmiştir ve sonuçlar şekil 4.24 ve 4.25' te gösterilmiştir.



Şekil 4.24. T tepelerinin grup 1 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları



Şekil 4.25. T tepelerinin grup 2 EKG verisinde başlangıç ve bitiş noktaları

4.3. KULLANICI ARAYÜZÜ

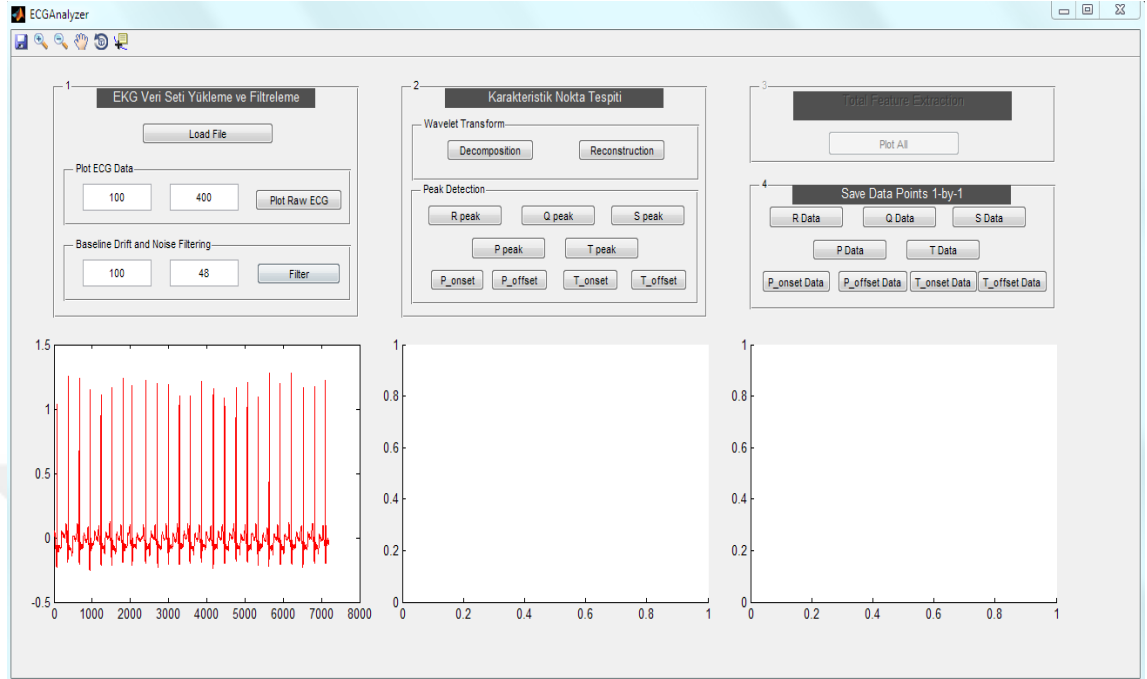
Bu bölümde yapılan çalışma sonucunda en yüksek başarımları veren dalgacık fonksiyonu kullanılarak bir kullanıcı dostu arayüzde derlenmiştir. Kullanıcı arayüzü MATLAB® kullanılarak oluşturulmuştur. Elde edilen tüm sonuçlar incelendiği ve kıyaslandığı zaman bu çalışmada en yüksek başarımları "*Debuchies 6 (db6)*" ana dalgacığı ile elde edilmiştir. Kullanıcı arayüzü şekil 4.26' da gösterildiği gibidir.



Şekil 4.26. EKG analizi yapan kullanıcı arayüzü

Şekil 4.26' da görülen arayüz dört kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısımda EKG veri seti yükleme ve filtreleme aşamaları bulunmaktadır. İlk olarak EKG veri seti yüklenmekte, daha sonra yüklenen veri setinin ortalama kalp atımı girilmekte ve son olarak verinin örnekleme hızı girilerek sinyal ilk grafiğe çizdirilmektedir. Ortalama kalp hızı insan için 100, Wistar tipi sıçan için ise 400 alınmıştır. Bu aşama bittikten sonra sinyalin gürültüden arındırılması gerçekleştirilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere sinyal yüklendikten sonra yükleme kısmının alt tarafındaki filtreleme kısmında çalışmanın yöntem kısmında anlatıldığı şekilde hem temel çizgiden sapma, hem de şebeke gürültülerinden arındırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Filtrenin derecesi ve kesim frekansı "*Hertz*" cinsinden girilerek filtreleme işlemi de son bulmaktadır. Şekil 4.27' de sinyalin arayüze

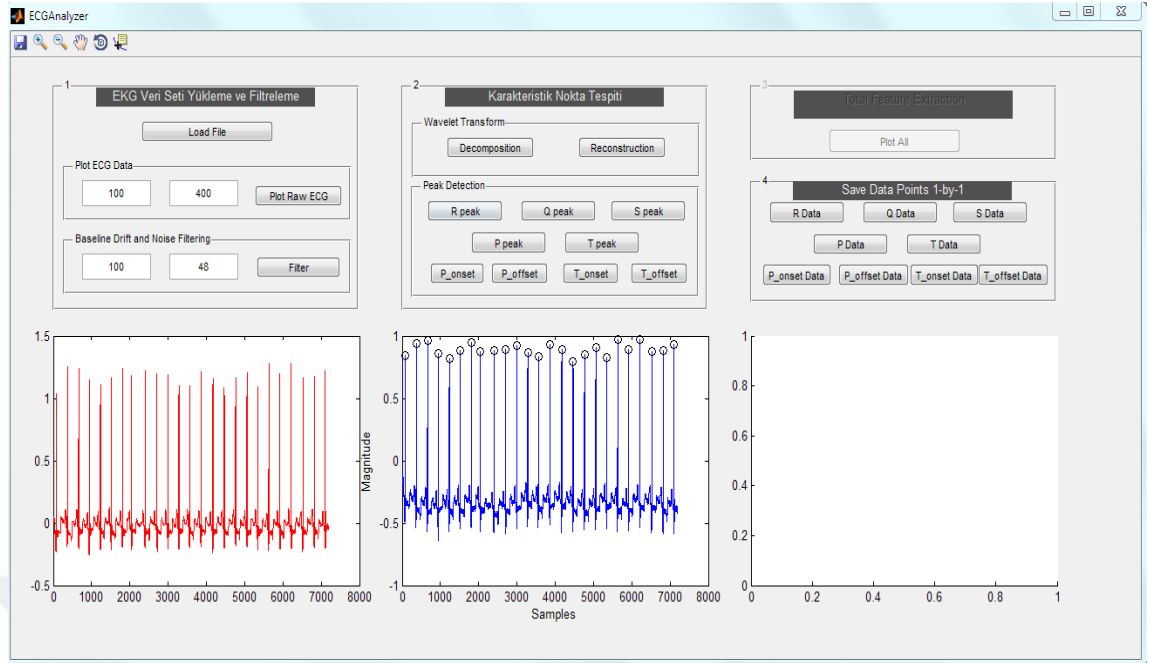
yüklenerek, filtre parametreleri girilmiş ve filtreleme tuşuna basıldıktan sonraki hali görülmektedir.



