

**KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**MATEMATİK ANABİLİM DALI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**QRS KOMPLEKSİNİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE  
BELİRLENMESİ**

**SÜLEYMAN ÇETİNKAYA**

**KOCAELİ 2015**

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MATEMATİK ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

QRS KOMPLEKSİNİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE  
BELİRLENMESİ

SÜLEYMAN ÇETİNKAYA

Yrd.Doç.Dr. Hülya KODAL  
SEVİNDİR  
Danışman, Kocaeli Üniv.

Prof.Dr. Zahir MURADOĞLU  
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniv.

Prof.Dr. Cemil ÖZ  
Jüri Üyesi, Sakarya Üniv.

  
.....  
  
.....  
  
.....

Tezin Savunulduğu Tarih: 02.06.2015

## **ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜRLER**

Tez danışmanlığımı üstlenerek araştırma konusunun seçimi, yürütülmesi ve sunuma hazırlanması sırasında, değerli bilimsel görüş ve önerilerinden yararlandığım Yrd. Doç. Dr. Hülya KODAL SEVİNDİR'e teşekkür eder, saygılarımı sunarım.

Tez çalışmam sırasında bilgi ve tavsiyeleri ile benden yardımlarını esirgemeyen Yrd. Doç. Dr. Ömer ŞAYLI'ye ve Yrd. Doç. Dr. Cüneyt YAZICI'ya teşekkür ederim. Tez jürimde yer alan Prof. Dr. Zahir MURADOĞLU'na ve Prof. Dr. Cemil ÖZ'e değerli önerilerinden dolayı teşekkür ederim. Yine üzerimde emeği olan Matematik Bölüm Başkanı Prof. Dr. Halis AYGÜN'e teşekkürlerimi sunarım.

Tezin hazırlanması sırasında her konuda fedakarlık gösteren, maddi manevi yardımlarını esirgemeyen aileme teşekkürlerimi sunarım.

Mayıs – 2015

Süleyman ÇETİNKAYA

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜRLER.....	i
İÇİNDEKİLER .....	ii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	iii
TABLolar DİZİNİ .....	iv
SİMGELER DİZİNİ VE KISALTMALAR .....	v
ÖZET.....	vii
ABSTRACT .....	viii
GİRİŞ .....	1
1. GENEL BİLGİLER .....	3
1.1. Tarihçe.....	3
1.2. Sinyal İşleme .....	5
1.3. Medikal Sinyaller .....	7
1.4. Kalp İle İlgili Genel Bilgiler .....	8
1.5. Elektrokardiyogram (EKG).....	9
1.6. Elektrokardiyogram Dalga Bileşenleri .....	11
2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI.....	13
3. TEORİK BİLGİLER.....	19
3.1. Fourier Dönüşümü.....	19
3.2. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD).....	22
3.3. Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD).....	22
3.4. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD).....	23
3.5. Dalgacık Dönüşümü .....	24
4. MALZEME VE YÖNTEM.....	35
4.1. Kullanılan Medikal Sinyaller .....	35
4.2. Kullanılan Yöntem .....	36
5. BULGULAR VE TARTIŞMA .....	40
5.1. EKG Verisinin Dalgacık Dönüşümü ile Analizi .....	40
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....	42
KAYNAKLAR .....	48
ÖZGEÇMİŞ .....	55

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	Kalbin yapısı .....	9
Şekil 1.2.	Kalpte Elektrik İletim Yolları ve EKG Dalga Şeklinin Oluşumu.....	11
Şekil 1.3.	Normal EKG sinyali.....	12
Şekil 1.4.	Normal Elektrokardiyogramın Özellikleri .....	12
Şekil 3.1.	Bazı sinyallerin sinüzoidal bileşenleri.....	19
Şekil 3.3.	Fourier dönüşümü .....	21
Şekil 4.1.	Bir boyutlu örnek bir EKG verisi.....	35
Şekil 4.2.	101 ham veri.....	36
Şekil 4.3.	101 ham verinin zemin gezinmesinin db10 ile giderilmiş hali .....	37
Şekil 4.4.	101 ham verinin db10 ile gürültüsünün temizlenmiş hali.....	38
Şekil 5.1.	Çoklu çözülme analizinde dalgacık dönüşümü ile 5. seviyede ağaç modeli .....	41
Şekil 5.2.	101 numaralı EKG verisinin bir kanalına 5. seviyede db4 dalgacık dönüşümünün uygulanması .....	41

## TABLolar DİZİNİ

Tablo 4.1. Dalgacık dönüşümü kullanılarak R piki ve nabız sayısı kod şeması .....	39
Tablo 6.1. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere coif4 uygulandıktan sonra belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri .....	42
Tablo 6.2. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere db4 uyguladıktan sonra belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri .....	44
Tablo 6.3. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere db10 uyguladıktan sonra belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri .....	45
Tablo 6.4. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilerde belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri .....	46

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

$C^\infty(\mathbb{R})$	: $\mathbb{R}$ üzerinde her mertebeden türevlenebilen sürekli fonksiyonlar uzayı
$D$	: Ölçekleme operatörü
$E_b$	: $b$ 'ye bağlı modülasyon operatörü
$f$	: Herhangi bir fonksiyon
$\hat{f}$	: $f$ fonksiyonunun Fourier dönüşümü
$\gamma$	: Frekans
$\ \hat{f}(\gamma)\ $	: $f$ fonksiyonundaki $\gamma$ frekansının yoğunluğu
$F$	: Fourier dönüşümü
$F^{-1}$	: Ters Fourier dönüşümü
$H$	: Hilbert uzayı
$H_0$	: 1-periyodik fonksiyon
$H_1$	: $H_0$ 'a bağlı fonksiyon
$I$	: $\mathbb{R}^+$ 'nin alt kümesi
$L^1(\mathbb{R})$	: $\mathbb{R}$ üzerinde integrallenebilir fonksiyonlar uzayı
$L^1(\mathbb{R}^n)$	: $\mathbb{R}^n$ üzerinde integrallenebilir fonksiyonlar uzayı
$L^2(\mathbb{R})$	: $\mathbb{R}$ üzerinde karesi integrallenebilir fonksiyonlar uzayı
$l^2(\mathbb{Z})$	: $\mathbb{Z}$ üzerinde karesi toplanabilir diziler kümesi
sinc	: Sinüse bağlı parçalı bir fonksiyon
$\overline{\text{span}}\{D^j T_k \phi\}_{k \in \mathbb{Z}}$	: $\{D^j T_k \phi\}_{k \in \mathbb{Z}}$ ailesini geren uzay
Sup	: Supremum (üst sınırların en küçüğü)
supp	: Support (sonlu dayanak)
$\{T_k \phi\}_{k \in \mathbb{Z}}$	: $V_0$ için bir ortonormal taban
$T_\psi$	: Sürekli dalgacık dönüşümü
$T_k$	: $k$ 'ya bağlı öteleme operatörü
$\{v_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$	: $L^2(\mathbb{R})$ nin kapalı alt uzaylarının bir dizisi
$W_\psi H$	: Heaviside basamak fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümü
$\subset$	: Alt küme
$\Phi^*$	: Analiz operatörü, $\Phi$ 'nin eşlenik operatörü
$\Phi = \{\phi_i\}_{i \in I}$	: Ayrılabilir bir $H$ Hilbert uzayındaki vektörler ailesi
*	: Convolution (konvolüsyon)
$\times$	: Çarpma işlemi
$\psi$	: Dalgacık fonksiyonu
$\bar{\psi}$	: Dalgacık fonksiyonunun kompleks eşleniği
$\delta$	: Dirac delta fonksiyonu
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	: Euclid iç çarpımı
$\forall$	: Her
$\Lambda$	: Katsayıların bir indeks kümesi

$  \cdot  $	: Mutlak değer
$\varphi^{(n)}$	: n-yinci mertebeden türevlenebilir bir fonksiyon
$\  \cdot \ $	: Norm
$\Psi_{a,t}$	: Ölçeklenmiş ve ötelenmiş dalgacık fonksiyonlar ailesi
$\pi$	: Pi sayısı
$\infty$	: Sonsuz
$\  \cdot \ _{\infty}$	: Sonsuz normu
$\Sigma$	: Toplam sembolü
$\lceil x \rceil$	: x'den büyük ya da eşit olan en küçük tamsayı

### Kısaltmalar

A1-A5	: EKG Sinyaline Dalgacık Dönüşümü Uygulandıktan Sonra Her Bir Seviyedeki Yaklaşım Kısmı
AFD	: Ayrık Fourier Dönüşümü
ANS	: Autonomic Nervous System (Otonom Sinir Sistemi)
AV	: Kulakçık-Karıncık
coif4	: Coiflet-4 Dalgacık Dönüşümü
D1-D5	: EKG Sinyaline Dalgacık Dönüşümü Uygulandıktan Sonra Her Bir Seviyedeki Detayları
db10	: Daubechies-10 Dalgacık Dönüşümü
db4	: Daubechies-4 Dalgacık Dönüşümü
DTCWT	: Çift-Ağaç Kompleks Dalgacık Dönüşümü
EEG	: Elektroensefalogram
EKG	: Elektrokardiyogram
EMG	: Elektronöromiyografi
FD	: Fourier Dönüşümü
FN	: False-Negative (Hatalı Negatif)
FP	: False-Positive (Hatalı Pozitif)
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü
KZFD	: Kısa Zamanlı Dalgacık Dönüşümü
MKG	: Magnetokardiyogram
ms	: Milisaniye
mV	: Milivolt
PW	: Paley-Wiener Uzayı
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SNR	: Sinyal-Gürültü Oranı
TAFD	: Ters Ayrık Fourier Dönüşümü
VLP	: Ventricular Late Potential (Karıncık Geç Kasılma)
VPC	: Ventricular Potential Contraction (Karıncık Olası Kasılması)



## QRS KOMPLEKSİNİN DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE BELİRLENMESİ

### ÖZET

Matematiksel yöntemlerin gelişimi ile tıp bilimindeki zorlukların üstesinden gelmek daha kolay hale gelmektedir. Sinyal işleme alanında son yıllarda ortaya çıkan matematiksel gelişmeler oldukça dikkat çekicidir. Bu anlamda, en son geliştirilen çoklu ölçeğe dayalı olan dalgacık dönüşümü ile çok önemli mesafe kat edilmiştir. Dalgacık dönüşümü sayesinde, tıp bilimindeki zorlukların üstesinden gelinmesine ilişkin çalışmalar hız kazanmış ve daha etkili sonuçlar elde edilmeye başlanmıştır.

Bu tezde, dalgacık dönüşümü ile medikal sinyallerden Elektrokardiyogram (EKG) üzerinde uygulamalar yapıldı; literatürde daha önce yapılmış sonuçlara yakın sonuçlar elde edildi. Ayrıca, EKG sinyali üzerinde gürültü temizleme ve R piki belirleme ve buna dayalı nabız hesaplama üzerine uygulamalar yapıldı. Bu amaçla uygun kodlar yazıldı.

**Anahtar Kelimeler:** Dalgacık Dönüşümü, Fourier Dönüşümü, Medikal Sinyal, Nabız, R Piki Belirleme.

## **DETECTION OF QRS COMPLEX USING WAVELET TRANSFORM**

### **ABSTRACT**

Along improvement of mathematical methods, solving some medical problems related to signals has become much easier. In recent years mathematical developments in the signal and image processing area is highly intriguing. Wavelets emerged in three decades ago among the most successful frameworks for the efficient representation of medical data. There have been a number of successful applications of this method recently.

In this thesis, wavelet transformations are applied to some medical data and application results of different wavelet types are compared. Applications include denoising, detection of peak R and heart rate. To do so, proper MATLAB codes are written.

**Keywords:** Wavelet Transform, Fourier Transform, Medical Signal, Heart Rate, R Peak Detection.

## GİRİŞ

Bilim adamları çoğu kez 21. yüzyılı verinin çağı olarak ifade ederler. Günümüzde, teknolojik ilerlemeler ile verinin kazanımı daha kolay ve daha az maliyetli olduğu için verinin etkili bir şekilde incelenmesini ve işlenmesini gerektiren astronomik, tıbbi, meteorolojik, depremsel ve gözlem verisini içeren pek çok veri ile çalışılmaktadır. Pratik uygulamalardaki hemen hemen tüm verilerde istenen temel bir özellik şudur: Çıkarılması ya da belirlenmesi gereken uygun bilgi az sayıda parametre ile ifade edilmelidir. Böylece bu bilgi, temel olarak, uygun bir ifade ile sadece birkaç terimden faydalanılarak açıklanabilir. Bu gözlem sadece veri depolaması ve iletilmesi gibi konular için değil, aynı zamanda özellik tayin etme, sınıflandırma gibi konular için de çok önemlidir. Belirli bir veri sınıfını seyrek bir şekilde gösteren bir ifade bulunması için, geometriye dayanan özelliklerinin anlaşılması gerekir. Bundan dolayı, bu verileri etkili bir şekilde incelemek ve işlemek, geometrik yapılarını doğru bir şekilde anlayıp keşfetmenin önemli bir temel noktasıdır.

Günümüzde hemen her bilim dalında olduğu gibi tıp biliminde de matematiksel yöntemlerin kullanımının gün geçtikçe arttığı gözlenmektedir. Medikal sinyallerin analizi matematiksel yöntemlerin gelişmesi ile daha da kolay hale gelmektedir. Bir boyutlu verinin etkili bir şekilde temsil edilmesi için yapılan çalışmalar içerisinde başarılı olanların son halkası olan matematiksel dönüşüm dalgacık dönüşümüdür. Çoğunlukla bir boyutlu duruma hakim olan geleneksel çoklu ölçekli yöntemlerin kenarları belirlemede ve yönlere bağımlı (anizotropik) özelliklerde çok etkili olmadığına farkına varılmasından sonra, Klasik yaklaşımda kullanılan Fourier dönüşümü periyodik sinyaller için etkili olmasına rağmen, periyodik olmayan biyomedikal sinyallerde kullanımı yeterli gelmemektedir [1]. Bu sorunun üstesinden gelmek için Fourier dönüşümüne dayalı Kısa Zamanlı, Ayrık ve Hızlı Fourier Dönüşümleri geliştirilmesine rağmen bu yöntemlerle de optimal sonuçlar elde edilememektedir. Bu tezde medikal sinyallerden EKG verisine dalgacık dönüşümü uygulamaları yapıldı.

Bölüm 1’de sinyal işleminin tarihçesi verilip, kısaca sinyal işleme anlatıldı. Ayrıca kalp, medikal sinyaller ve bunlardan biri olan EKG hakkında bilgi verildi.

Bölüm 2’de literatür çalışması yapıldı.

Bölüm 3’de tezin konusuyla ilgili teorik bilgiler verildi. Bu bağlamda fourier ve dalgacık dönüşümlerinin teorileri tanıtıldı.

Bölüm 4’de kullanılan medikal sinyal ve yöntem tanıtıldı.

Bölüm 5’de EKG verisinin dalgacık analizi yapıp, medikal verilerde dalgacık dönüşümleri ile gürültü temizleme uygulamaları yapıldı. EKG verisinde zemin gezinmeleri kaldırıdıktan sonra R pikleri bulundu ve buna dayanarak nabız hesaplamaları yapıldı.

Bölüm 6’de bu tezde elde edilen bütün sonuçlar ve öneriler tartışıldı.

Bu tez çalışmasının amacı, literatürde önemli bir yere sahip olan sinyal işleme uygulamalarından gürültü temizleme problemine, medikal sinyallerden olan EKG sinyali kullanılarak, son yıllarda ortaya çıkmış ve çoklu ölçekli yöntemlerden olan dalgacık dönüşümünü uygulamaktır. Medikal verilerin kullanılması tıbbi açıdan son derece önemli olduğundan elde edilen dalgacık dönüşümünden elde edilen sonuçları literatüre kazandırmak oldukça yararlı olacaktır.

## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Tarihçe

19. yüzyılda Fourier herhangi bir periyodik fonksiyonun sonsuz sayıdaki kompleks üstel fonksiyonların toplamıyla ifade edilebileceğini söylemiştir. Fourier temelli dönüşüm teknikleri daha sonraki yıllarda Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) ve Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) algoritmalarının geliştirilmesiyle bilgisayarlarda veri işleme için önemli bir basamak atlanmasına olanak sağlamıştır.

Denis Gabor 1946 yılında Gabor Dönüşümü olarak bilinen Fourier temelli analiz yöntemini sunmuştur. Bu metotta pencereleme yöntemi kullanılarak işaretin küçük bir parçası zaman tanım aralığında ele alınmış, işaret zaman ve frekansın fonksiyonu olarak iki boyutta ifade edilmiştir. Burada pencere fonksiyonu Gauss Hata fonksiyonudur. Böylece durağan olmayan sinyallerin işlenmesi daha sağlıklı hale gelmiştir. Gabor dönüşümü, bugün Kısa zamanlı Fourier dönüşümü olarak yöntemin kaynağı olarak görülmektedir [2].

Fourier temelli analiz yaklaşımlarının ilerleyen kısımlarda da bahsedileceği, zaman ve/veya frekans çözünürlüğü sorunu gibi dezavantajları var olmuştur. Bu dezavantajlar, sinyal analizcilerini daha farklı yollara, modern ve parametrik yöntemlere yöneltmiştir.

Fourier serisi yaklaşımıyla başlayan sinyal frekans analizi kavramı günümüze değin ölçek analizi kavramına ve bununla sıkı sıkıya bağlı dalgacık dönüşümüne kadar gelişmiştir. Ölçek analizi, en sade haliyle bir  $f(x)$  fonksiyonunun ölçeği değişen matematiksel yapılar oluşturarak analiz edilmesidir. Önce basit bir temel fonksiyon tasarlanır, sonra bir miktar ötelenir ve ölçeği değiştirilir. Bu yapı herhangi bir fonksiyonun yaklaşımında kullanılır ve aynı işlemler tekrar edilir. Böylelikle yeni yaklaşımlar aynı basit yapısal temel fonksiyondan türetilerek elde edilir. Bu ölçek analizi dizisi, sinyalin farklı ölçeğe sahip ortalama dalgalanmalarını ölçtüğünden gürültüye de en az duyarlıdır.

Dalgacıkların ilk bahsi A. Haar (1909)'ın tezinde bulunan bir ekte geçmiştir. Haar dalgacıklar bazı sınırlı uygulamalar için geçerli olup, bilinen en basit ve en eski dalgacık fonksiyonudur. Haar dalgacığının bir özelliği, tam dayanağa sahip olmasıdır. Yani Haar dalgacığı sonlu bir aralık dışında sıfır olur. Fakat Haar dalgacıklarının türevi sürekli değildir ve bu özellik onların uygulamalarını biraz sınırlamaktadır [3].

1930'lu yıllarda değişken ölçekli taban fonksiyonlar üzerine yapılan çalışmalarda, Littlewood ve Paley, ölçeği değiştirken enerjisini koruyan fonksiyonlar elde etmişlerdir. Baz fonksiyonları ve ölçeği değişen baz fonksiyonları kavramlarını anlama, dalgacıkları anlamının temelidir [4]. 1950–1960 yıllarda Littlewood-Paley teorisi, kısmi diferansiyel denklemler ve integral denklemlerine uygulanmıştır.

Dalgacık terimi ilk kez 1984'de Morlet ve Grossman tarafından kuantum fiziği çalışmalarında kullanılmıştır. Alex Grossman ve Jean Morlet bu fonksiyon yapı blokları için ilk defa Fransızca küçük dalga anlamına gelen 'Wavelet' yani dalgacık adını önermişlerdir ve o zamana kadar Littlewood- Paley teorisi olarak belirtilen teori 'Wavelet' dalgacık teorisi olarak adlandırılmıştır.

1985 yılında, Stephane Mallat sayısal işaret işleme konusundaki çalışmaları sonucunda dalgacıkların gelişimine ek bir hız kazandırmıştır. 1987'de Mallat, ikinci derece ayna filtreleri, piramit algoritmaları ve ortonormal dalgacık bazları arasında bazı ilişkiler olduğunu keşfetmiştir [5].

Y. Meyer, bu sonuçları bir kısmından esinlenerek kendi adıyla anılan ilk dalgacıkları ortaya atmıştır. Haar dalgacıklarının türevi sürekli olmadığı halde, Meyer dalgacıklarının türevi süreklidir; ama buna rağmen Meyer dalgacıkları tam dayanağa sahip değildir.

Sonraki yıllarda, Ingrid Daubechies önemli bir adım atarak bugün hala kullanılmaya devam eden dalgacık ortonormal baz fonksiyonları kümesi oluşturmak için Mallat'ın çalışmasını kullanmıştır [6]. Dalgacık araştırmalarının öncüleri olarak sayabileceğimiz Ingrid Daubechies, Ronald Coifman ve Victor Wickerhauser gibi araştırmacılar sayesinde yöntem oldukça sağlam temellere oturmuştur.

Yaklaşık 30 yıldır modern dalgacık teorisinin ortaya çıkması, sinyallerin etkili gösteriminin gelişmesinde çok önemli olmuştur. Dalgacık dönüşümünün bu denli başarılı olmasının arkasındaki iki önemli sebep, Fourier yöntemine göre tekliklerde daha etkili olması ve çok geniş bir sinyal sınıfı için gerekli olan yaklaşımı optimal seviyede sağlamalarıdır. Sürekli ve sayısal durumun böylesine birleştirilmiş işlemine olanak sağlayan ana özellik bir çoklu çözülme analizidir. Bu analiz reel değişkenli fonksiyonlar ve sayısal sinyallerin bölgeleri arasında direk bir geçişe olanak sağlamaktadır. Bu durum, ayrıca sayısal sinyal işlemeciler tarafından geliştirilen filtre bankalarının teorisi ile de uyumludur. Dalgacık teorisinin bir diğer başarısı da zengin matematiksel yapısıdır. Bütün bu özelliklerin sonucunda dalgacık, görüntü ve sinyal işlemede abartısız bir şekilde devrim yapmıştır.

## **1.2. Sinyal İşleme**

Sinyal işleme, sinyalde bulunan bilgilerin elde edilmesi için kullanılan teknikleri içerir. Sinyal işleme, sistem analiz ve sentezi için, sistemlerin sinyallerde yaptığı değişimlerin bulunması veya sinyalde istenen değişiklikleri yerine getirecek bir sistemin tasarlanması işidir.

Sinyallerin analiz edilmesi direk sinyalin kendisi veya sinyalin gösteriminin başka boyutlara (zaman-frekans, zaman-ölçek, v.b.) taşınarak gerçekleştirilmesiyle yapılmaktadır. Amaç, sinyalin bilgi kaybına uğratılmadan bu boyutlardan birisine dönüşümü yapılarak işlenmemiş haldeki verilerden sağlıklı seçilemeyen anlamlı detay bilgilerine ulaşmaktır. Öncelikle herhangi bir sinyalden daha fazla bilgi almak için matematiksel dönüşüm işlemleri uygulanır. Mevcut birçok dönüşüm tekniği farklı tip sinyaller ve amaçlar için kullanılmaktadır. Sinyal işleyicileri birçok modern dönüşüm tekniği kullanılmaktadır. Örneğin Hilbert dönüşümü, Fourier dönüşümü, Kısa Zamanlı Fourier dönüşümü, Zak dönüşümü, Akan Fourier dönüşümü, Wigner, Radon, Dalgacık dönüşümü ve parametrik yöntemler sayılabilir. Her bir dönüşüm tekniğinin kendine göre avantajları ve dezavantajları vardır.

Bütün analiz yöntemlerinde olduğu gibi spektral analiz yöntemlerinde de ihtiyaç duyulan bilgilerin en doğru ve en detaylı şekilde sunulması gerekmektedir. Bu

nedenle kullanılan alana göre çeşitli spektral analiz yöntemleri kıyaslanarak en uygun yöntem belirlenmelidir [7].

Sinyal işleme metotları, frekans tabanlı metotlar olup görsel sistemi model alırlar ve görüntüleri, çok sayıda filtreli görüntülere bölmektedirler. Bu filtreli görüntülerin her biri, belli dokusal özelliklere benzeyecek olan bir dizi frekans (boyut) ve yönelimin üzerinde yoğunluk varyasyonları içerirler.

Bir sinyalin özellikleri zamanla değişmiyorsa, bunlara durağan sinyaller denir. Durağan sinyalleri incelemek için Fourier dönüşümü kullanılır. Bu sinyaller Fourier dönüşümü altında sinüs ve kosinüs dalgalarının lineer bileşimine ayrışır. Fourier analizi bir sinyali frekans bileşenlerine ayrıştırır ve her bir bileşenin etkisini saptar [8]. t sürekli bir değişken olmak üzere bir  $f(t)$  sinyali için zamandaki frekans bileşeni yersel olarak incelenebilir. Fourier dönüşümü de sinyalin frekans dağılımını verir. Fakat zamanla ilgili hiç bir bilgi vermez. Eğer aralıklar arasında, sinyalin frekans bileşeni önemli ölçüde değişiyorsa, Fourier dönüşümüyle bu işaretin analiz edilmesi halinde, bu dönüşüm bütün zaman eksenini kaplar ve verideki yüksek frekans bilgisinin kaybolması gibi işarettaki her türlü yersel düzensizlikleri kaldırır. Bu nedenle durağan olmayan işaretler ve gerçek zaman işaretlerinin incelenmesinde Fourier dönüşümü tek başına yeterli değildir. Durağan olmayan işaretler için zaman-frekans analiz metodu kullanılması işaretin zamana karşı ani frekans bileşenlerinin karakterize edilebilmesini sağlar.

Çevremizde incelenmesi gereken birçok sinyal mevcuttur. Biyolojik işaretler, insan sesi, makine titreşimleri, müzik gibi birçok sinyalin, kodlanması, sıkıştırılması, temizlenmesi, modellenmesi gibi işlemler yapılmaktadır. Bu amaçla kullanılan eski dönüşüm yöntemi Fourier Dönüşüm yöntemidir. Birçok sinyal zaman alanında gösterilir. Zaman aralığında bir sinyalin çizilmesi zaman-genlik gösterimi ile ifade edilir. Bu gösterim çoğu zaman sinyal işlemede iyi bir gösterim olmamaktadır. Çoğu durumlarda ayırt edilebilir önemli bilgiler frekans bileşenlerinde gizlidir. Fourier dönüşümü, sinyalin frekans bileşenlerini bize verir. Yani sinyalde ne kadarlık bir frekans mevcut olduğunu gösterir. Fakat bu frekansların hangi zaman aralığında olduğunu gösteremez. Eğer sinyal durağan ise, bu bilgiler gerekli değildir. Çünkü durağan sinyallerde zamana göre frekans değişmez. Eğer sinyalin zamana göre



frekansı deęiřiyorsa, bunlara duraęan olmayan sinyaller denir. Fourier donuřuėmu duraęan olmayan sinyallerde ne tur bir spektral bileřen olduęunu ogrenmek iin kullanılır, fakat nerede oluřtuęunu soyleyemez [9].

### 1.3. Medikal Sinyaller

Birok medikal sinyal ve goruntu, onları anlayıp yorumlamak ihtiyacı nedeniyle bilim adamlarının ilgisini ekmektedir. Bu medikal sinyaller arasında elektroensefalogram (EEG), elektronromiyografi (EMG), elektrokardiyogram (EKG) soylenebilir. Bu sinyallerin yorumlanması, hayatımızı tehdit eden medikal hastalıkların tanısında kolaylık saęlar. Bu medikal sinyalleri kısaca tanıyalım.

Nobetler ya da krizler kısa bir zaman aralıęı iin genellikle kiřinin nasıl davranacaęını veya nasıl hissettięini etkileyen, beyindeki elektriksel aktivitenin aniden artması veya yukselip duřmesi řeklinde tanımlanabilir. Epilepsi tekrarlayan nobetlerle bilinen yaygın bir sinirsel bozukluktur. Dalgacık donuřuėmu kullanılarak eřitli ayrışım seviyelerinde farklı enerji daęılımlarıyla tanımlanan 40'dan fazla epilepsi eřidi vardır. EEG serebral korteks sinir hucreleri tarafından retilen elektriksel potansiyelin bir kaydıdır. Kaydedilen EEG deęiřen elektrik alanının yersel daęılımının grafiksel gosterimini saęlar. Matematiksel prizma ya da mikroskop olarak da bilinen dalgacık donuřuėmu EEG'nin analizi ve doęru anlaşılması iin kullanılabilir. Tıp tarihindeki en eski elektrofizyolojik yontemlerden biri olan EEG, zellikle epilepsi, ansefalit ve ensefalopati gibi hastalıkların tanı ve izlenmesinde vazgeilmezlięini kanıtlamıştır. te yandan elektrofizyolojiksel yontemler iinde en ok yanlış yorumlanandır. EEG kafatası zerine yerleřtirilen oklu elektrotlar tarafından kaydedilir. Genellikle 20-40 dakika arasında suren bir kayıttır.

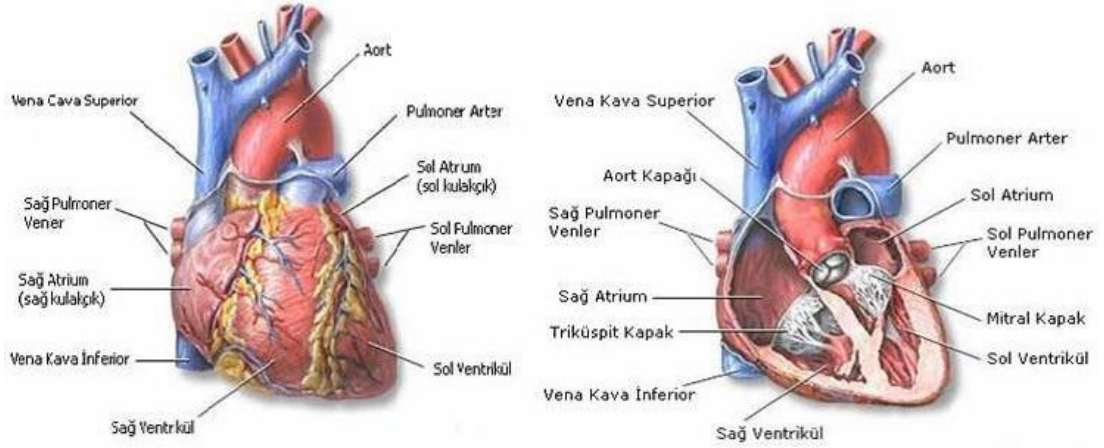
EMG, sinirler ve kaslardan alınan elektriksel sinyallerin bir kaydı olup sinirleri etkileyen hastalıklarda tanı koymak, tanıyı doęrulamak, iřlev bozukluklarını ya da yapısal hasarların řiddetini belirlemek, hastalık surecini izlemek ve uygulanan tedavinin etkisini deęerlendirmek iin bařvurulan bir inceleme yontemidir. EMG incelemesinde hastaya farklı testler uygulanabilir. En ok uygulanan testler "sinir ileti alıřmaları" ve "ięne EMG'si" testleridir. EMG incelemesi sırasında; cilt

üzerine yapıştırılan uyarıcı elektrodlarla sinirlerin belirli noktalarına verilen elektrik uyarıları ile bu sinirlerdeki sinyaller ortaya çıkarılır. Bu sinyal deri üzerine yerleştirilen kayıt elektrodları ile kaydedilir. Bu işlem; iğne elektrot adı verilen özel bir kayıt elektrotlarının kas dokusu içine batırılması ve kas lifleri üzerinde elektriksel sinyallerin kayıt altına alınması amacıyla yapılmaktadır. Kas liflerinin hafif ve güçlü kasılmaları sırasındaki ürettikleri sinyaller değerlendirilir. Böylece saptanan hastalığın vücudun neresinde olduğuna ya da yaygın bir hastalık durumunda hastalığın yaygınlık derecesine ilişkin bilgiler elde edilir [10].