Şekil 4.27. Sinyalin ve arayüzün filtreleme tuşuna basıldıktan sonraki hali

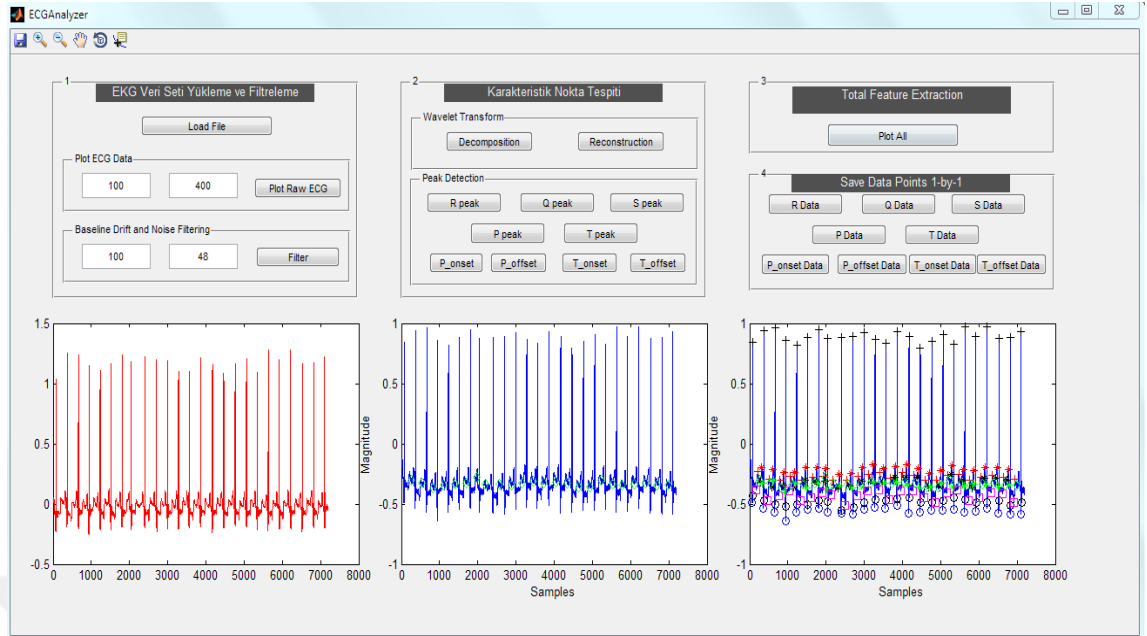
Şekil 4.27' de görüldüğü gibi ikinci kısım filtreleme butonuna basıldıktan sonra aktif hale gelmektedir.

Arayüzün ikinci kısmı karakteristik nokta tespiti olarak adlandırılmış bölmedir. Bu kısım ilk aşama tamamlandıktan sonra kullanıma hazır hale gelmektedir. İlk olarak sinyale dalgacık dönüşümü uygulanmakta ve sonrasında ise istenen karakteristik nokta ikinci grafiğe yansıtılmaktadır. Sinyal, dalgacık dönüşümü işlemi gerçekleştirildikten sonra "*başarıyla tamamlanmıştır*" uyarısı alınarak karakteristik nokta tespitine hazır hale gelmektedir. Şekil 4.28' de üstteki şekillerdeki arayüzde görülen R tepesi kısmına tıklanarak R tepelerinin sinyaldeki değeri gözlemlenmiştir. Her bir karakteristik noktaya tıklandığında sadece o bölgeyi göstererek diğer noktaları göstermemektedir. Yani arayüzün ikinci kısmında bütün karakteristik noktalar sinyalin üzerinde özel ve tek parça olarak gösterilmektedir.



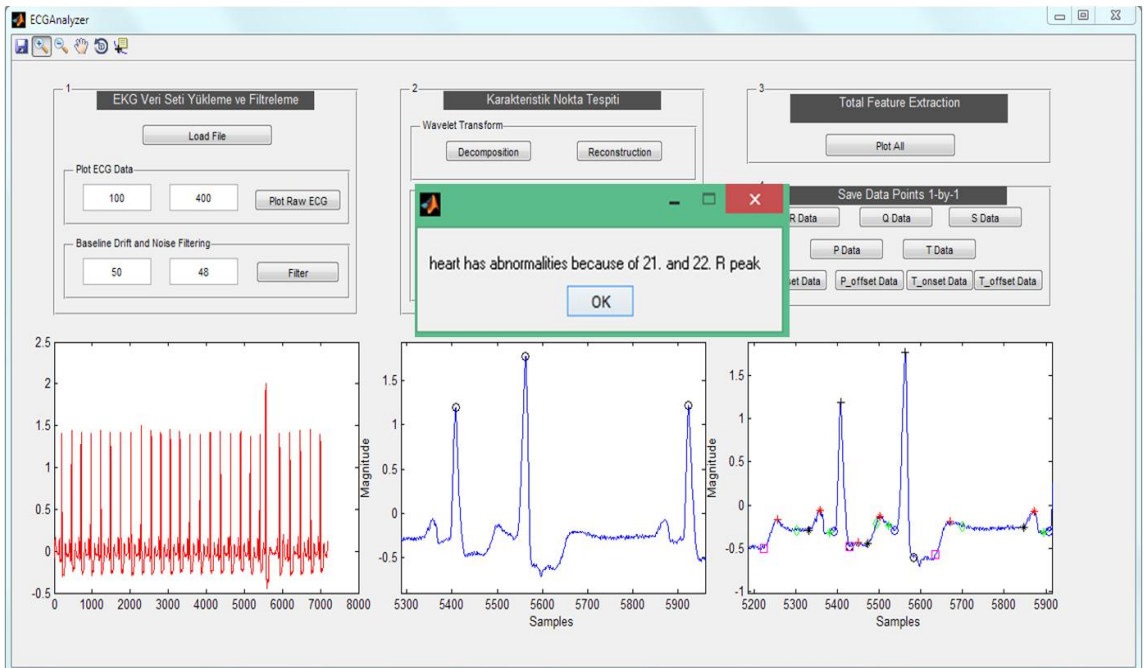
Şekil 4.28. Sinyalin istenen noktasının gösterilmesi

Şekil 4.28' de sinyalin R tepeleri ekranda gösterilmiştir. Kullanıcı sırayla Q, S, P, T, P başlangıç, P bitiş, T başlangıç ve son olarak P bitiş karakteristik noktalarını görüntüleyebilmektedir. Üçüncü kısım olan genel karakteristik nokta gösteriminde sinyal üzerinde bütün bu karakteristik noktalar genlik ve süre değerleriyle birlikte gösterilmektedir. Bu kısım görüldüğü gibi aktif edilmemiş durumdadır. Bu kısmın aktif olması için tüm karakteristik noktalar tek tek gözlemlenmelidir. Üçüncü kısımda sinyalin bütün karakteristik noktalarıyla gösterimi sağlanmaktadır ve bu sayede bu karakteristik noktaların dışında RR aralığı, QT aralığı PT segmenti, ST segmenti ve PR aralığı gibi hastalık tespiti açısından hayati önem taşıyan bilgilere de erişim sağlanabilmektedir. Ayrıca ölçüm yapıldıktan sonra elde edilen veriler de dördüncü kısımda görülen butonlar aracılığıyla kayıt edilip excel dosyası olarak saklanabilmektedir. Bu sayede normalde gözle inceleme ve cetvelle ölçüm yollarıyla elde edilen bu bilgiler bilgisayar ortamında kolaylıkla izlenebilmekte ve ilerleyen dönemlerdeki ölçümler de incelenerek bireysel olarak kişinin kalp aktivitesinin takibi yapılabilmektedir. Bu durumun teşhisin doğruluğunu arttırıcı etki göstereceği aşikardır. Şekil 4.29' da da son işlem katı sonrası arayüzün görünümü verilmiştir ve çalışma sonlandırılmıştır.



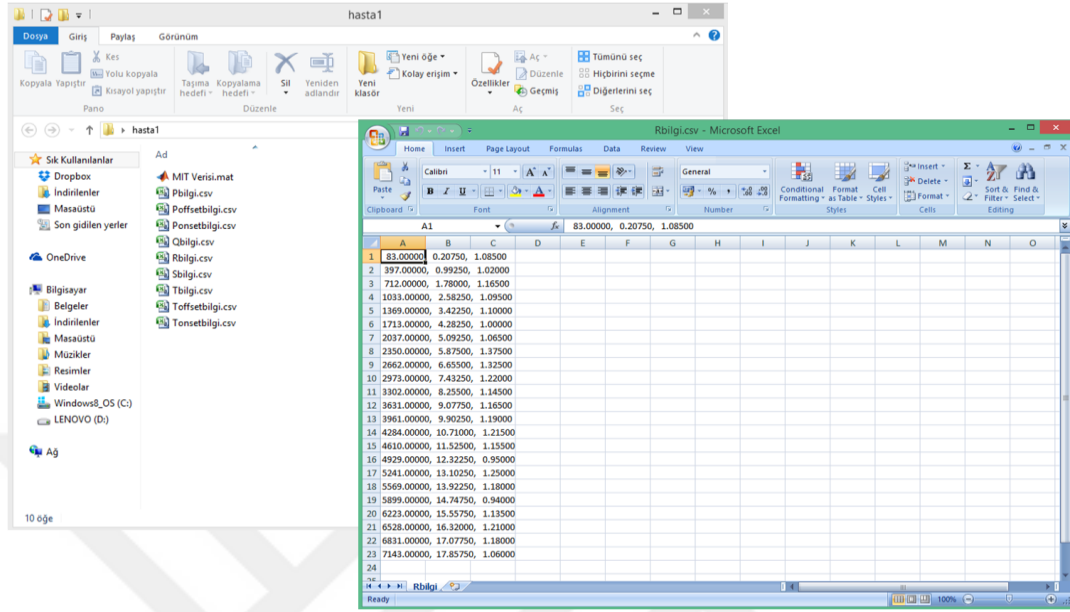
Şekil 4.29. Genel özellik çıkarımı sonrası ekran görüntüsü

Şekil 4.30'da aritmi şüphesi içeren bir veriye programın vermiş olduğu uyarı gösterilmektedir. Burada program kullanıcıyı direk olarak problemin olduğu noktalara yönlendirmektedir. Excel tablosunda elde edilen süre ve genlikler incelendiğinde kullanıcı buradaki uyarıyı dikkate alarak zamandan tasarruf sağlayabilecektir.



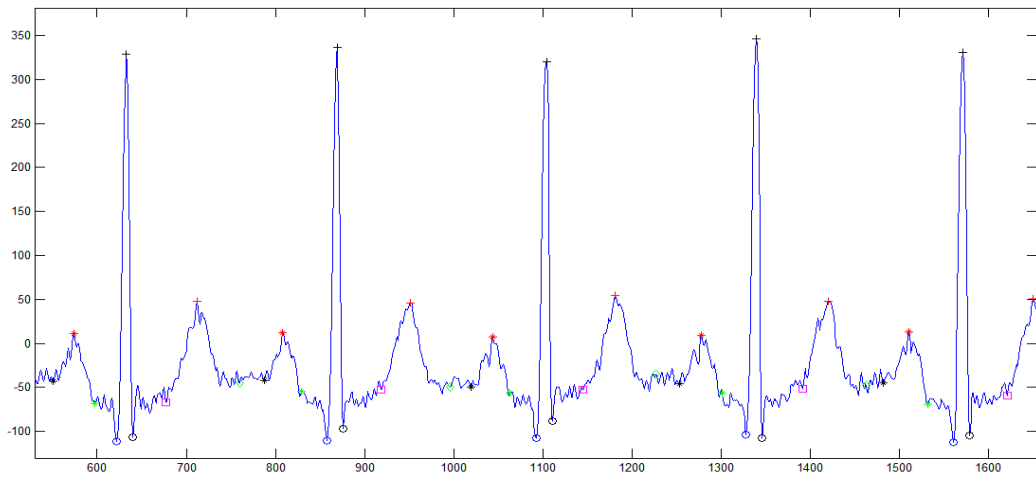
Şekil 4.30. Aritmi içeren bir EKG verisinin programda gösterimi

Şekil 4.31'de ise verilerin hastanın kimliğine göre saklanmasının gösterimi verilmiştir.