Kalp insan için hayati önem taşır. Bundan dolayı kalbin çalışması sırasındaki bozuklukların önceden tespit edilip, tedavi yoluna gidilmesi gerekir. Bu bozukluklar biyolojik işaretlerden anlaşılabilir. İşaret, bilgi taşıyan zamana göre değişen veya değişmeyen büyüklüklerdir. Biyolojik işaretler ise canlı vücudundan elektrotlar ve dönüştürücüler aracılığı ile alınan elektrik kökenli veya elektrik kökenli olmayan işaretlerdir. EKG ve EEG gibi işaretler elektrik kökenlidir. Kan basıncı ve vücut sıcaklığı gibi işaretler elektrik kökenli olmayan işaretlerdir. Bu çalışmada amaç EKG Sinyallerindeki anlamlı bilgileri Dalgacık Dönüşümü yöntemi ile daha kısa sürede daha az veri ile elde etmek, elde edilen değişik hastalıklara ait özellik vektörlerini sınıflandırmak, çeşitli dalgacık dönüşümleri ile uygulama yapıp sonuçları karşılaştırmaktır.

#### **1.4. Kalp İle İlgili Genel Bilgiler**

İnsan kalbi göğüs kafesinin ön kısmında yer alır. Kalp, oksijen ve besleyici maddeler taşıyan kanı, damarlara pompalayan bir kastır. Kalp genel olarak dört parçadan oluşur. Bunlar sağ ve sol kulakçık (atriyum) ile sağ ve sol karıncık (ventrikel)'dir. Kulakçıklar ve karıncıklar ile karıncıklara bağlı damarların arasında kanın tek yönlü akışını sağlayan kapakçıklar vardır. Kalbin çalışması sırasında kan önce kulakçıklar tarafından karıncıklara pompalanır. Karıncıklar dolar ve gelen sinyalle birlikte kasılan karıncıklar kanı damarlara pompalar. Damardan geriye dönen kan sağ taraftan akciğere gönderilir [11].



Şekil 1.1. Kalbin yapısı

### 1.5. Elektrokardiyogram (EKG)

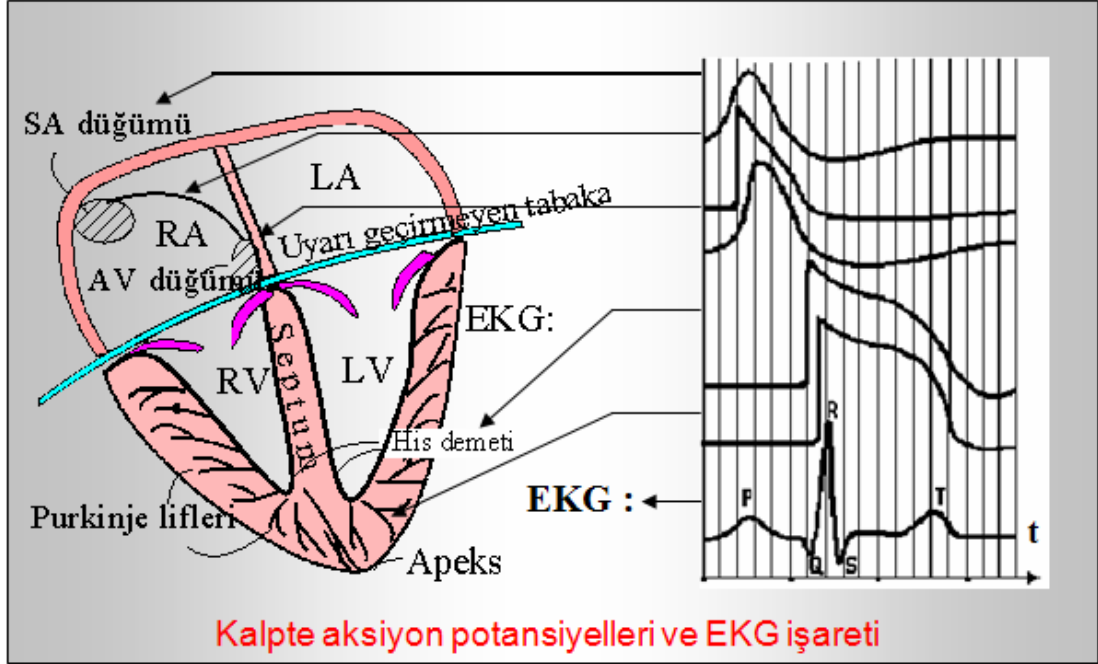
Elektrokardiyogram (EKG) kalp tarafından üretilen biyoelektriksel aktivitenin kayıdır. Kalp, kasılması için kalp kasına doğru yayılan küçük elektriksel uyarılar üretir. Bu uyarılar EKG makinesi tarafından tespit edilebilir. Makine her kalp atışı meydana geldiğinde elektriksel uyarıları artırır. Daha sonra bu uyarılar bir kâğıda ya da bilgisayara kaydedilir. Elde edilen grafikteki sivrilikler ve eğimler incelenir. Özellik çıkarımı ve EKG'den gürültü temizlenmesi kardiyoloji biliminde faydalıdır. Bu alanda dalgacık temelli metotlar en iyi performansı göstermektedir. Elektrokardiografi kalbin işlevinin değerlendirilmesinde kullanılan en önemli yöntemlerden biridir. Doğrudan doğruya kalp kasının kasılma şeklini gösterir. EKG ile kalbin ritim ve iletim bozuklukları belirlenebilir. Koroner yetmezliği veya infarktüs tanısı konulabilir. Kalp duvarlarında kalınlaşma ve kalp boşluklarında genişleme bulguları saptanabilir. Elektronik kalp pilinin işlevleri değerlendirilebilir. Bazı kalp ilaçlarının etkileri, elektrolit dengesizliği (özellikle serum potasyum eksikliği veya fazlalığı). Kalp dışı hastalıkların kalbe etkileri araştırılabilir. EKG ortalama 5-10 dakika süren bir inceleme yöntemidir [12].

Özel olarak kalbin sağ kulakçığında yer alan ve sürekli elektrik potansiyeli üreten sinüs düğümü, kalbin bilinen ritmik hareketini gerçekleştirmekle görevlidir. Sinüs düğümü tarafından üretilen bu potansiyeller vücudun iletkenlik özelliğinden yararlanılarak değişik teknikler kullanılarak tespit edilebilir. Bu, çok küçük gerilimler, kollara, bacaklara veya göğse konulan yüzey elektrotlarıyla alınır. Temelde galvanometre ve yükselteç olan elektrokardiyograf cihazı bu çok küçük

gerilimleri alır, yükseltir ve kağıt üzerine kaydeder. Bu elektriksel değişimlerin kaydedilip görüntülenmesine Elektrokardiyogram (EKG), elektrokardiyoğrafi sırasında kullanılan cihaza da Elektrokardiyoğraf denir. EKG üzerinde kalbin elektrik potansiyellerinin yön, genlik ve zamana göre değişim bilgileri vardır. EKG dalga şekilleri miyokardiyal iskemi ve enfarktüs, ventriküler hipertrofi ve aktarım problemleri gibi kalp hastalıkları ve anormallikleri durumunda değişir. Elektrokardiyogram ile kalp atışı aritmileri tanımlanır ve biyomedikal sinyal işleme için önemli bir işlemdir [13].

Kalbin elektrik sisteminde, kalbe özel elektriksel aktiviteler ile özel bir iletim sistemi, kalbin ritmik kasılma gevşeme işleminde önemli rol oynar. SA düğümü doğal bir tetikleyicidir ve potansiyel üretir. Bu SA düğümünün potansiyeli tüm kalbe yayılır. Böylece sistemli bir hareketlilik başlar [14]. Bu oluşum aşağıdaki adımlardan meydana gelir;

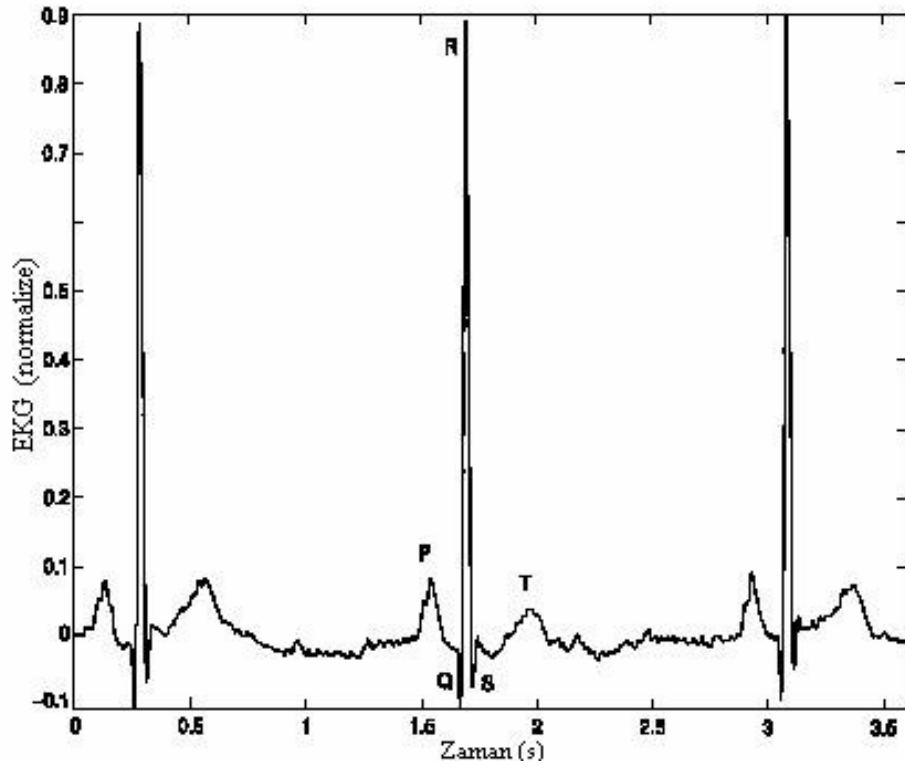
1. SA düğümü tetiklenir.
2. Kulakçık kas yapısında çok küçük elektrik potansiyeli oluşur. Bu da kulakçıkta kasılma meydana getirir. Bunun sonucunda EKG'deki P dalgası oluşur. Kulakçığın yavaş kasılmasından dolayı P dalgası küçük bir dalgadır. Genliği 0, 1-0, 2 mV süresi 60-80 ms kadardır.
3. Uyarılma dalgası AV (Kulakçık- karıncık) düğümünde bir iletim duraksaması yapar. Bu da P dalgasından sonra yaklaşık 60-80 ms'lik bir dalga oluşturur. Bu dalgaya PQ dalgası denir. Bu sırada kan kulakçıktan karıncığa geçer.
4. His demeti, demet dalları yani purkinje lifleri kulakçıkların hızlı uyarılmasını sağlarlar.
5. Uyarı dalgası yukarıdan aşağıya doğru yayılır. Kulakçıklarda hızlı kasılmayı sağlar. Bu da EKG' deki QRS dalgasını oluşturur. QRS'nin genliği 1 mv, süresi 80 ms civarındadır. Keskin bir dalgadır.
6. Karıncık kasılmasından sonra 100-120 ms süren ST dalgaları oluşur.
7. Karıncıkların gevşemesi T dalgalarına yol açar. T dalgalarının genliği 0, 1-0, 3 mv süresi 120-160 ms kadardır [14].



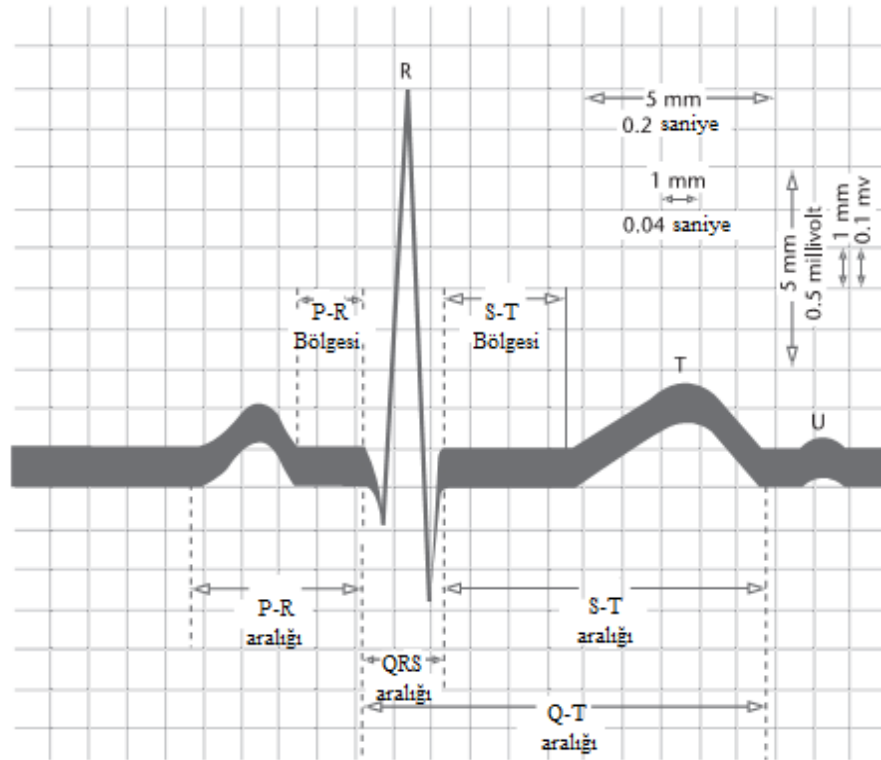
Şekil 1.2. Kalpte Elektrik İletim Yolları ve EKG Dalga Şeklinin Oluşumu

### 1.6. Elektrokardiyogram Dalga Bileşenleri

EKG dalgası Şekil 1.4'de gösterildiği üzere P, QRS ve T diye üç ana bileşenden oluşmaktadır. SA düğümü kendiliğinden tetiklenerek aksiyon potansiyeli yaratılır. Yaratılan elektriksel aktivite kalbin diğer bölümlerine nispeten kulakçıklarda daha yavaş hızla yayılır. Bunun sonucunda da karıncıklardaki kasılma (depolarizasyon) yavaş olur. Bunun sonucunda P dalgası oluşur. Karıncıkların yavaş kasılmasından dolayı P dalgasının değişimi yavaş ve genliği de küçük büyüklüktedir. P dalgasının genliği yaklaşık olarak 0,1-0,2 mV ve süresi de yaklaşık olarak 60-80 ms'dir. AV düğümüne gelen uyarı dalgası burada yaklaşık 60-80 ms geciktirilir. EKG sinyalinden P dalgasından eş-elektrik bölgesi olarak bilinen PQ bölgesi ortaya çıkar.