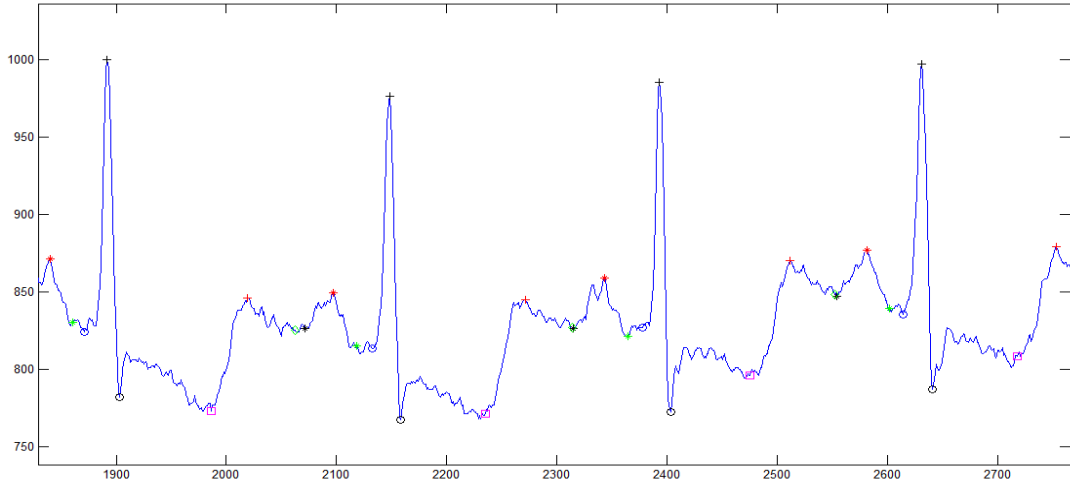


Şekil 4.31. Hastanın karakteristik nokta değerlerinin tablolanması

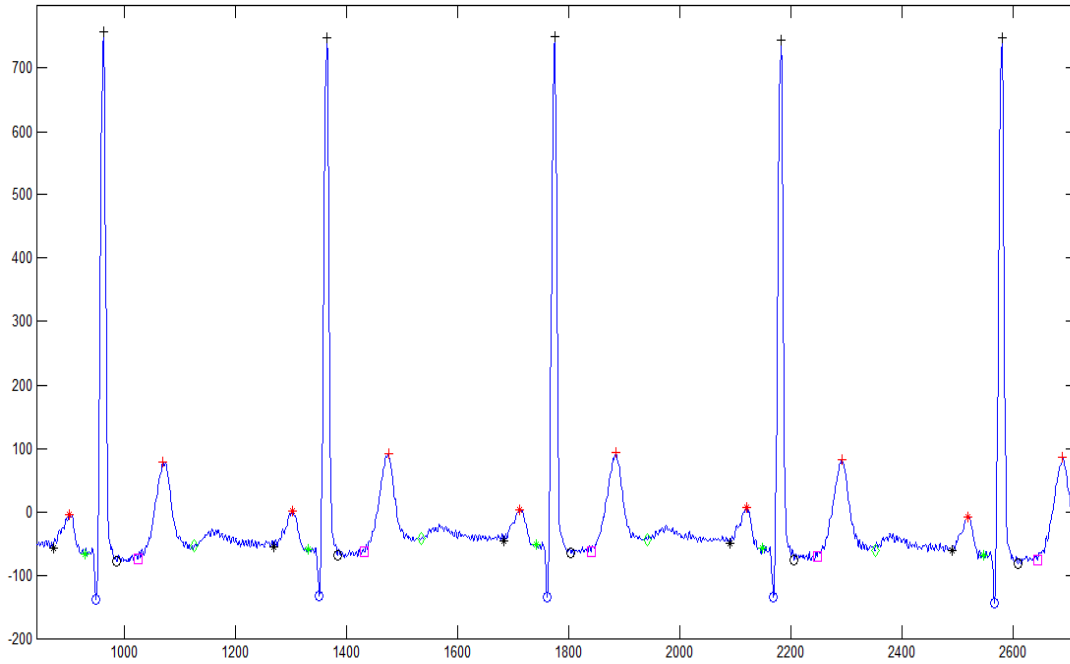
Aşağıda MIT aritmi, normal sinüs ve PTB diagnose veritabanlarından alınmış farklı tipte EKG verileri algoritma sonucu elde edilen karakteristik noktalarla birlikte gösterilmiştir. Bu verilerin her biri birbirinden farklı ve özel durumlar içermektedir. Algoritmanın doğru çalıştığı doktor kontrolü eşliğinde onaylanmış ve yorumlanmıştır.



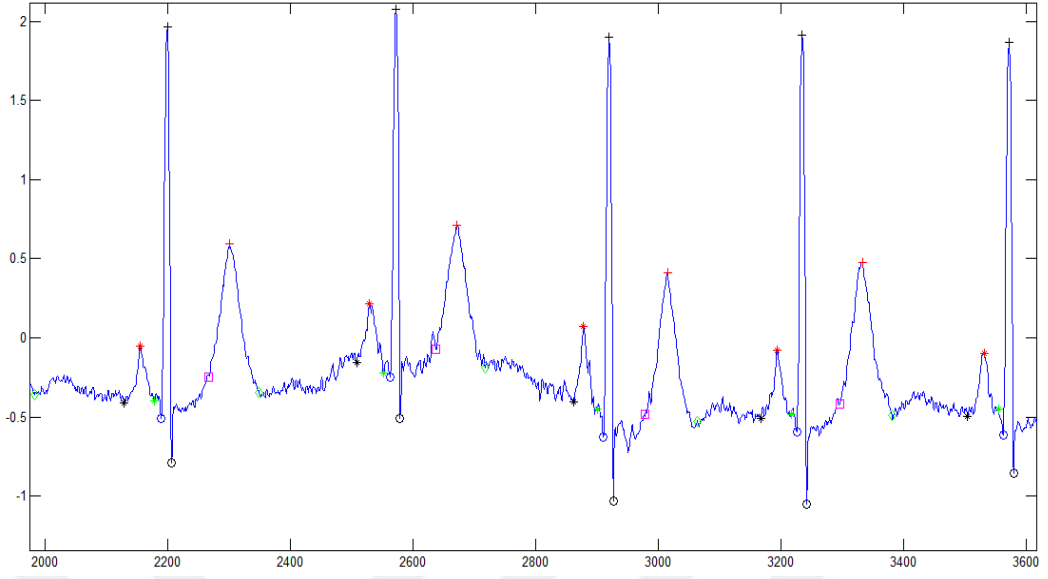
Şekil 4.32. Gürültülü bir EKG verisi



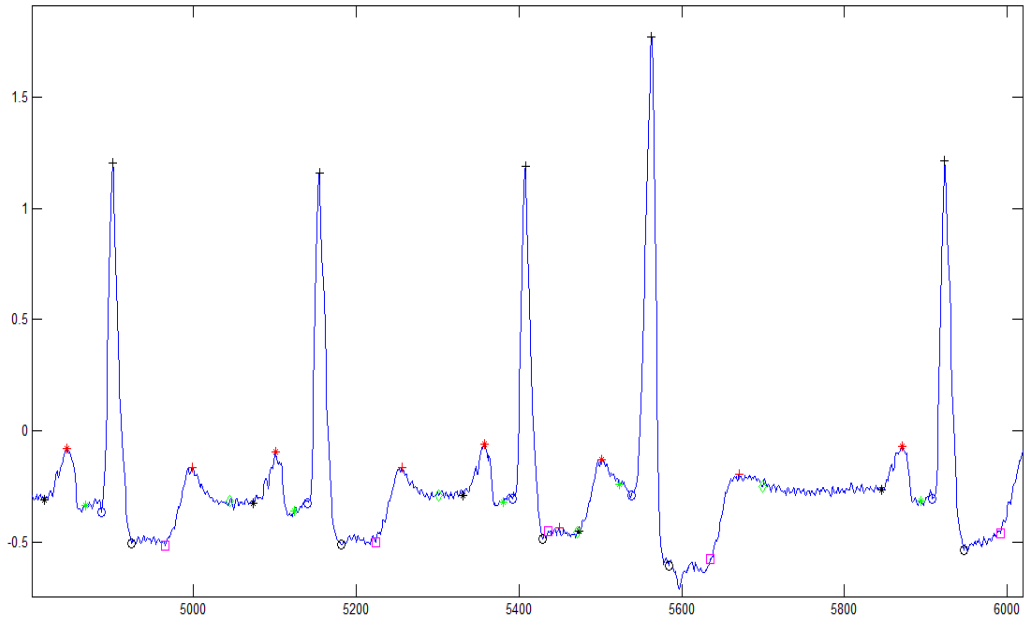
Şekil 4.33. ST çökmesi olan ve Q noktasında kesilme olan EKG verisi



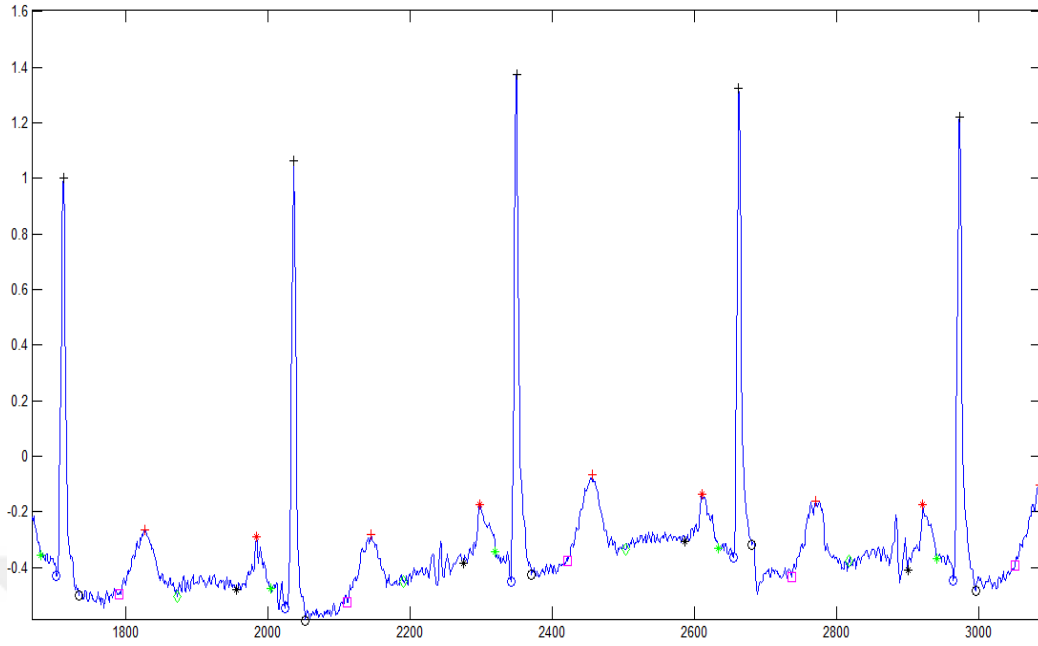
Şekil 4.34. S noktasında kesilme olan EKG verisi



Şekil 4.35. Temel çizgisi bozulmuş gürültülü bir EKG sinyali



Şekil 4.36. Aritmi içeren bir EKG sinyali



Şekil 4.37. Gürültülü bir EKG verisi

Bu EKG verileri çalışmada kullanılan EKG verilerinden bazılarıdır. Algoritma temel ritimlerde ve ritim bozukluklarında doğru sonuç vermesinin yanı sıra, segment çökme durumlarında da doğru sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında literatürde kabul görmüş EKG sinyal analizi yaparak sinyalin filtrelenmesini ve özellik çıkarımını, yani karakteristik noktalarının tespitini veren çalışmalar incelenmiştir ve bu çalışmalardan yararlanılarak EKG sinyallerinin bütün karakteristik noktalarının tespiti sağlanmıştır. Yapılan çalışmada yoğunluklu olarak dalgacık dönüşümü kullanılmıştır ve gerektiği yerlerde Fourier dönüşümünden yararlanılmıştır. En son olarak da uygulanan metodlar çalışmada kullanılan bütün EKG verilerde verdiği sonuçlara göre incelenerek en iyi sonuca ulaşmış olanlar kullanıcı dostu bir arayüzde derlenmiştir.

Çalışmanın başarımlar oranları R tepelerinin tespitinde %100' e ulaşabilmekteyken, Q, S ve P ile T' nin başlangıç, bitiş ve tepe noktalarında %95-99 arası başarımlar oranı elde edilmiştir. Literatürdeki dalgacık analizi temelli çalışmalara bakıldığında benzer sonuçlara ulaşıldığı gözlemlenmiştir. Güncel çalışmalarda da R tepe tespitinde %100' e ulaşan sonuçlar alınırken diğer noktaların tespiti %95-%100 arasında seyretmektedir.

Çalışmalar önceki bölümlerde bahsedildiği gibi sıçan ve insan verileri üzerinde yapılmıştır. Bu veriler sıçan için 1 kHz, insan için 400 Hz örnekleme hızına sahiptir. Sinyaller örnek cinsinden ölçülmüş olduğu için bir birimlik kayma 1 kHz bir sinyal için 10 milisaniyelik bir kaymayı ifade etmektedir ve bu da hastalık tespiti gibi durumlarda çok ufak bir hata olmakla beraber analizin doğruluğunu değiştirmemektedir.

Çalışmanın ilk kısmında filtreleme yapılırken Fourier dönüşümü temelli filtreleme tercih edilmiştir. Ancak temel çizgideki dalgalanma gürültüsü düşük frekanslı bir gürültü olduğu için dalgacık dönüşümü ile ayrıştırılması uygun görülmüştür. Çalışmada kullanılan ve farklı canlılardan ölçülmüş EKG verileri incelendiğinde temel çizgideki dalgalanma harici, şebeke gürültülerine sahip olduğu gözlenmiştir ve sayısal alçak geçiren bir filtre ile bu gürültüler temizlenmiştir ve sinyal özellik çıkarımına hazır hale getirilmiştir. Özellik çıkarımı aşamasında filtrelenmiş sinyale farklı ana dalgacıklar kullanılarak dalgacık dönüşümü uygulanmıştır.

Dalgacık dönüşümü ile özellik çıkarımı yapılırken elde edilen sonuçlar irdelendiğinde kullanılan her bir ana dalgacığın birbirlerine olan üstünlükleri tartışmaya açıktır. Fakat genel olarak bütün örnekleme hızlarındaki farklı canlılardan ölçülmüş sinyallerin sonuçları incelendiğinde, "Debuchies 6" dalgacığının bu çalışmada en yüksek başarı oranını verdiği gözlenmiştir.

Çalışmanın en önemli özelliği hem sıçan hem de insan verileri üzerinde doğru çalışabilmesidir. Bu iki sinyalin kalp atım hızları birbirinden farklı olduğu için tüm EKG verileri için karakteristik nokta tespiti yapan bir yazılım platformu bulunmamaktadır. Bunu yapabilmek için dalgacık dönüşümü uygulandıktan sonra sinyalin örnekleme hızı ve ortalama kalp atımı bilgileri kullanılarak seçilen bir pencere boyutu içerisinde referans alınan noktanın ileri veya gerisinde minimum ve maksimum nokta arama algoritması uygulanmıştır.