Şekil 1.3. Normal EKG sinyali [15]



Şekil 1.4. Normal Elektrokardiyogramın Özellikleri [16]

## 2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Sinyal ve görüntü işleme uygulamalı matematikte oldukça önemlidir. [17,18,19]'da dalgacık dönüşümünü kullanarak EEG analizi üzerine çalışmalar yapılmıştır. [20]'de EEG kaynak incelemesinde ters probleme dayalı bir çalışma sunulmuştur. Buna karşın [21]'de EEG kaynak incelemesinde direkt probleme dayalı bir çalışma sunulmuştur. [22]'de, [23]'de ve [24]'de EEG'nin analiz edilip epileptik nöbetlerin sınıflandırılması ve belirlenmesi amacıyla dalgacık dönüşümü ile yapay sinir ağı ve destek vektör makinesi (support vector machine) dayalı çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu alandaki çalışmaların nihai amacı epileptik nöbetlerin tahmini için bir mekanizma geliştirmektir.

[25]'de tekillik belirleme ve dalgacık ile sinyal ve görüntü işleme üzerine bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla gürültü temizleme uygulaması sunulmuştur. [26]'da ise, görüntüler üzerindeki çoklu kenarların dalgacık ile belirlenmesi ve kenarlardan görüntünün tekrar karakterize edilmesi üzerine çalışma yapılmıştır. [27]'de dalgacık dönüşümü kullanarak sinyal işleme üzerine önemli bir kaynak sunulmuştur. [28]'de dalgacık ile eşik değeri belirleyip gürültü temizleme üzerine çalışılmıştır. [29]'da harmonik analiz ve veri sıkıştırma arasındaki etkileşimlerle ilgili önemli bir çalışma yapılmıştır.

Bir EKG'de P dalgasının, QRS kompleksinin ve T dalgasının belirlenmesi önemlidir. Bunun için algoritma üretmek fizyolojik koşullara maruz kalan sinyalin zamanla değişen morfolojisinden dolayı zor bir problemdir. Son zamanlarda dalgacık tabanlı teknikler ile bu özellikleri belirlemek önem arz etmektedir [30].

[31]'de izole edilen kalp vurularını (kardiyak beat) tanımlamak için 3 farklı dalgacık dönüşümünün (Daubechies, Spline ve Morlet) uygulama sonuçları kıyaslanmıştır. [32]'de Gaussian fonksiyonunun birinci mertebeden türevi EKG dalga formlarını karakterize etmek için kullanılmıştır.

Daha sonra [33]'de QRS kompleksinin, P ve T dalgalarının başlangıçlarının ve uzantılarının konumunu ve sinyalin çeşitli kısımlarını ölçmek ve belirlemek için ikili

(dyadic) dalgacık dönüşümlerini kullanan modül maksimum-temelli dalgacık analizi kullanılmıştır. Bu çalışmada QRS kompleksinin, T ve P dalgalarının, PR, ST ve QT aralıklarının genişliğide dahil EKG sinyalinin zamanlama aralıklarını belirlemek için methot kullanılmıştır. Bu aralıkların ölçülmesi kalbin elektriksel aktivitesini tasvir etmede önemli olan EKG'deki bileşenlerin bağıl pozisyonlarını verir.

[34]'de EKG'den güvenilir genlik ve zaman parametresini elde etmek için hem başlangıç noktalarının hemde dalgacık ekstremumlarının kullanımı ileri sürülmüştür.

R dalga detektörleri EKG sinyallerinin analizi için çok faydalıdır. Hem ortalama (averaging) analiz metotlarında kullanılan referans noktalarını bulmada, hem de kalp hızı sınıflandırabilme ölçümlerinde yararlanılabilen R-R zaman serisi hesaplamalarında kullanılırlar. Çeşitli sinyal analiz metodları kullanan birçok QRS belirleme algoritmaları mevcuttur. Bunlardan en yaygın filtrelerle eşleşen sinyale ya da zaman-frekans ayrıştırma metoduna dayanmaktadır. [35]'de sinirsel bağlantılar, genetik algoritmalar ve sözdizimsel (syntactic) metotlar incelenmiştir. [36]'da dalgacık tabanlı QRS tespit metodu geliştirilmiştir. Bu çalışmada önceden seçilmiş başlangıç vurularının ön-işlemesinden elde edilen bir eşikten daha büyük modül maksimum değerini bulmaya dayanan bir yöntem ileri sürülmüştür. Bu metotta eşik değeri daha iyi bir performans elde etmek için analiz sırasında güncellenmiştir. Ayrıca gereksiz R dalgalarının ve gürültü tepelerinin atıldığı bir süreç sonrası aşamaya sahiptir. Algoritma MIT-BIH veri tabanında test edildiği zaman %99,94 pozitif tahmin değeri ve %99,90 hassasiyetle iyi bir performansa ulaşmıştır.

[37]'de karıncık olası kasılmalarını (VPC) belirlemek için bir algoritma geliştirilmiştir. Fuzzy sinirsel ağı ekleyerek VPC derecelendirmesinde %99,79 başarıya ulaşılmıştır. [38]'de QRS komplekslerinin, P ve Q dalgalarının uç noktalarının, başlangıçlarının ve uzantılarının belirlendiği güçlü EKG çizim sistemine ikili dalgacık dönüşümü uygulanarak bir önceki algoritma kullanılmıştır.

[39]'da iki ardışık ikili dalgacık ölçeğinin lokal maksimumunu bulan ve R dalgaları ve gürültü tarafından üretilen lokal maksimumları sınıflandırmak için kıyaslama yapan bir algoritma sunulmuştur. Bu çalışma ikili dalgacık dönüşümüne dayanan metodu göstermektedir.



[40]'da sürekli dalgacık dönüşümünden (SDD) yararlanarak [39]'daki çalışma geliştirilmiştir. SDD temelli algoritma QRS modül maksimum eğrilerinin daha iyi tanımına olanak sağlayan yüksek zaman-frekans ayrıştırmasını bulmaktadır. Bu ise gürültü sinyallerinde ölçek genelinde takip etmeyi ve QRS maksimum uçlarına karşılık gelen spektral bölgeleri daha iyi tanımlamayı sağlamaktadır. Bu çalışmada QRS modül maksimum doğrularının karakteristik şeklini QRS'yi diğer sinyal yapılarından (gürültü, zemin gezinmesi de dahil) filtrelemek için kullanmışlardır. Bu çalışmada QRS belirlemenin örnekleri mevcuttur. Algoritma Royal Infirmary of Edinburgh'daki yoğun bakım ünitesinden toplanan sinyaller için %99,53 hassaslık ve %99,73 pozitif tahmin göstermektedir ve MIT-BIH veritabanından alınan standart sinyaller için %99,7 hassaslık ve %99,68 pozitif tahmin vermektedir.

[41]'de zemin gezinmesinden kaynaklı ST kısımlarının bozulmasını minimize etmek için dalgacığa dayalı bir filtre kullanılmıştır. Çalışmanın devamında [42]'de bir dalgacık interpolasyon filtresi tanımlanmıştır. Bu yöntemde eforlu EKG'nin ST kısmında hareketten kaynaklanan parazitlerin yok edilmesi hedeflenmiştir. [43]'de EKG'den gürültüyü kaldırma amaçlı farklı dalgacık tabanlı yöntemler kıyaslanmıştır.

[44]'de sinyali gürültüden ayırma algoritmaları için bir dalgacık paket eşik algoritması geliştirilmiştir. [45]'de dalgacık dönüşümü kullanılarak EKG'de elektromiyogram (EMG) gürültüsünü azaltmaya çalışılmıştır. Çalışılan yöntemle sinyal-gürültü oranında (SNR) 10 desibelden fazla bir gelişme gözlemlendiği görülmüştür.

Karıncık geç kasılmaları (VLP) QRS kompleksinden sonra meydana gelmektedir ve gürültüler tarafından gizlenmektedir. VLP'ler yaşamı tehdit eden aritmiye sahip hastaları belirlemek için bir işaret olarak kullanılmaktadır. [46]'da VLP'lerin belirlenmesinde hem harmonik hem de yakından ilişkili dalgacıklar kullanılmıştır. Bu çalışmada EKG'den ST ve TP kısımlarının bir dalgacık ayrıştırması gerçekleştirilmiştir ve VLP'leri belirlemek için her bir seviyede yer alan ilgili enerjiler kıyaslanmıştır. Yine aynı çalışmada VLP'lerin belirlenmesi için klinik uygulamalarda geniş çapta kullanılan Simson metoduna diğer bir teknik uygulanarak üstün sonuçlar elde edilmiştir.

[47]'de miyokard enfarktüsünden sonra aritmi durumları için sinyal ortalamalı EKG'nin dalgacık korelasyon fonksiyonunun tahmin değeri geliştirilmiştir.

[48]'de ileri beslemeli sinir ağlarına bir giriş olarak Morlet dalgacık önışlemeli veri kullanarak VLP'lerin belirlenmesi için detaylı bir metot sunulmuştur. Gürültü eklenmiş ve VLP'leri içeren simülasyon EKG verilerinde teknik test edilmiştir ve hatta gürültünün yüksek seviyelerindeki sınıflandırmada bile yüksek doğruluk derecesi elde edilmiştir.

[49]'da geç potansiyellerin belirlenmesi için kullanılan sinyal ortalamalı EKG'ler için bir ayrık dalgacık-tabanlı filtreleme metodu tanımlanmıştır.

[50]'de dalgacık enerji skalogramları her bir kalp atışı için EKG'deki aralıklı ve frekans çeşitliliğini gösteren ve VLP'leri vurgulayan bir metod olarak sunulmuştur.

[51]'de QRS kompleksinden sonra meydana gelen bir seçili zaman-frekans bölgesinde dalgacık enerji yoğunluk yüzeyinin davranışını analiz etmeye dayanan bir VLP belirleme metodu geliştirilmiştir.

[52]'de sürekli dalgacık dönüşüm sinyalinden VLP'leri tanımak için bir yapay sinir ağı kullanan hibrit bir metod ileri sürülmüştür. Bu çalışmada sonuçların VLP'lerin belirlenmesinde %80 hassaslık ve %77 özgülük gösterdiğini rapor edilmiştir.

[53]'de zaman-frekans bölgesinde dalgacık varyans dağılımını analiz ederek kronik monomorfik ventrikular taşikardili hastalarda miyokard enfarktüs sonrasında QRS sinyalinin vuru çeşitliliği araştırılmıştır.

[54]'de önceden alınan sol ve sağ koroner (kalp atar damarı) darlık ve daha sonra anjiyoplasti yapılan hastalardan alınan EKG kayıtlarını analiz etmek için Morlet dalgacık dönüşümleri kullanılmıştır.

[55]'de özellikle geç potansiyellere ve anormal iç QRS potansiyellerine bakarak QRS kompleksinin vuru değişikliklerini belirlemek için EKG ve MKG (magnetokardiogram) nin Morlet-tabanlı sürekli dalgacık dönüşümü ayrıştırmasından elde edilen hem genlik hem de faz bilgisi kullanılmıştır.

[56]'da hibrit sinirsel ağ yapısını kullanarak EKG sinyallerinde normal atış, erken karıncık kasılması, tempolu atış da dahil farklı morfolojilerin sınıflandırması yapılmıştır.

[57]'de bu alanda öncülük yapan çalışmada psikofizyoloji, bilgisayarla görüntüleme ve görüntü işleme alanlarında geliştirilen çok kanallı modellerin yeniden bir incelemesi yapılmıştır. Bilgisayarlı görüntülemeye geliştirilen klasik çok çözünürlüklü piramidal dönüşümleri tekrardan ele alınmış ve onların dalgacık ortonormal bazda bir görüntünün ayrışımıyla nasıl ilişkili oldukları gösterilmiştir.

[58]'de EKG'deki QRS komplekslerinin belirlenmesi için dalgacıkların kullanımı araştırılmıştır. Bu çalışmada doğru QRS belirlemede lineerlik ve zaman/frekans belirleme gibi dalgacık özelliklerinin etkilerini belirlemek için farklı özellikleriyle dalgacık fonksiyonları incelenmiştir. Bu çalışmada kübik spline dalgacığı kullanılmıştır.

[59]'da uygun bir MATLAB simülatörü geliştirilerek EKG dalga formları üretilmiştir ve dalgacık dönüşümleri kullanılarak gürültü temizlendikten sonra P, T ve QRS kompleksleri belirlenmiştir.

[60]'da dalgacık dönüşümünün özellikleri kullanılarak QRS belirlemek için güçlü bir algoritma sunulmuştur. Dalgacık dönüşümü kullanılarak EKG sinyali frekans bantlarının bir kümesine ayrıştırılmıştır.

[61]'de dalgacık dönüşümü kullanılarak R piki ve QRS belirleme algoritması geliştirilmiştir. Dalgacık dönüşümü hem zamanda hem frekansta etkili bir yer belirleme sağlamaktadır. Bu çalışmada EKG sinyalinden ilgili bilgiyi çıkarmak için sınıflandırma yapmada Ayrık Dalgacık Dönüşümünü kullanılmıştır. Analiz MATLAB kullanılarak yapılmıştır ve piklerin doğru belirlenme oranı %99 un üzerindedir.

[62]'de QRS kompleksinin bulunması ve değerlendirilmesi için çoklu çözünürlüklü dalgacık dönüşümünü sunulmuştur.

[63]'de sabit yapılı matematiksel morfoloji operatörleri EKG'deki QRS komplekslerini belirlemek için kullanılmıştır. MIT-BIH aritmi ve Physionet QT

veritabanları sırasıyla R dalgalarının ve diğer referans noktalarının belirlenmesinin performansını değerlendirmek için kullanılmıştır.

[64]'de EKG sinyalinden gürültünün temizlenmesi ve özellik çıkarımı için farklı dalgacık dönüşüm tekniklerinin karşılaştırılmasından bahsedilmiştir ve dalgacık dönüşümünün EKG sinyalinin analizi için en güçlü yöntem olduğu belirtilmiştir.

[65]'de çift-ağaç (dual-tree) kompleks dalgacık dönüşümüne (DTCWT) dayanan yeni bir gürültü temizleme algoritması sunulmuştur. EKG sinyalleri ve kalp sesi sinyalleri DTCWT kullanılarak temizlenmiştir. Sonuçlarda DTCWT nin daha etkili olduğu gösterilmiştir.

[66]'da kompleks EKG dalga formlarının piklerinin belirlenmesi için yeni bir algoritma sunulmuştur. İyi biçimli EKG (hem tipik hem kompleks) dalga formlarının çoğunun standart terminolojiye göre 9 kategoriye ayrıldığı tanımlanmıştır. Bu EKG dalga form sınıflandırmasından sonra algoritma dalga formlarını çeşitli özelliklerine göre sınıflandırmak için birinci türev, ikinci türev ve adaptif eşikleme gibi sinyal analiz teknikleri kullanılmıştır.

[67]'de faz-portresi inşası için türev kuralını kullanarak elektrokardiyogramın QRS komplekslerini belirlemek için iki metot geliştirilmiştir. Birinci metot faz uzayındaki Öklid uzaklık hesaplamasına dayandırılmıştır; ikinci metot faz uzayındaki bölge hesaplamasına dayandırılmıştır.

[68]'de EKG sinyalinden gürültü temizlemek için kullanılan farklı ayrışım metotlarının kıyaslamalı bir incelemesi yapılmıştır.