Bu çalışmada farklı canlılardan ölçülmüş, farklı örnekleme hızlarına sahip EKG verileri sinyal işleme teknikleriyle filtrelenmiş ve bu verilerin karakteristik noktalarının tespiti sağlanmıştır. Yapılan çalışmalar kullanıcı dostu bir arayüze aktararak kolay kullanılabilir hale getirilmiştir. Özellikle ülkemizde ve dünyamızda yapılan çalışmalar sonucu ölüm nedeni oranları incelendiğinde büyük kısmını kalp rahatsızlıkları oluşturmaktadır. EKG verilerinin doğru yorumlanması ve karakteristik noktaların doğru tespiti tıbbi açıdan çok büyük önem taşımaktadır. Aynı zamanda kalp aktivitesinin takibi yapılması da bazı rahatsızlıkların incelenmesinde gereklidir. Bu gibi durumlar için önceden ölçülmüş sinyaldeki bilgi içeren verileri saklayan ve yeni ölçüm yapıldığında ikisini karşılaştırma imkanı veren bir arayüz pratik ve teşhis sağlama görevi görecektir. İlerleyen süreçte dalgacık dönüşümü ile EEG ve EMG gibi diğer biyolojik sinyaller üzerinde denenerek akademik çalışmaların yapılması planlanmaktadır. Bunun yanı sıra EKG verilerinin farklı derivasyonlardaki ölçümlerinin de analize dahil edilmesiyle birlikte farklı yaklaşımlar elde edilmesi ve bu konuda da akademik çalışmaların yapılması planlanmaktadır. Ayrıca çalışmadaki algoritma kullanılarak gerçek zamanlı bir ölçüm sisteminde karakteristik nokta verilerini anlık olarak alınabilecek bir tasarım planlanmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] Cordan, J., "Elektrokardiyografi", Türkiye Klinikleri Journal of Cardiology, 14(1): 1-4 , (2001).
- [2] İlerigelen, B., Mutlu, H.. "EKG Kursu Kitapçığı", İstanbul: İ.Ü.Cerrahpaşa Tıp Fakültesi, (2009).
- [3] Uçak, D., "Elektrokardiyografi", Nobel Tıp Kitabevleri, İstanbul, 288 s., (2005).
- [4] Abalı, S., "12 Derivasyonlu EKG Değerlendirme", Hemşirelikte Eğitim ve Araştırma Dergisi, 7(2): 66-68, (2010).
- [5] Kumbay, E., "Kalbin Elektriksel Aksı", Türkiye Klinikleri Kardiyoloji Dergisi, 14(1): 10-1, (2011).
- [6] Fraden, J., M. R. Neuman. "QRS wave detection." Medical and Biological Engineering and computing, (18)2: 125-132, (1980).
- [7] Tompkins, W. J., Pan, J., "A Real-Time QRS Detection Algorithm", IEEE Transactions on Biomedical Eng. 32(3): 230-235, (1985).
- [8] Laguna, P., et al., "New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications.", Medical and Biological Engineering and Computing, 28(1): 67-73, (1990).
- [9] Coast, Douglas A., Gerald G. Cano, and Stanley A. Briller. "Use of hidden Markov models for electrocardiographic signal analysis.", Journal of electrocardiology 23: 184-191., (1990).
- [10] Cain, MICHAEL E., et al. "Fast-Fourier transform analysis of signal-averaged electrocardiograms for identification of patients prone to sustained ventricular tachycardia." Circulation, (69)4: 711-720, (1984).
- [11] Reddy, B. R., and I. S. N. Murthy. "ECG data compression using Fourier descriptors." Biomedical Engineering, IEEE Transactions 4: 428-434, (1986).
- [12] Dokur, Z., T. Ölmez, and E. Yazgan. "Comparison of discrete wavelet and Fourier transforms for ECG beat classification." Electronics Letters, 35(18): 1502-1504, (1999).
- [13] Langley, P., J. P. Bourke, and A. Murray. "Frequency analysis of atrial fibrillation." Computers in Cardiology IEEE, (2000).

- [14] Cohen, L., "Time-frequency analysis." Vol. 1406., Englewood Cliffs, Prentice Hall PTR, New Jersey, 291 s., (1995).
- [15] Chui, C. K., "Wavelet Analysis and its Applications", Academic Press, Boston, (1992).
- [16] Sifuzzaman, M., M. R. Islam, M. Z. Ali., "Application of wavelet transform and its advantages compared to Fourier transform.", Journal of Physical Sciences, 13:121-134, (2009).
- [17] Unser, Michael, and Akram Aldroubi. "A review of wavelets in biomedical applications." Proceedings of the IEEE, 84(4): 626-638, (1996).
- [18] Addison, Paul S., "Wavelet transforms and the ECG: a review.", Physiological measurement, (26):5, (2005).
- [19] Boineau, J. P., Madison, S., "The Relationship Between the Electrocardiogram and the Electrical Activity of the Heart", Journal of Electrocardiology, 1(1):117-124., (1968).
- [20] Moody, George B., Roger G., "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database.", Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE 20(3): 45-50, (2001).
- [21] Karpagachelvi, S., Arthanari, M., Sivakumar, M., "ECG Feature Extraction Techniques – A Survey Approach", International Journal of Computer Science and Information Security, 8(1), (2010).
- [22] Fraden, J., and M. R. Neuman. "QRS wave detection." Medical and Biological Engineering and computing, (18)2: 125-132, (1980).
- [23] Tompkins, W. J., Pan, J., "A Real-Time QRS Detection Algorithm", IEEE Transactions on Biomedical Eng. 32(3): 230-235, (1985).
- [24] Li, C.W., Zheng, C.X., Tai, C.F., "Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms", IEEE Trans. Biomed. Eng., 42(1): 21-28, (1995).
- [25] Ruha, A., Sallinen, S., Nissilia, S., "A Real-Time Microprocessor QRS Detector System with a 1ms Timing Accuracy for Measurement of Ambulatory HRV", Transactions on Biomedical Engineering, 44(3): 159-167, (1997).

- [26] Zhou, S.K., Wang, T.J., XU, R., "The Real-time Detection of QRS Complex using the Envelope of ECG", proc. 10th Annu. Int. Conf, s.38, (1988).
- [27] Benitez, D. S., Gaydecki, P. A., Fitzpatrick, A. P., Zaidi, A., "A New QRS Detection Algorithm Based on the Hilbert Transform", Computers in Cardiology, 379-382., (2000).
- [28] Kozakevicius, A., et al., "Adaptive ECG Filtering and QRS Detection Using Orthogonal Wavelet Transform", Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE, 1: 1147-1148, (1988).
- [29] Burke, M. J., Nasor, M., "Wavelet based analysis and characterization of the ECG signal", Journal of Medical Engineering & Technology, 28(2): (2004).
- [30] Bazett, H.C. 1920. "An analysis of the time relations of the electrocardiogram", Heart, 7, 353-370.
- [31] Matsui, T., Takase, B., Hagiwasa, K., Kikuchi, M., Suzuki, M., Ishihara, M., "A real time non-invasive monitoring system for detection of hypovolemic state using RR interval variability in very low frequency ranges", Biomedicine & Pharmacotherapy, (2004).
- [32] Mahmoodabadi, S. Z., et al., "ECG feature extraction based on multiresolution wavelet transform.", Engineering in Medicine and Biology Society, 2005., IEEE-EMBS 2005., 27th Annual International Conference of the IEEE, (2006).
- [33] Abibullaev, B., Seo, H. D., "A New QRS Detection Method Using Wavelets and Artificial Neural Networks", J Med Syst. 35: 683-691, (2011).
- [34] Abibullaev, B., Seo, H. D., "Characteristic wave detections in ECG using complex-valued continuous wavelet transforms", J. Biomed. Eng. Res.29(4): 278-285, (2008).
- [35] Bsoul, A. Al R., Soo-Yeon Ji, Ward, K., Najarian, K., "Detection of P, QRS, and T Components of ECG Using Wavelet Transformation", Complex Medical Engineering, IEEE, (2009)
- [36] Pal, S., Mitra, M., "Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method", Measurement 43:255-261, (2010).

- [37] Tverdohle, J., Dubrovin, V. I., "Processing of ECG Signals Based on Wavelet Transformation", International Journal of Advanced Science and Technology, 30: 73-82., (2011).
- [38] Elgendi, Mohamed, Mirjam Jonkman, and Friso De Boer. "R wave detection using Coiflets wavelets.", Bioengineering Conference, 2009 IEEE 35th Annual Northeast. IEEE, (2009).
- [39] Karpagachelvi, S., Dr M. Arthanari, and M. Sivakumar., "QRS Wave Detection Using Multiresolution Analysis.", Global Journal of Computer Science and Technology ,10(5), (2010).
- [40] Castells, Francisco, et al., "Principal component analysis in ECG signal processing.", EURASIP Journal on Applied Signal Processing 2007(1): 98-98, (2007).
- [41] Crowe, J. A., et al., "Wavelet transform as a potential tool for ECG analysis and compression.", Journal of biomedical engineering 14(3): 268-272, (1992).
- [42] Hampton JR. The ECG Made Easy. 8th ed. China: Elsevier, 2013:3-35.
- [43] Davies A, Scott A. Principles of ECG Analysis. 1st ed. London: Springer London, 2014:49-61.
- [44] World Health Organization, "The top 10 causes of death", <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs310/en> (10.05.2014).
- [45] Wikipedia The Free Encyclopedia, "Wikipedia", http://en.wikipedia.org/wiki/Joseph_Fourier (18.05.2015).
- [46] Wikipedia The Free Encyclopedia, "Wikipedia", http://en.wikipedia.org/wiki/Short-time_Fourier_transform (18.05.2015).
- [47] Mallat, Stéphane., "A wavelet tour of signal processing"., Academic press, London, (1999).
- [48] MATLAB Toolbox Figureü
- [49] Polikar, Robi., "The wavelet tutorial.", (1996).
- [50] Addison, Paul S., "The illustrated wavelet transform handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance"., CRC Press, (2002).