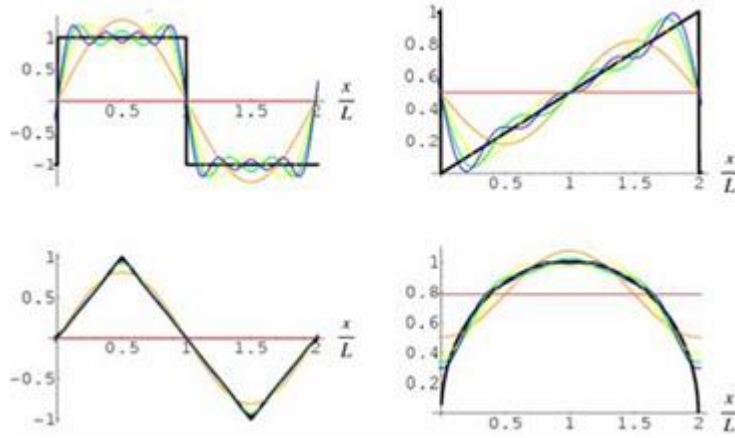
[69]'da MIT-BIH aritmi veri tabanı sinyallerini kullanarak yüzlerce deney ve simülasyondan sonra dalgacık dönüşümüne ve adaptif eşiklemeye dayanan yeni bir algoritma geliştirilmiştir.

### 3. TEORİK BİLGİLER

Bu bölümde, tez kapsamında çalışılan dalgacık matematik dönüşümü hakkında bilgi verilecektir. Dalgacık dönüşümü Fourier tabanlı bir dönüşüm olarak inceleneceğinden önce Fourier dönüşümü hakkında bilgi verilecektir.

#### 3.1. Fourier Dönüşümü

Fransız bilim adamı olan Jean Baptise Joseph Fourier (1768-1830), sinyalleri sinüzoidal bileşenlere ayırtmıştır ve Fourier analizi olarak tarihe ismini yazdırmıştır. Fourier, sürekli bir sinyali, düzgün seçilmiş sinüzoidal sinyallerin toplamı biçiminde göstermeyi başarmıştır. Aşağıdaki Şekil 3.1'de dört sinyalin yaklaşık sinüzoidal bileşenleri gösterilmektedir. Bu şekillerde siyah tonda verilen sinyaller, renkli olan harmoniklerin toplamını ifade eder.



Şekil 3.1. Bazı sinyallerin sinüzoidal bileşenleri

Bir fonksiyonun ya da bir diğer deyişle sinyalin analizinde Fourier serileri, sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının ortogonal ilişkilerini kullanarak analiz yapar. Bir fonksiyon Fourier serileri ile aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$f(x) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(nx) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(nx) \quad (3.1)$$

Burada,

$$a_0 = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx \quad (3.2)$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(nx) dx \quad (3.3)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(nx) dx \quad (3.4)$$

formüllerleriyle katsayılar bulunur.

$f(t) = f\left(\frac{2\pi t}{T}\right)$  olduğunu kabul edersek, Fourier serilerinin formülü aşağıdaki gibi olur.

$$f(t) = \frac{1}{2} a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) \quad (3.5)$$

Bu eşitlikte katsayılar,

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt \quad (3.6)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) dt \quad (3.7)$$

$e^{inx} = \cos(nx) + i \sin(nx)$  Euler bağıntısı kullanılırsa,

$$f(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} c_n e^{-i \frac{2\pi n t}{T}} \quad (3.8)$$

$$c_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) e^{-i \frac{2\pi n t}{T}} dt \quad (3.9)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{-j\omega t} d\omega \quad (3.10)$$

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{j\omega t} dt \quad (3.11)$$

olur.

Yukarıdaki formüllerde zaman bölgesinden frekans bölgesine geçiş yapılmıştır, Bağıntılardaki t zamanı,  $\omega$  ifadesi frekansı yani açısal hızı ifade eder. Burada  $e^{-j\omega t}$  karmaşık ve periyodik üstel fonksiyonu ifade etmektedir.  $F(\omega)$  ise  $f(t)$  sinyalinin Fourier Dönüşümü'dür. Sinyalin yeniden elde edilmesi için frekans katsayıları belirlenen üstel fonksiyonlarla katsayıların çarpılıp zaman aralığı boyunca toplanması gerekmektedir. Böylece farklı frekanslardaki periyodik fonksiyonlar toplanarak sinyal yeniden oluşturulmaktadır. Fourier dönüşümleri, periyodik olmayan sürekli sinyallere, periyodik sürekli sinyallere, periyodik olmayan ayırık sinyallere ve periyodik ayırık sinyallere uygulanır. Bu sinyallerin matematiksel karşılığı birbirinden farklı zamana göre değişen fonksiyonlardır.



Şekil 3.3. Fourier dönüşümü

Daha sonra Fourier'in fikirleri geliştirilerek periyodik olmayan fonksiyonların da bu şekilde ifade edilebileceği benimsenmiştir.

Dr.Gabor tarafından ortaya atılan Gabor Dönüşümü, pencere fonksiyonu olarak tanımlanan bir sabit fonksiyonun zamanda ötelenmesi ile taranan herhangi bir sinyalin Fourier Dönüşümü (FD) alınarak, bölgesel frekans analizinin yapılmasına olanak sağlamıştır. Bu durumda, pencerelenmiş sinyalin Fourier dönüşümü, işaretin frekans bileşenleri yanında zaman bilgisini de içermektedir. Dönüşümde kullanılan

pencere fonksiyonu, zaman ve frekans bölgelerinde (domain) sınırlı olan Gaussian fonksiyonudur. 1965’de ortaya atılan, yeni bir algoritmayla Gabor dönüşüm, değişik pencere fonksiyonlarının kullanıldığı Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) olarak genişletilmiştir.

### **3.2. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)**

Daha önce Fourier Dönüşümünün (FD) durağan olmayan sinyaller için elverişli olmadığı ifade edilmişti. Denis Gabor, 1946 yılında pencereleme yöntemini kullanarak, işaretin küçük bir parçasını zaman tanım aralığında ele almış, işareti zaman ve frekansın fonksiyonu olarak iki boyutta ifade etmiş ve haritalamıştır. Bu dönüşüm yönteminde işaretin belirli bir kesiminin durağan olduğu kabul edilebilecek bir pencereden geçirilir ve yerel bir frekans parametresiyle FD işlemi gerçekleştirilir [70]. KZFD ile FD arasında çok az bir fark bulunur. KZFD’de sinyal küçük çerçevelere (segmentler) bölünür ve bu çerçeve anlarında sinyalin durağan olduğu kabul edilir. Durağanlığın geçerli olduğu bu segmentlere pencere denmektedir ve bu çerçeveler sinyalin bir pencere fonksiyonu ile çarpılmasıyla elde edilir. FD’nin yerelleştirilmesi fikrine dayanan bu teknik ilgilenilen yerde uygun bir pencere seçilerek dönüşüm işlemi gerçekleştirilir [71].

### **3.3. Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD)**

Fonksiyonların teorik olarak tanımlı olduğu hallerde Fourier dönüşümleri rahatlıkla hesaplanabilir. Ancak uygulamada sinyallerin kesin fonksiyonel ifadeleri yoktur ve işlenmeleri için analog sinyallerden örneklenmiş sınırlı sayıda sayısal ayrık dizileri mevcuttur. Bu yüzden daha önce bahsedilen şekilde Fourier dönüşümleri hesaplanamaz.

Ayrıca bütün frekans boyutunun analog olarak gösterimi sonsuz sayıda örneklenmiş işareti gerektirmektedir bu ise uygulamada mümkün değildir. Sayısal işaretlerin Fourier dönüşümünün hesaplanması için belirli sınırlamalı içindeki yaklaşıklıklarla verilebilir. Bir  $f[k]$  ayrık dizisinin  $N$  örneği için tanımlanan bu yeni dönüşüm, Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) olarak adlandırılır.



Tersi de alınabilen bu dönüşümün önemli özellikleri vardır. Ayırık Fourier Temelli dönüşümler dizinin periyodik olduğunu kabul ederler [72]. Dolayısıyla bir ayırık zaman sinyali periyodik ise bunun yaklaşık Fourier dönüşümü AFD'dir [73]. Özellikle iki AFD'nin çarpımı bunlara karşı düzen dizilerin ayırık-zaman boyutunda konvolüsyon toplamıdır [74]. Ayrıca sayısal ortamdaki birçok spektral analiz yöntemi AFD'ye dayanmaktadır.

AFD,  $f(k)$ ,  $k=0,1,\dots,N-1$ , gibi bir sonlu diziyi,  $F(n)$ ,  $n=0,1,\dots,N-1$ , gibi diğer bir sonlu diziyeye eşleyen önemli bir operatördür. Normalize edilmiş örnekleme frekansı  $2\pi$  olmak üzere [74]:

$$F[n]=AFD\{f[k]\}=\sum_{k=0}^{N-1} f[k]e^{j2\pi kn/N} \quad (3.12)$$

Ters Ayırık Fourier Dönüşümü (TAFD) ise,  $F[n]$  'yi yeniden  $f[k]$  dizisine dönüştürür:

$$f[k]=TAFD\{F[n]\}=\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} f[n]e^{-j2\pi kn/N} \quad (3.13)$$

### 3.4. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD)

Hızlı Fourier Dönüşümü işaret içindeki frekans bileşenlerinin güç yoğunluğunu belirlemek için kullanılır. Temeli, Fourier Dönüşümüne dayanmaktadır. Fourier Dönüşümü en basit anlatımı ile zaman uzayındaki bir ifadenin, frekans uzayına dönüştürülmesidir. Fourier tarafından bulunan bu dönüşüm ile her işaret, farklı genlik, frekans ve faz değerlerine sahip sinüs işaretlerinin bileşimi şeklinde ifade edilebilir. Dolayısıyla her işaret Fourier serisi ile ifade edilebilir ve tersine, Fourier serisi bilinen her işaret tekrar türetilir.

Hızlı Fourier Dönüşümü ise, Fourier Dönüşümünün hızlı bir şekilde yapılmasını sağlayan ve ilk olarak 1965 yılında Cooley ve Tukey tarafından ele alınan bir algoritmadır [75].

### 3.5. Dalgacık Dönüşümü

Bu bölümde dalgacık dönüşümünde kullanılacak temel tanım ve teoremler verilecektir.

Tanım 3.1.  $f \in L^1(\mathbb{R})$  fonksiyonu için Fourier dönüşümü  $\hat{f}$  ile gösterilir ve

$$\hat{f}(\gamma) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi i x \gamma} dx \quad (3.14)$$

şeklinde tanımlanır.  $\|\hat{f}(\gamma)\|$  normu  $f$  fonksiyonundaki  $\gamma$  frekansının yoğunluğunu ölçer.

Tanım 3.2. Paley-Wiener uzayı (PW),  $L^2(\mathbb{R})$  nin bir alt uzayı olarak,

$$PW := \left\{ f \in L^2(\mathbb{R}) : \text{supp } \hat{f} \subseteq \left[ -\frac{1}{2}, \frac{1}{2} \right] \right\} \quad (3.15)$$

şeklinde tanımlanır.

Teorem 3.1. (Shannon örnekleme teoremi, 1950),

$$\{\text{sinc}(\cdot - k)\}_{k \in \mathbb{Z}} = \{T_k \text{sinc}\}_{k \in \mathbb{Z}} \quad (3.16)$$

şeklinde tanımlı fonksiyon dizisi Paley-Wiener uzayı için bir ortonormal taban oluşturur. Burada  $T_k$ ,  $T_k f(x) = f(x - k)$  şeklinde tanımlanan öteleme operatörü ve  $\text{sinc}(x)$  fonksiyonu da,

$$\text{sinc}(x) := \begin{cases} \frac{\sin(\pi x)}{\pi x}, & x \neq 0 \\ 1, & x = 0 \end{cases} \quad (3.17)$$

şeklinde tanımlıdır. Ayrıca,  $\forall f \in PW$  için  $f = \sum_{k \in \mathbb{Z}} f(k) T_k \text{sinc}$  ve  $f$  fonksiyonu sürekli ise  $\forall x \in \mathbb{R}$  için,

$$f(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} f(k) T_k \text{sinc}(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} f(k) \text{sinc}(x - k) \quad (3.18)$$

sağlanır.

Tanım 3.3.  $f, g \in L^1(\mathbb{R})$  olsun.  $f * g$  konvolüsyonu aşağıdaki şekilde tanımlanan bir fonksiyondur;

$$(f * g)(y) := \int_{-\infty}^{\infty} f(y-x)g(x)dx. \quad (3.19)$$

Yardımcı Teorem 3.1.  $(f * g)(y)$  iyi tanımlıdır ve  $f * g \in L^1(\mathbb{R})$ 'dir.

Teorem 3.2.  $f, g \in L^1(\mathbb{R})$  olsun. Bu durumda,

$$\widehat{f * g}(\gamma) = \widehat{f}(\gamma)\widehat{g}(\gamma) \quad (3.20)$$

dir.

Hedefimiz  $L^2(\mathbb{R})$  için ortonormal bir taban elde etmektir.

Tanım 3.4.  $D: L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mathbb{R})$  ölçekleme operatörü,

$$(Df)(x) = 2^{\frac{1}{2}}f(2x) \quad (3.21)$$

şeklinde tanımlanır. Bu durumu  $j \in \mathbb{Z}$  için genelleştirirsek,

$$(D^j f)(x) = 2^{\frac{j}{2}}f(2^j x) \quad (3.22)$$

elde edilir.  $\Psi \in L^2(\mathbb{R})$  fonksiyonu için

$$\Psi_{j,k}(x) := (D^j T_k \Psi)(x) = 2^{\frac{j}{2}} T_k \Psi(2^j x) = 2^{\frac{j}{2}} \Psi(2^j x - k), \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (3.23)$$

olsun.

Tanım 3.5.  $\{\Psi_{j,k}\}_{j,k \in \mathbb{Z}} = \{D^j T_k \Psi\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$  fonksiyonlar ailesi  $L^2(\mathbb{R})$  için bir ortonormal taban oluşturuyorsa  $\Psi$  fonksiyonuna bir dalgacık fonksiyonudur denir.  $\Psi$  bir dalgacık ise,  $\forall f \in L^2(\mathbb{R})$  için,

$$f = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, \Psi_{j,k} \rangle \Psi_{j,k} = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} \langle f, D^j T_k \Psi \rangle D^j T_k \Psi \quad (3.24)$$

sağlanır. Bu durum sadece sınırlı sayıda fonksiyonlar için geçerlidir.

Örnek 3.1. Haar dalgacığı (1910),

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq x < 1 \\ 0 & \text{Diğer Durumlarda} \end{cases} \quad (3.25)$$

$$= \chi_{[0, \frac{1}{2}[}(x) - \chi_{[\frac{1}{2}, 1[}(x)$$

şeklinde tanımlanan fonksiyon Haar dalgacık fonksiyonudur. Dalgacık teorisinin en önemli dayanağı dalgacık dönüşümü ile ilgili yapılan uygulamalarda önemli bir yere sahip olan çoklu çözülme analizidir.

Tanım 3.6. Bir çoklu çözülme analizi (multiresolution)  $L^2(\mathbb{R})$  nin kapalı alt uzaylarının bir  $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$  dizisi ve  $\varphi \in L^2(\mathbb{R})$  fonksiyonu ile aşağıdaki özellikleri sağlayacak şekilde oluşturulur.

- (i)  $\dots V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \dots$
- (ii)  $\overline{\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j} = L^2(\mathbb{R})$  ve  $\overline{\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j} = \{0\}$
- (iii)  $V_{j+1} = DV_j = \{Df : f \in V_j\}$
- (iv)  $\forall k \in \mathbb{Z}$  için  $f \in V_0 \Rightarrow T_k f \in V_0$
- (v)  $\{T_k \varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  ailesi  $V_0$  için bir ortonormal tabandır.

Yardımcı Teorem 3.2. Bir  $V_j$  uzayı için

- (i)  $V_j = D^j V_0$
- (ii)  $V_j = \overline{\text{span}} \{D^j T_k \varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}$

sağlanır.