- [51] Mertins, Alfred., "Signal Analysis: Wavelets." Time-Frequency Transforms and Applications, Wiley, (1999).
- [52] Mallat, Stephane G., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation.", Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 11(7): 674-693, (1989).
- [53] Mallat, Stephane., "Zero-crossings of a wavelet transform.", Information Theory, IEEE Transactions on 37(4): 1019-1033, (1991).
- [54] Mallat, Stephane., "Multiresolution representations and wavelets.", (1988).
- [55] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J-M.. "Multiple-Level Decomposition", Wavelet Toolbox for Use with MATLAB, 1-19, The MathWorks, Inc., (1996).
- [56] Sakarya, C., "R-Peak Detection with Wavelet Transform", Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 89 s., (2013).
- [57] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J-M.. "An Introduction to the Wavelet Families", Wavelet Toolbox for Use with MATLAB, 1-30, The MathWorks, Inc., (1996).
- [58] Erdamar, A., "Filtering for Removal of Artifacts", Başkent Üniversitesi, http://www.baskent.edu.tr/~aerdamar/BME%20424%20Ch3_Frequency%20domain%20filters_L9.pdf (05.11.2014).
- [59] Pal, S., Mitra, M., "Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method", Measurement 43:255-261, (2010).
- [60] Beltowski, Jerzy, Grażyna Wójcicka, and Ewa Borkowska., "Human leptin stimulates systemic nitric oxide production in the rat.", Obesity research 10(9): 939-946, (2002).