İspat.  $j > 0$  için,

$$V_j = DV_{j-1} = D^2V_{j-2} = \dots = D^jV_0 \quad (3.26)$$

elde edilir.  $V_0 = \overline{\text{span}}\{T_k\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  özelliği kullanılırsa,

$$\begin{aligned} V_j &= D^jV_0 \\ &= D^j(\overline{\text{span}}\{T_k\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}) \\ &= (\overline{\text{span}}\{D^jT_k\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}) \end{aligned} \quad (3.27)$$

elde edilir. Yardımcı Teorem 3.2'ye göre  $V_j$  uzaylarını  $\varphi$  fonksiyonu belirlemektedir.

Yardımcı Teorem 3.3. Çoklu çözülme analizini üreten  $\varphi$  fonksiyonu ele alınsın. Bu durumda,

$$\widehat{\varphi}(2\gamma) = H_0(\gamma)\widehat{\varphi}(\gamma) \quad (3.28)$$

olacak şekilde 1-periodik olan  $H_0 \in L^2(0,1)$  fonksiyonu vardır.

İspat. Tanım 3.6'in sırasıyla (v), (i) ve (iii) özellikleri uygulanırsa,

$$\varphi \in V_0 \subset V_1 = DV_0 \quad (3.29)$$

dir. Buradan,

$$D^{-1}\varphi \in V_0 \quad (3.30)$$

ve buradan da,

$$\frac{1}{\sqrt{2}}D^{-1}\varphi \in V_0 \quad (3.31)$$

elde edilir. Tanım 3.6'nın (v). özelliğinden,  $\{T_k\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  ailesi  $V_0$  için bir ortonormal tabandır. Buradan  $\{T_{-k}\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  ailesi de  $V_0$  için bir ortonormal tabandır.  $b \in \mathbb{R}$  için modülasyon operatörü  $E_b: L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mathbb{R})$ ,  $(E_b f)(x) := e^{2\pi i b x} f(x)$  şeklinde tanımlıdır.

$\mathcal{F}$  ile Fourier dönüşümü gösterilsin. Buradan,

$$\frac{1}{\sqrt{2}}D^{-1}\varphi = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k T_k \varphi \quad (3.32)$$

olacak şekilde  $\{c_k\}_{k \in \mathbb{Z}} \in l^2(\mathbb{Z})$  katsayıları mevcuttur. Böylece,

$$\frac{1}{\sqrt{2}}FD^{-1}\varphi = F \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k T_{-k} \varphi = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k FT_{-k} \varphi \quad (3.33)$$

ve

$$\frac{1}{\sqrt{2}}FD^{-1}\varphi = F \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k T_{-k} \varphi = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k FT_{-k} \varphi = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k E_k F \varphi \quad (3.34)$$

elde edilir.  $FD^{-1} = DF$  özelliği uygulanırsa,

$$\frac{1}{\sqrt{2}}DF\varphi = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k E_k F \varphi \quad (3.35)$$

ya da

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\sqrt{2}\widehat{\varphi}(2\gamma) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k E_k(\gamma)\widehat{\varphi}(\gamma) \quad (3.36)$$

elde edilir. Buradan,

$$\widehat{\varphi}(2\gamma) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k e^{2\pi i k \gamma} \widehat{\varphi}(\gamma) \quad (3.37)$$

elde edilir.  $H_0(\gamma) := \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k e^{2\pi i k \gamma}$  alınırsa, bu durumda,

$$\widehat{\varphi}(2\gamma) = H_0(\gamma)\widehat{\varphi}(\gamma) \quad (3.38)$$

elde edilir.  $H_0$  1-periyodik, ve  $H_0 \in L^2(0,1)$ 'dir.

**Teorem 3.3.**  $H_0 \in L^2(0,1)$  olmak üzere  $H_1(\gamma) := \overline{H_0\left(\gamma + \frac{1}{2}\right)} e^{-2\pi i \gamma}$  eşitliği sağlanır.

**Teorem 3.4.**  $\widehat{\psi}(2\gamma) = H_1(\gamma)\widehat{\varphi}(\gamma)$  ile  $\psi$  fonksiyonu tanımlansın. Bu durumda  $\psi$  bir dalgacıktır. Yani  $\{D^j T_k \psi\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$  ailesi  $L^2(\mathbb{R})$  için bir ortonormal taban oluşturur.

Teorem 3.3’de tanımlanan  $H_1(\gamma)$  fonksiyonu aşağıdaki gibi incelensin;

$$H_0(\gamma) = \sum c_k E_k(\gamma) = \sum c_k e^{2\pi i k \gamma} \quad (3.39)$$

eşitliği kullanılırsa,

$$\begin{aligned} H_1(\gamma) &= \overline{H_0\left(\gamma + \frac{1}{2}\right)} e^{-2\pi i \gamma} \\ &= \overline{\sum c_k e^{2\pi i k \left(\gamma + \frac{1}{2}\right)}} e^{-2\pi i \gamma} \\ &= \sum \overline{c_k} \overline{e^{\pi i k} e^{2\pi i k \gamma}} e^{-2\pi i \gamma} \\ &= \sum c_k (-1)^k e^{-2\pi i k \gamma} e^{-2\pi i \gamma} \\ &= \sum d_k e^{2\pi i k \gamma} \end{aligned} \quad (3.40)$$

elde edilir.

Yardımcı Teorem 3.4.  $H_1(\gamma) = \sum d_k e^{2\pi i k \gamma}$  için  $\psi$  dalgacık fonksiyonu aşağıdaki şekilde yazılır;

$$\psi(x) = 2 \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_k \varphi(2x+k) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_k D T_{-k} \varphi(x). \quad (3.41)$$

Bir çoklu çözülme analizi  $\varphi$  fonksiyonunun uygun bir seçimiyle belirlenir. Bir  $\varphi$  fonksiyonu verildiğinde  $\psi$  dalgacık fonksiyonu  $(H_0 \rightarrow H_1 \rightarrow \psi)$  sıralanışıyla oluşturulabilir.

Yardımcı Teorem 3.5.  $\varphi \in L^2(\mathbb{R})$  fonksiyonunun bir çoklu çözülme analizi oluşturduğunu varsayalım.  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  olsun ve  $\{T_k \psi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  ailesi  $V_0$  için bir ortonormal taban olsun. Bu durumda aşağıdaki koşullar gerçekleşir.

- (i) Her  $j \in \mathbb{Z}$  için  $\{D^j T_k \psi\}_{k \in \mathbb{Z}}$  fonksiyonları  $V_j$  için bir ortonormal taban oluşturur.
- (ii)  $\{D^j T_k \psi\}_{j, k \in \mathbb{Z}}$  fonksiyonları  $L^2(\mathbb{R})$  için bir ortonormal taban oluşturur. Bu durumda  $\psi$  fonksiyonu bir dalgacıktır.

(iii)  $\{T_k\varphi\}_{k \in \mathbb{Z}} \cup \{D^j T_k \psi\}_{j \in \mathbb{N}, k \in \mathbb{Z}}$  fonksiyonları  $L^2(\mathbb{R})$  için bir ortonormal taban oluşturur. Buradan,

$$\hat{f} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, T_k \varphi \rangle T_k \varphi + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, D^j T_k \psi \rangle D^j T_k \psi \quad (3.42)$$

elde edilir.

Örnek 3.2. Haar dalgacığı,

$$\Psi(x) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \in [0, \frac{1}{2}) \\ -1, & \text{eğer } x \in [\frac{1}{2}, 1) \\ 0, & \text{eğer } x \notin [0, 1) \end{cases} \quad (3.43)$$

$f \in L^2(\mathbb{R})$ ,  $[\varphi = \chi_{[0,1]}]$  için, ( $f$  kompakt sonlu dayanağa sahipse sonlu toplam)

$$\begin{aligned} \hat{f} &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, T_k \varphi \rangle T_k \varphi + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, D^j T_k \psi \rangle D^j T_k \psi \\ &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, T_k \varphi \rangle T_k \varphi + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k \in \mathbb{Z}} 2^j \langle f, \psi(2^j x - k) \rangle \psi(2^j x - k) \\ &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle f, T_k \varphi \rangle T_k \varphi + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \psi(2^j x - k) \end{aligned} \quad (3.44)$$

dır. Buradan,

$$d_{j,k} = 2^j \langle f, \psi(2^j x - k) \rangle = 2^j \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi(2^j x - k) dx \quad (3.45)$$

elde edilir.

$$\psi(2^j x - k) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } 2^j x - k \in [0, \frac{1}{2}) \\ -1, & \text{eğer } 2^j x - k \in [\frac{1}{2}, 1) \\ 0, & \text{eğer } 2^j x - k \notin [0, 1) \end{cases} = \begin{cases} 1, & \text{eğer } x \in 2^{-j}[k, k + \frac{1}{2}) \\ -1, & \text{eğer } x \in 2^{-j}[k + \frac{1}{2}, k + 1) \\ 0, & \text{eğer } x \notin 2^{-j}[k, k + 1) \end{cases} \quad (3.46)$$



Bu yüzden,

$$d_{j,k} = 2^j \left( \int_{2^{-j}k}^{2^{-j}(k+\frac{1}{2})} f(x)dx - \int_{2^{-j}(k+\frac{1}{2})}^{2^{-j}(k+1)} f(x)dx \right) \quad (3.47)$$

olarak bulunur.

Tanım 3.7. Bir  $\psi \in L_2(\mathbb{R})$  fonksiyonuna  $(-\infty, \infty)$  kümesi üzerinde sıfır ortalamaya sahipse, dalgacıktır denir; yani,

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t)dt=0 \quad (3.48)$$

Uyarı 3.1.  $\hat{\psi}(\omega)$ ,  $\psi$ 'nin Fourier dönüşümü olmak üzere,  $\psi \in L_2(\mathbb{R}) \cap L_1(\mathbb{R})$  fonksiyonu için,

$$c_{\psi} = 2\pi \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (3.49)$$

sağlanıyorsa, Denklem (3.49) koşuluna dalgacık kabul edilebilirlik koşulu denir.

Aşağıdaki yardımcı teorem yeni dalgacık oluşturmaya olanak sağlamaktadır:

Yardımcı Teorem 3.6.  $\varphi^{(n)} \in L_2(\mathbb{R})$  olmak üzere  $\varphi$  sıfırdan farklı ( $n \geq 1$ ) n-yinci mertebeden türevlenebilir bir fonksiyon olsun. Bu durumda,

$$\psi(x) = \varphi^{(n)}(x) \quad (3.50)$$

bir dalgacıktır.

Örnek 3.3. (Meksika Şapkası Dalgacığı).

$$\psi(x) = (1-x^2)e^{-x^2/2} \quad (3.51)$$

denkleminle tanımlanan fonksiyon Meksika Şapkası Dalgacığı olarak bilinir.  $\psi(x)$ , Yardımcı Teorem 3.6'daki Denklem (3.50)'yi sağlar, yani,

$$\psi(x) = -\frac{d^2}{dx^2} (e^{-x^2/2}) = (1-x^2)e^{-x^2/2} \quad (3.52)$$

olur. Yardımcı Teorem 3.6'dan  $\psi(x)$  bir dalgacıktır.

Teorem 3.5.  $\psi$  bir dalgacık ve  $\varphi$  sınırlı integrallenebilir bir fonksiyon olsun. Bu durumda  $\psi*\varphi$  konvolüsyon fonksiyonu bir dalgacıktır.

İspat.

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} |\psi*\varphi(x)|^2 dx &= \int_{-\infty}^{\infty} \left| \int_{-\infty}^{\infty} \psi(x-t)\varphi(t) dt \right|^2 dx \\ &\leq \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x-t)||\varphi(t)| dt \right)^2 dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x-t)||\varphi(t)|^{1/2} |\varphi(t)|^{1/2} dt \right)^2 dx \\ &\leq \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x-t)|^2 |\varphi(t)| dt \int_{-\infty}^{\infty} |\varphi(t)| dt \right) dx \\ &\leq \int_{-\infty}^{\infty} |\varphi(t)| dt \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x-t)|^2 |\varphi(t)| dx dt \\ &\leq \left( \int_{-\infty}^{\infty} |\varphi(t)| dt \right)^2 \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x)|^2 dx < \infty \end{aligned} \quad (3.53)$$

olduğundan  $\psi*\varphi \in L_2(\mathbb{R})$  elde edilir.

Öte yandan, Teorem 3.2'den,

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\widehat{\psi*\varphi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\widehat{\psi}(\omega)\widehat{\varphi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\widehat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} |\widehat{\varphi}(\omega)|^2 d\omega \end{aligned} \quad (3.54)$$

$$\leq \int_{-\infty}^{\infty} \left( \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \right) \sup |\hat{\phi}(\omega)|^2 < \infty.$$

Buradan  $\psi^* \phi$  bir dalgacıktır.

Tanım 3.8.  $\psi$  dalgacığına dayalı bir  $f \in L_2(\mathbb{R})$  fonksiyonunun  $T_\psi$  Sürekli Dalgacık Dönüşümü, aşağıdaki şekilde tanımlanır. Burada,  $a \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$ ,  $b \in \mathbb{R}$  ve  $\bar{\psi}$  kompleks eşleniği ifade eder;

$$T_\psi f(a,t) = |a|^{-1/2} \int_{\mathbb{R}} f(x) \bar{\psi} \left( \frac{x-b}{a} \right) dx. \quad (3.55)$$

Uyarı 3.2.

(i)  $\psi_{a,t}(x)$  fonksiyonu,

$$\psi_{a,t}(x) = |a|^{-1/2} \psi \left( \frac{x-b}{a} \right), a > 0, t \in \mathbb{R} \quad (3.56)$$

ile verilen fonksiyonların bir ailesi olarak ele alınırsa, bu durumda,  $T_\psi f(a,t)$  ifadesi

$$T_\psi f(a,t) = \langle f, \psi_{a,t} \rangle \quad (3.57)$$

şeklinde  $f$  ile  $\psi_{a,t}$  nin iç çarpımı olarak yazılabilir. Burada  $\psi$  fonksiyonu ana dalgacık fonksiyonu olarak adlandırılır.

(ii) Dalgacık dönüşümü,  $f$  ile  $\psi_{a,t}(x)$  nin iç çarpımı olarak ifade edildiğinden, lineerdir.  $T_\psi f(a,t)$  asimptotik olarak  $f$  nin tekilliklerinin yerini işaret eder.

Örnek 3.4.  $\mathbb{R}$  üzerinde  $\psi$  dalgacık fonksiyonu verilsin.  $\delta$ ,  $\mathbb{R}$  üzerinde Dirac delta fonksiyonu olsun. Bu durumda,  $\delta$  Dirac delta fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümü aşağıdaki gibidir;

$$T_\psi \delta(a,t) = \langle \delta, \psi_{a,t} \rangle = \psi_{a,t}(0). \quad (3.58)$$

Örnek 3.5.  $\mathbb{R}$  üzerinde  $\psi$  dalgacık fonksiyonu verilsin. Denklem (3.59) ile tanımlanan Heaviside basamak fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümü Denklem (3.60)'daki gibidir;

$$h(x) = \begin{cases} 1 & , x \geq 0 \\ 0 & , x < 0. \end{cases} \quad (3.59)$$

$$T_{\psi}h(a,t) = \langle \hat{h}, \hat{\psi}_{a,t} \rangle = \sqrt{a} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{2\pi i \xi} \overline{\hat{\psi}(a\xi)} e^{-2\pi i \xi t} d\xi = \sqrt{a} \int_{\mathbb{R}} \hat{\gamma}(\eta) e^{-2\pi i \eta \frac{t}{a}} d\eta \quad (3.60)$$

Burada,

$$\hat{\gamma}(\eta) = \frac{1}{2\pi i \eta} \overline{\hat{\psi}(\eta)} \quad (3.61)$$

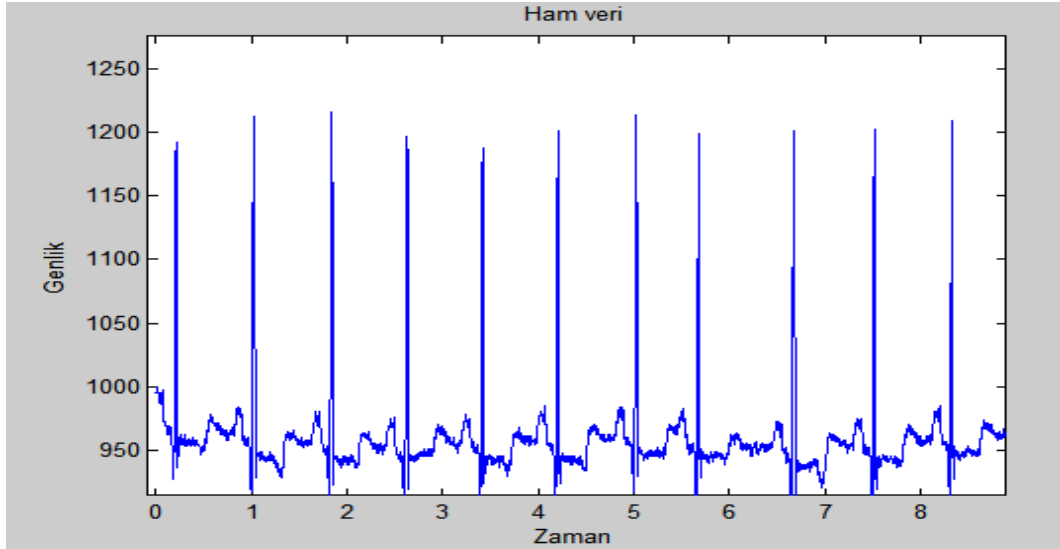
şeklindedir.

## 4. MALZEME VE YÖNTEM

Bu kısımda tezde kullanılan malzeme ve yöntemlerden bahsedilecektir. Bir boyutlu EKG verisine dalgacık dönüşümü uygulanarak R piki belirleme ve buna bağlı olarak nabız (kalp hızı) belirleme çalışması yapıldı. EKG sinyalinde zemin gezinmesi ve gürültü temizleme problemleri için dalgacık dönüşümü uygulandı.

### 4.1. Kullanılan Medikal Sinyaller

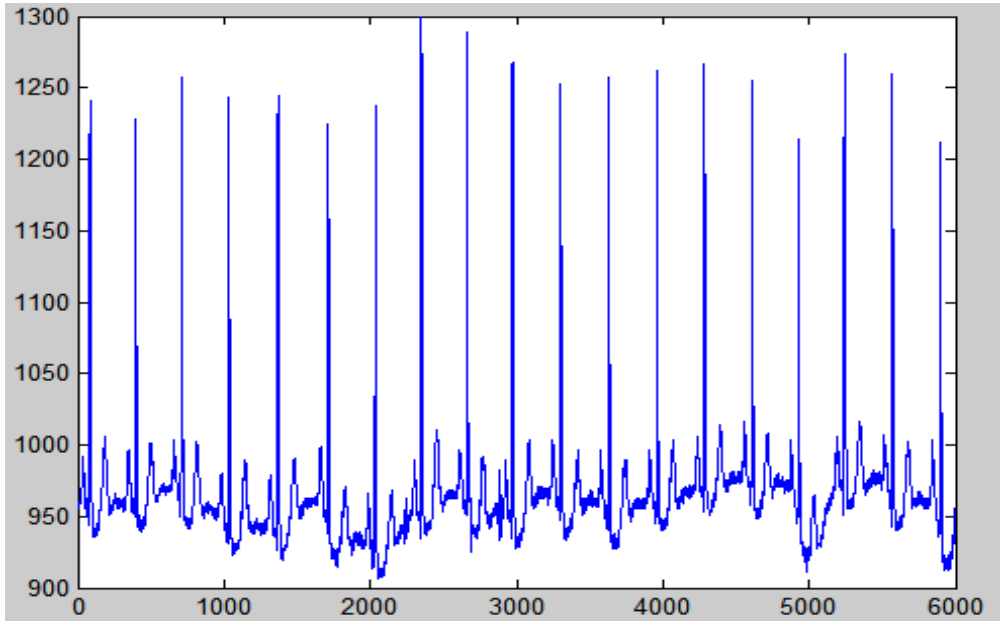
Analiz için gerekli olan EKG sinyalleri bir başlık dosyası (.hea), bir binary dosyası (.dat) ve bir binary açıklama (.atr) dosyasından oluşan Physionet MIT-BIH aritmi veri tabanından alındı. Veri tabanı 47 farklı kişiden her bir yaklaşık 30 dakika olan çift kanallı EKG sinyallerinden oluşmaktadır. Başlık dosyası örnekleme sayısı, örnekleme frekansı, EKG sinyalinin formatı, hastanın geçmişi ve detaylı klinik bilgisi gibi bilgilerden oluşmaktadır. Bir örnek EKG verisinin grafiği Şekil 4.1'de görülmektedir.



Şekil 4.1. Bir boyutlu örnek bir EKG verisi

## 4.2. Kullanılan Yöntem

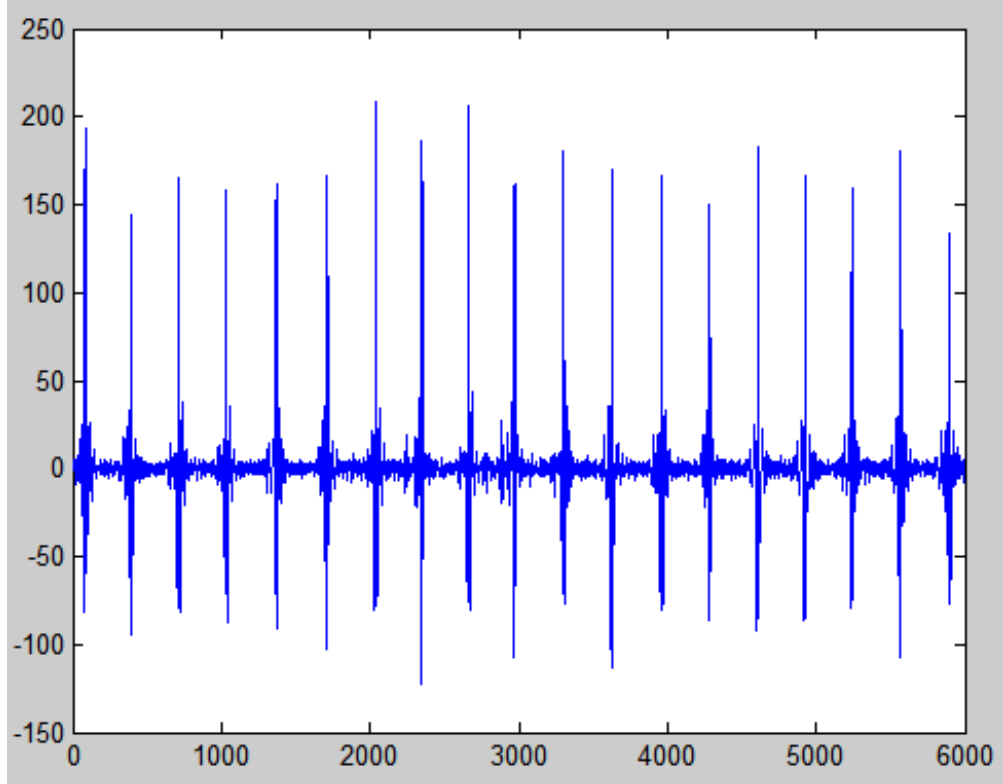
Genel olarak kalp hızı pik belirleme tekniği kullanılarak hesaplanabilir. R dalgası, EKG dalgasının yamaçları analiz edilerek belirlenebilir. Kalp sinyalinin izo-elektrik temeli çeşitli anormallikler için değişebilir. Bu yüzden EKG bileşenleri kaymış olabilir [32]. Bu, R dalgalarının belirlenmesinde problem olabilir. Bu sebepten dolayı eşik değeri dikkate alınabilir. Bu tezde Physionet MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan ve yaşları 24 ile 84 arasında değişen 4 erkek, 6 kadın ve 1 tane cinsiyet bilgisi kaydedilmemiş (103 nolu veri) 11 veri ele alındı. Bu verilerden 101 nolu ham verinin yaklaşık 16 saniyelik kısmı Şekil 4.2’de gösterilmektedir. Bu veriler için EKG sinyalinde zemin gezinmesi ve gürültü temizleme problemleri için dalgacık dönüşümü uygulandı. Bu sinyaller için belirlenen bir eşik değerini aşan piklerin belirli bir komşulukta mutlak maksimumu tespit edilerek R piki belirlendi ve nabız hesabı yapıldı.



Şekil 4.2. 101 ham veri

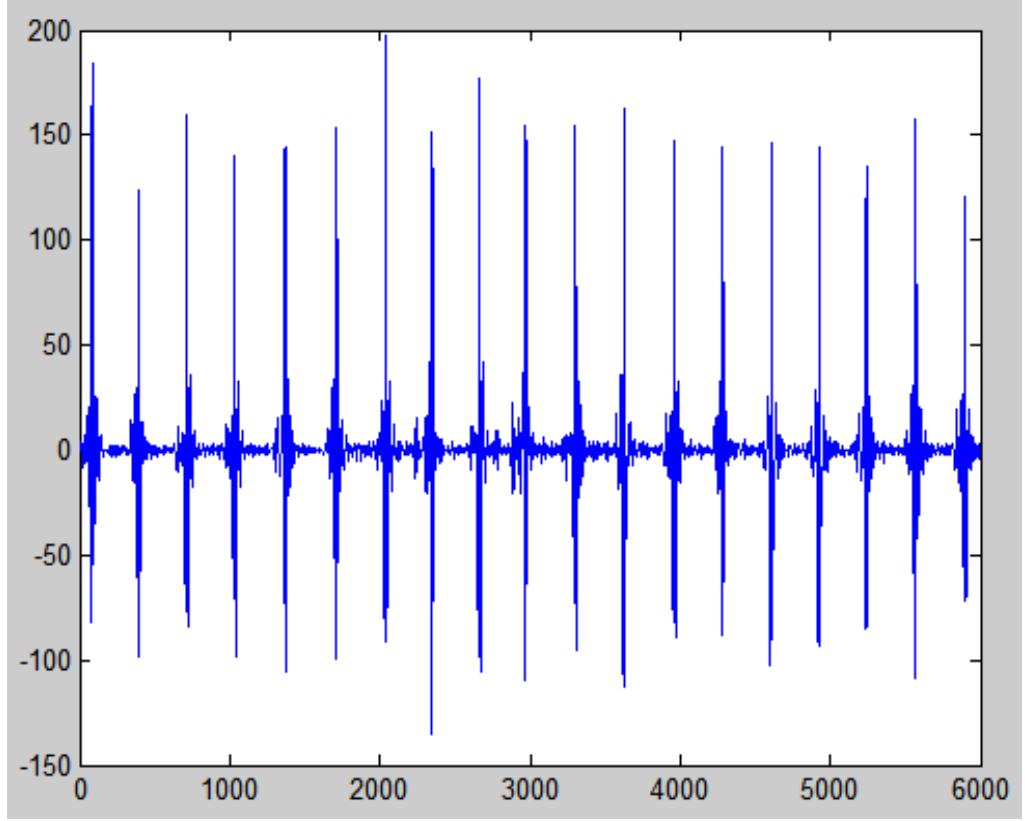
EKG sinyalindeki zemin gezinmesinden kurtulmak için sinyal yeniden düzenlendi. Zemin gezinmesi çok düşük frekans sinyalinden dolayı meydana gelir. Bu çok düşük frekans bileşeni ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak filtrelendi. Bu filtreleme aşağıdaki şekilde yapıldı.

EKG sinyalini ayrık dalgacık dönüşümünü kullanarak 5 seviyeye ayrıştırdık; A5 ve D5 sinyallerini yeniden oluşturduk. A5 ve D5 in toplamı EKG sinyalinde zemin gezinmesine sebep olan düşük frekanslı sinyal olacağından bu düşük frekans sinyali zemin gezinmesi olmaksızın bir EKG sinyali elde etmek için orjinal EKG sinyalinden çıkarttık ve zemin gezinmesi problemini çözdük (Şekil 4.3).



Şekil 4.3. 101 ham verinin zemin gezinmesinin db10 ile giderilmiş hali

Şimdi yeniden düzenlenen sinyal bazı yüksek frekans gürültülerini içermektedir. Kalp hızı hesaplamada sadece R dalgalarına ihtiyaç duyacağımız için R dalgası dışında sinyalde yer alan herhangi bir dalgalanma gereksizdir. Bu gürültüler aynı şekilde dalgacık tekniği kullanılarak temizlendi (Şekil 4.4).



Şekil 4.4. 101 ham verinin db10 ile gürültüsünün temizlenmiş hali

Bir sinyalden gürültüleri çıkarma için dalgacıkları kullanmak gürültü içeren bileşen ya da bileşenleri belirlemeyi ve o bileşenler olmaksızın sinyali yeniden oluşturmayı gerektirir. Bir sinyali ayırık dalgacık dönüşümü kullanarak ayrıştırdığımız zaman yüksek frekans bilgisi sinyalden filtrelendikçe ardışık yaklaşımlarda daha az gürültü olacağını tespit ettik. Yüksek frekans bilgisinin dışarı çıkartılması aşamasında orjinal sinyallerin en belirgin özelliklerini kaybettik. Optimal gürültü temizleme eşikleme olarak adlandırılan daha zekice bir yaklaşım gerektirir. Eşikleme sadece belirli limiti aşan detayların kısımlarını göz ardı etmekten oluşur.

Şekil 4.4'deki son sinyal sadece R dalgalarının başlangıcını gösteren yüksek genlikli sivri uçları içermektedir. R dalgalarının ortalama genliklerini gözlemleyerek, bir eşik seviyesi belirledik. Ele aldığımız veri kümesinde R dalgalarınınki ile hemen hemen aynı genliğe sahip olan bazı gürültülü sivri uçların R dalgalarından hemen sonra oluştuklarını tespit ettik. Bunlar elektrik hattından ya da parazitlerin gürültülerinden dolayı olabilir. Bu yüzden R dalgalarından hemen önce ve sonraki 150 örnek nokta içinde meydana gelen herhangi bir sivri uç göz ardı edilir ve gürültü gibi varsayılır.



Ardışık R dalgaları aynı teknik uygulanarak belirlendi. Bu yüzden nabız R dalgaları buldukça hesaplandı. Eğer algoritma R dalgasını herhangi bir yerde gözden kaçırsa bunun sonucu olarak nabız düşük çıkabilir.