EKLER

Ek-1 Program Kodları

```
function varargout = guil(varargin)
% GUI1 MATLAB code for guil.fig
%   GUI1, by itself, creates a new GUI1 or raises the existing
%   singleton*.
%
%   H = GUI1 returns the handle to a new GUI1 or the handle to
%   the existing singleton*.
%
%   GUI1('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the
local
%   function named CALLBACK in GUI1.M with the given input
arguments.
%
%   GUI1('Property','Value',...) creates a new GUI1 or raises the
%   existing singleton*. Starting from the left, property value
pairs are
%   applied to the GUI before guil_OpeningFcn gets called. An
%   unrecognized property name or invalid value makes property
application
%   stop. All inputs are passed to guil_OpeningFcn via varargin.
%
%   *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows
only one
%   instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help guil

% Last Modified by GUIDE v2.5 29-Jun-2015 23:58:12

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',  gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @guil_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @guil_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [], ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before guil is made visible.
function guil_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject    handle to figure
```



```
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin command line arguments to guil (see VARARGIN)

% Choose default command line output for guil
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes guil wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = guil_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;
set(findall(handles.uipanel2, '-property', 'enable'), 'enable',
'off');
set(findall(handles.uipanel3, '-property', 'enable'), 'enable',
'off');
% axes(handles.axes1);
% set(gca, 'Color', 'k');
% axes(handles.axes2);
% set(gca, 'Color', [0.31, 0.31, 0.31]);
% axes(handles.axes3);
% set(gca, 'Color', [0.31, 0.31, 0.31]);

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ecgdata;
ecgdata = CallFile();
axes(handles.axes1); cla;
axes(handles.axes2); cla;
axes(handles.axes3); cla;

function edit1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit1 as text
% str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit1
as a double
% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
```

```
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns
called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%       See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit2 as text
%       str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit2
as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns
called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%       See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ecgdata; global BPM; global FS;
BPM = str2double(get(handles.edit1,'String'));
FS = str2double(get(handles.edit2,'String'));
if ( isnan(BPM) == 1 || isnan(FS) == 1 )
    msgbox('Lütfen Sıfırdan Büyük Sayı Giriniz');
end

if ( isnan(BPM) == 0 && isnan(FS) == 0 )
axes(handles.axes1);
plot(ecgdata);
end

function edit4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit4 as text
```

```
%          str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit4
as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit4_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns
called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton3.
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ecgdata; global BPM; global FS;
global filteredecgdata; global N; global WN;
N = str2double(get(handles.edit3,'String'));
WN = str2double(get(handles.edit4,'String'));
if ( isnan(N) == 1 || isnan(WN) == 1 )
    msgbox('Lütfen Sıfırdan Büyük Sayı Giriniz');
end

if ( isnan(N) == 0 && isnan(WN) == 0 )
ecgcorrected = baselinedriftremoval(ecgdata);
filteredecgdata = filtreleme (ecgcorrected,N,WN,FS);
axes(handles.axes1);
plot(filteredecgdata,'r');
end

set(findall(handles.uipanel2, '-property', 'enable'), 'enable',
'on');

% reset butonu için
% clear
% close(gcf)
% guil

function edit3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit3 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of edit3
as a double

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
```

```
function edit3_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns
called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton5.
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global filteredecgdata;
global c; global l;
[c,l] = wavetrans(filteredecgdata);

% --- Executes on button press in pushbutton6.
function pushbutton6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global c; global l; global D; global a2;
[D,a2] = wavereco(c,l);
msgbox('Başarıyla Tamamlandı');

% --- Executes on button press in pushbutton7.
function pushbutton7_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton7 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ecgdata; global D; global FS;
global r_peak_last; global r_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[r_peak_last,r_peak_pos_last] = Rpeakdetect(ecgdata,D,FS);
% plot(filteredecgdata,'r');
xlabel('Samples');
ylabel('Magnitude');

% --- Executes on button press in pushbutton9.
function pushbutton9_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton9 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global r_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS; global
a2;
global q_peak_last; global q_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[q_peak_last,q_peak_pos_last] =
Qdetect(ecgdata,a2,r_peak_pos_last,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton10.
function pushbutton10_Callback(hObject, eventdata, handles)
```

```
% hObject    handle to pushbutton10 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global r_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS; global
a2;
global s_peak_last; global s_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[s_peak_last,s_peak_pos_last] =
Sdetect(ecgdata,a2,r_peak_pos_last,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton11.
function pushbutton11_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton11 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global q_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS; global
a2; global D;
global p_peak_last; global p_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[p_peak_last,p_peak_pos_last] =
Pdetect(D,a2,q_peak_pos_last,ecgdata,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton12.
function pushbutton12_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton12 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global r_peak_pos_last; global s_peak_pos_last; global ecgdata;
global BPM; global FS; global a2; global D;
global t_peak_last; global t_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[t_peak_last,t_peak_pos_last] =
Tdetect(D,a2,r_peak_pos_last,s_peak_pos_last,ecgdata,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton13.
function pushbutton13_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton13 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global p_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS;
global a2;
global p_peak_start; global p_peak_start_pos;
axes(handles.axes2); cla;
[p_peak_start,p_peak_start_pos] =
Ponset(a2,p_peak_pos_last,ecgdata,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton14.
function pushbutton14_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton14 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global p_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS;
global a2;
global p_peak_final; global p_peak_final_pos; global
q_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[p_peak_final,p_peak_final_pos] =
Poffset(a2,p_peak_pos_last,q_peak_pos_last,ecgdata,FS,BPM);
```

```
% --- Executes on button press in pushbutton15.
function pushbutton15_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton15 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global t_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS;
global a2;
global t_peak_start; global t_peak_start_pos; global
s_peak_pos_last;
axes(handles.axes2); cla;
[t_peak_start,t_peak_start_pos] =
Tonset(a2,t_peak_pos_last,s_peak_pos_last,ecgdata,FS,BPM);

% --- Executes on button press in pushbutton16.
function pushbutton16_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton16 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global t_peak_pos_last; global ecgdata; global BPM; global FS;
global a2;
global t_peak_final; global t_peak_final_pos; global
p_peak_start_pos;
axes(handles.axes2); cla;
[t_peak_final,t_peak_final_pos] =
Toffset(a2,t_peak_pos_last,p_peak_start_pos,ecgdata,FS,BPM);
set(findall(handles.uipanel3, '-property', 'enable'), 'enable',
'on');

% --- Executes on button press in pushbutton17.
function pushbutton17_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton17 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ecgdata; global r_peak_pos_last; global s_peak_pos_last;
global q_peak_pos_last; global t_peak_pos_last;
global p_peak_pos_last; global p_peak_start_pos; global
p_peak_final_pos; global t_peak_start_pos; global t_peak_final_pos;
axes(handles.axes3); cla;
CharPointDetection(ecgdata,r_peak_pos_last,s_peak_pos_last,q_peak_po
s_last,t_peak_pos_last,...

p_peak_pos_last,p_peak_start_pos,p_peak_final_pos,t_peak_start_pos,t
_peak_final_pos);
xlabel('Samples');
ylabel('Magnitude');

% --- Executes on selection change in listbox1.
function listbox1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to listbox1 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: contents = cellstr(get(hObject,'String')) returns listbox1
contents as cell array
% contents{get(hObject,'Value')} returns selected item from
listbox1

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
```

```
function listbox1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to listbox1 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all CreateFcns
called

% Hint: listbox controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton28.
function pushbutton28_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton28 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global t_peak_final_pos;
dlmwrite('Toffsetbilgi.csv',[t_peak_final_pos]','');

% --- Executes on button press in pushbutton27.
function pushbutton27_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton27 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global t_peak_start_pos;
dlmwrite('Tonsetbilgi.csv',[t_peak_start_pos]','');

% --- Executes on button press in pushbutton26.
function pushbutton26_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton26 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global p_peak_final_pos;
dlmwrite('Poffsetbilgi.csv',[p_peak_final_pos]','');

% --- Executes on button press in pushbutton25.
function pushbutton25_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton25 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global p_peak_start_pos;
dlmwrite('Ponsetbilgi.csv',[p_peak_start_pos]','');

% --- Executes on button press in pushbutton24.
function pushbutton24_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton24 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global t_peak_pos_last; global FS; global ecgdata;
t_peak_pos_sec=zeros(1,length(t_peak_pos_last));

for i=1:length(t_peak_pos_last)
    t_peak_pos_sec(i)=t_peak_pos_last(i)/FS;
end
```

```
genlikt = zeros(1,length(t_peak_pos_last));

for i=1:length(t_peak_pos_last)
    genlikt(i)=ecgdata(t_peak_pos_last(i));
end

dlmwrite('Tbilgi.csv',[t_peak_pos_last' t_peak_pos_sec'
genlikt'],'precision','%20.5f');

% --- Executes on button press in pushbutton23.
function pushbutton23_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton23 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global p_peak_pos_last; global FS;global ecgdata;
p_peak_pos_sec=zeros(1,length(p_peak_pos_last));

for i=1:length(p_peak_pos_last)
    p_peak_pos_sec(i)=p_peak_pos_last(i)/FS;
end

genlikp = zeros(1,length(p_peak_pos_last));

for i=1:length(p_peak_pos_last)
    genlikp(i)=ecgdata(p_peak_pos_last(i));
end

dlmwrite('Pbilgi.csv',[p_peak_pos_last' p_peak_pos_sec'
genlikp'],'precision','%20.5f');

% --- Executes on button press in pushbutton22.
function pushbutton22_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton22 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global s_peak_pos_last; global FS; global ecgdata;
s_peak_pos_sec=zeros(1,length(s_peak_pos_last));

for i=1:length(s_peak_pos_last)
    s_peak_pos_sec(i)=s_peak_pos_last(i)/FS;
end

genliks = zeros(1,length(s_peak_pos_last));

for i=1:length(s_peak_pos_last)
    genliks(i)=ecgdata(s_peak_pos_last(i));
end

dlmwrite('Sbilgi.csv',[s_peak_pos_last' s_peak_pos_sec'
genliks'],'precision','%20.5f');

% --- Executes on button press in pushbutton21.
function pushbutton21_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton21 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
```



```
global q_peak_pos_last; global FS; global ecgdata;
q_peak_pos_sec=zeros(1,length(q_peak_pos_last));

for i=1:length(q_peak_pos_last)
    q_peak_pos_sec(i)=q_peak_pos_last(i)/FS;
end

genlikq = zeros(1,length(q_peak_pos_last));

for i=1:length(q_peak_pos_last)
    genlikq(i)=ecgdata(q_peak_pos_last(i));
end

dlmwrite('Qbilgi.csv',[q_peak_pos_last' q_peak_pos_sec'
genlikq'],'precision','%20.5f');

% --- Executes on button press in pushbutton20.
function pushbutton20_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton20 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global r_peak_pos_last; global FS; global ecgdata;
r_peak_pos_sec=zeros(1,length(r_peak_pos_last));

for i=1:length(r_peak_pos_last)
    r_peak_pos_sec(i)=r_peak_pos_last(i)/FS;
end

genlikr = zeros(1,length(r_peak_pos_last));

for i=1:length(r_peak_pos_last)
    genlikr(i)=ecgdata(r_peak_pos_last(i));
end

dlmwrite('Rbilgi.csv',[r_peak_pos_last' r_peak_pos_sec'
genlikr'],'precision','%20.5f');
```

ÖZGEÇMİŞ VE ESERLER LİSTESİ

Adı Soyadı: Hüseyin YANIK

Doğum Tarihi: 30/08/1990

Öğrenim Durumu: Lisans

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Yıl
Lise	Fen Bilimleri	Adana Anadolu Lisesi	2004-2008
Lisans	Elektrik-Elektronik Müh.	Çukurova Üniversitesi	2008-2012
Yüksek Lisans	Elektrik-Elektronik Müh.	Mersin Üniversitesi	2013-

Görevler:

Görev Unvanı	Görev Yeri	Yıl
Arş. Gör.	Mersin Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı	2013-

ESERLER (Makaleler ve Bildiriler)

1. Yanık, H., Değirmenci, E. “Detection of ECG Characteristic Points using Multiresolution Analysis”, 23. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU’2015) Bildirileri Kitabı, Malatya, (2015).
2. Yanık, H., Değirmenci, E. “Detection of ECG Characteristic Points Based on Wavelet Transform”, International Conference on Computational and Experimental Science and Engineering (ICCESEN’2015), Antalya, (2015).