Tablo 4.1. Dalgacık dönüşümü kullanılarak R piki ve nabız sayısı kod şeması

Kullanılan Parametreler:
<ul style="list-style-type: none"><li>• Ham EKG verisi</li><li>• Dalgacık filtresi</li><li>• Komşuluk değer parametresi (150)</li><li>• Eşik değer parametresi</li><li>• Veritabanından etiketlenmiş doğru R piki zamanlaması</li></ul>
Algoritma:
<ol style="list-style-type: none"><li>1. Ham verinin seçilmesi (y sinyali)</li><li>2. Seçilen veriye istenen dalgacık filtre ayrıştırmasının 5 kademeye kadar uygulanması (db4, db10, coif4), (<math>y = y_{A5} + y_{D5} + y_{D4} + y_{D3} + y_{D2} + y_{D1}</math>)<sup>1</sup></li><li>3. Zemin gezinmesinin giderilmesi için y sinyalinden düşük frekanslı <math>y_{A5}</math> ve <math>y_{D5}</math> sinyallerinin çıkarılması (<math>z = y - y_{A5} - y_{D5}</math>)</li><li>4. Elde edilen z sinyaline tekrar dalgacık filtre ayrıştırmasının 2 kademeye kadar uygulanması (db4, db10, coif4), (<math>z = z_{A2} + z_{D1} + z_{D2}</math>)</li><li>5. Gürültünün en az olduğu ve EKG sinyal karakteristiğini muhafaza eden <math>z_{A2}</math> sinyalinin seçilmesi (<math>v = z_{A2}</math>)</li><li>6. Elde edilen v sinyalinde sağdaki 150 ve solundaki 150 komşu noktadan daha büyük olan zirve değerlerin bulunması</li><li>7. Elde edilen zirve değerlerinin yaklaşık 4 saniyelik bir pencere içerisinde ele alınması ve bu penceredeki maksimum değerın %30' nu (yani eşik değeri) aşmayan zirve değerlerinin elenmesi</li><li>8. Veri tabanından doktorlar tarafından etiketlenmiş doğru R piki zamanlamasının alınması</li><li>9. Doğru zirvelerin tespiti: Bulunan R pikinin zamanlaması ile etiketlenmiş olan R pikinin zamanlaması arasındaki fark 0,09 ms' den az ise nihai R piki olarak seçilmesi</li><li>10. Etiketlenmiş R piki zamanlamasında yer alan gerçek R pikini bulamadığı zaman FN (False Negative), yanlış belirlediği zaman ise FP (False positive) sayılarının bulunması</li><li>11. Belirleme yüzdesi: Doğru bulunan R piki sayısının etiketlenmiş R piki sayısına bölünmesi</li><li>12. Nabız sayısı: Her bir nihai R piki arasındaki mesafeler toplandıktan sonra ortalamasının alınması ve 60 saniyenin bu değere bölünmesi</li></ol>
Çıkış:
<ul style="list-style-type: none"><li>• Nabız sayısı</li><li>• FN</li><li>• FP</li><li>• Belirlenen vuru sayısı</li><li>• Belirleme yüzdesi</li></ul>

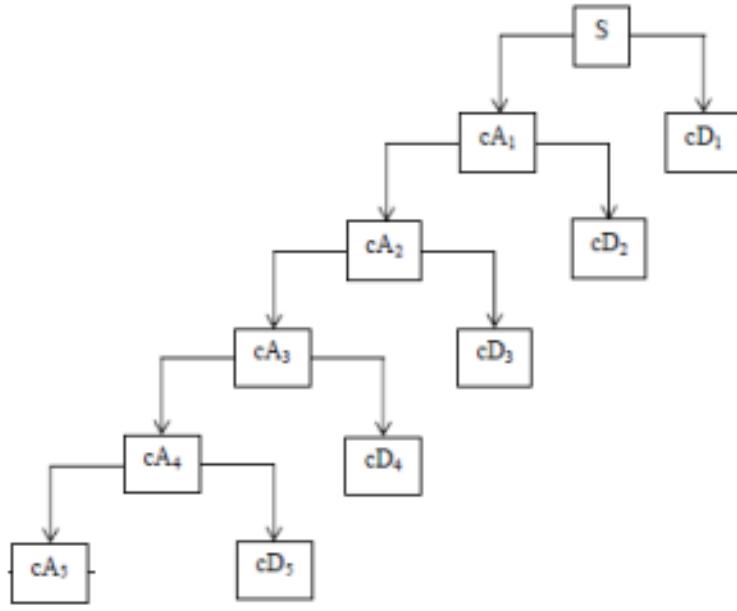
<sup>1</sup> Algoritmada  $y_{An}$  ve  $y_{Dn}$ , sırasıyla, dalgacık filtre ayrıştırması uygulanmış y sinyalinin n.seviyede yaklaşım ve detay sinyallerini göstermektedir.

## **5. BULGULAR VE TARTIŞMA**

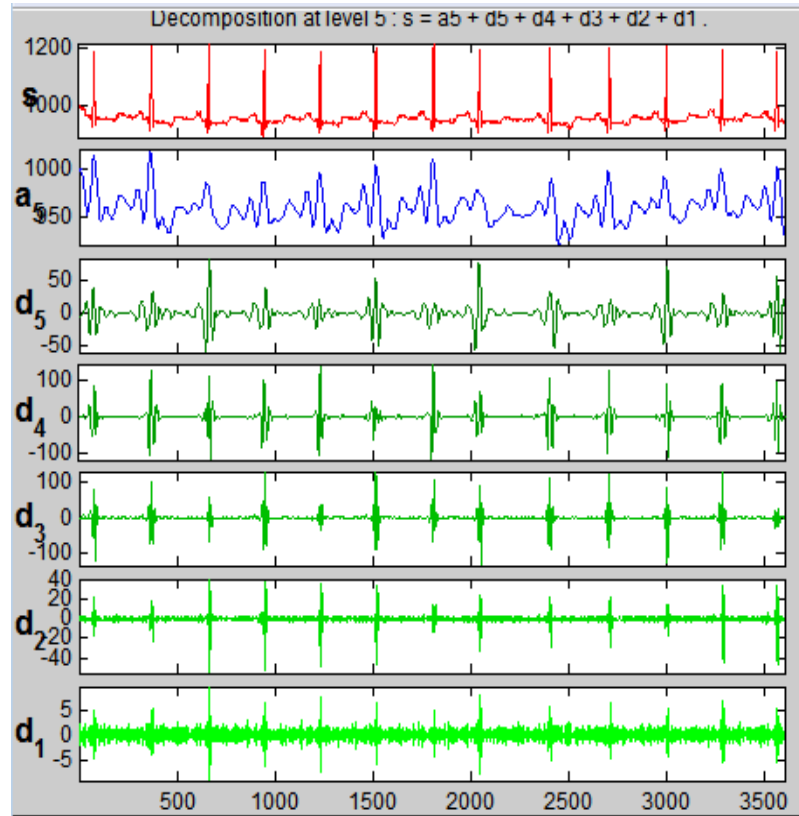
Bu bölümde, medikal sinyallerden EKG sinyaline dalgacık dönüşümü uygulanıp elde edilen sonuçlar incelendi. Kullanılan EKG verilerine MATLAB paket programında uygun kodlar yazılarak sonuçlar elde edildi. MATLAB paket programındaki dalgacık kodlarından yararlandı. Dalgacık dönüşümünün 1-boyutlu veriler için uygunluğunun ilk aşama olarak incelenmesi uygun görüldü. MIT-BIH aritmi veritabanınının 30 dakikalık EKG verilerini analiz ettik ve R piki belirleme tekniğini kullanarak nabız hesapladık.

### **5.1. EKG Verisinin Dalgacık Dönüşümü ile Analizi**

Bu bölümde, Physionet MIT-BIH aritmi veri tabanından EKG verileri için kullanılacak olan 5. seviyedeki ağaç modelinin çoklu çözülme analizi Şekil 5.1’de gösterildi. Kullanılan 11 tane EKG verisine 2 kanal üzerinden çekilen EKG verilerinin bir kanalına 5. seviyede db4, db10, coif4 dalgacık dönüşümleri uygulandı. Bu dönüşüm sayesinde EKG sinyali her bir seviyede detaylı olarak incelendi. Sinyal yaklaşım ve detay kısımlarına ayrıştırıldı. Bu ayrışım algoritmadaki çoklu çözülme analizi sayesinde yapıldı. Sinyal ilk etapta detay (D1) ve yaklaşım (A1) kısımlarına ayrıştırıldı. Daha sonra yaklaşım (A1) kısmı tekrar algoritmayla detay (D2) ve yaklaşım (A2) kısımlarına ayrıştırıldı. Bu ayrışım kaçınıcı seviyeye kadar devam edilmek isteniyorsa o seviyeye kadar devam eder. Şekillerde 5. seviyeye kadar yapıldı. Yani (D1)-(D5) ve (A5) seviyelerindeki sinyaller gösterildi.



Şekil 5.1. Çoklu çözülme analizinde dalgacık dönüşümü ile 5. seviyede ağaç modeli



Şekil 5.2. 101 numaralı EKG verisinin bir kanalına 5. seviyede db4 dalgacık dönüşümünün uygulanması

## 6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Algoritmanın analizi MIT-BIH aritmi veritabanından EKG kayıtları kullanılarak analiz edildi. Algoritma bir dalgacık araç kutusuyla MATLAB da geliştirildi. Çalışmada çift kanallı EKG verisinin sadece bir kanalını kullandık. Veri tabanı yaklaşık 30 dakikalık EKG kayıtları içeren 48 kaydı barındırır. Elde edilen sonuçlar Tablo 6.1, Tablo 6.2, Tablo 6.3 ve Tablo 6.4 de gösterildi. 11 kayıt toplam 23350 vuru içerir. Tablo 6.1, Tablo 6.2 ve Tablo 6.3 farklı dalgacıkların R pikini belirleme oranını ve Tablo 6.4 ise ham veride R piki belirleme oranını göstermektedir. False Negative, algoritma MIT-BIH kaydındaki açıklama dosyasında yer alan gerçek R pikini belirleyemediği zaman meydana gelir ve False Positive ise yanlış vuru belirlemelerini gösterir.

Tablo 6.1. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere coif4 uygulandıktan sonra belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri

Veri no	Vuru	Belirlenen	Yüzde(%)	FN	FP	Nabız
100	2273	2273	100	0	0	75,5103
101	1865	1864	99,95	1	1	61,9738
102	2187	2173	99,36	14	7	72,4394
103	2084	2084	100	0	0	69,2612
105	2572	2531	98,41	41	13	84,5656
112	2539	2539	100	0	0	84,3711
113	1795	1795	100	0	0	59,6321
115	1953	1953	100	0	0	64,8870
118	2288	2277	99,52	11	0	75,6712
122	2476	2476	100	0	0	82,2718
123	1518	1516	99,87	2	0	50,3741
<b>Toplam</b>	23550	23481	99,71 <sup>1</sup>	69	21	

<sup>1</sup> 11 veri için belirleme yüzdelerinin ortalaması

Tablo 6.1’de MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan 11 veri için toplam vuru sayısı gösterildi. Ayrıca aynı tabloda 11 veriye, Bölüm 4’de verilen algoritma için yazılan MATLAB kodu coif4 dalgacığı ile uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar: R piki belirleme sayısı, R piki belirleme yüzdesi, belirlenemeyen R piki (FN) sayısı, yanlış belirlenen R piki (FP) sayısı ve nabız değeri gösterildi. Tabloda belirtildiğı gibi yapılan uygulama sonucu R piki belirleme oranı %98,41 ile %100 arasında değışti ve ortalama belirleme oranı ise % 99,71 olarak elde edildi.

Tablo 6.2. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere db4 uyguladıktan sonra belirlenen pik değeri ve nabız değeri

Veri no	Vuru	Belirlenen	Yüzde(%)	FN	FP	Nabız
<b>100</b>	2273	2273	100	0	0	75,5104
<b>101</b>	1865	1864	99,95	1	2	62,0071
<b>102</b>	2187	2168	99,13	19	7	72,2730
<b>103</b>	2084	2083	99,95	1	0	69,2281
<b>105</b>	2572	2447	95,14	125	18	81,9377
<b>112</b>	2539	2539	100	0	0	84,3710
<b>113</b>	1795	1795	100	0	0	59,6321
<b>115</b>	1953	1953	100	0	0	64,8870
<b>118</b>	2288	2278	99,56	10	0	75,7044
<b>122</b>	2476	2474	99,92	2	0	82,2037
<b>123</b>	1518	1515	99,80	3	0	50,3408
<b>Toplam</b>	23550	23389	99,32 <sup>1</sup>	161	27	

Tablo 6.2’de MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan 11 veri için toplam vuru sayısı gösterildi. Ayrıca aynı tabloda 11 veriye, Bölüm 4’de verilen algoritma için yazılan MATLAB kodu db4 dalgacığı ile uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar: R piki belirleme sayısı, R piki belirleme yüzdesi, belirlenemeyen R piki (FN) sayısı, yanlış belirlenen R piki (FP) sayısı ve nabız değeri gösterildi. Tabloda belirtildiğı gibi

<sup>1</sup> 11 veri için belirleme yüzdelerinin ortalaması

yapılan uygulama sonucu R piki belirleme oranı %95,14 ile %100 arasında deęiřti ve ortalama belirleme oranı ise % 99,32 olarak elde edildi.

Tablo 6.3. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilere db10 uyguladıktan sonra belirlenen pik deęerleri ve nabız deęerleri

Veri no	Vuru	Belirlenen	Yüzde(%)	FN	FP	Nabız
100	2273	2273	100	0	0	75,5103
101	1865	1864	99,95	1	2	62,0072
102	2187	2175	99,45	12	5	72,4393
103	2084	2084	100	0	0	69,2612
105	2572	2541	98,79	31	14	84,9310
112	2539	2539	100	0	0	84,3711
113	1795	1795	100	0	0	59,6322
115	1953	1953	100	0	0	64,8871
118	2288	2278	99,56	10	0	75,7044
122	2476	2475	99,96	1	0	82,2370
123	1518	1516	99,87	2	0	50,3741
<b>Toplam</b>	23550	23493	99,76 <sup>1</sup>	57	21	

Tablo 6.3’de MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan 11 veri için toplam vuru sayısı gösterildi. Ayrıca aynı tabloda 11 veriye, Bölüm 4’de verilen algoritma için yazılan MATLAB kodu db10 dalgacıęı ile uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar: R piki belirleme sayısı, R piki belirleme yüzdesi, belirlenemeyen R piki (FN) sayısı, yanlış belirlenen R piki (FP) sayısı ve nabız deęerleri gösterildi. Tabloda belirtildięi gibi yapılan uygulama sonucu R piki belirleme oranı %98,79 ile %100 arasında deęiřti ve ortalama belirleme oranı ise % 99,76 olarak elde edildi.

<sup>1</sup> 11 veri için belirleme yüzdelерinin ortalaması

Tablo 6.4. MIT-BIH veri tabanından alınan ham verilerde belirlenen pik değerleri ve nabız değerleri

Veri no	Vuru	Belirlenen	Yüzde(%)	FN	FP	Nabız
100	2273	2193	96,48	81	0	72,8515
101	1865	1827	97,96	47	3	60,8101
102	2187	2134	97,58	58	6	71,1095
103	2084	2021	96,98	70	1	67,1786
105	2572	2316	90,05	256	31	78,0142
112	2539	2357	92,83	193	0	78,3518
113	1795	1745	97,21	51	0	57,9702
115	1953	1913	97,95	49	0	63,5575
118	2288	2219	96,98	82	6	73,9134
122	2476	2135	86,23	344	0	70,9349
123	1518	1482	97,63	37	0	49,2436
<b>Toplam</b>	23550	22342	94,87 <sup>1</sup>	1268	47	

Tablo 6.4’de MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan veriler için toplam vuru sayısı gösterildi. Ayrıca aynı tabloda verilere Bölüm 4’de verilen algoritmadaki 2., 3., ve 4. adımlar hariç yazılan MATLAB kodu uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar: R piki belirleme sayısı, R piki belirleme yüzdesi, belirlenemeyen R piki (FN) sayısı, yanlış belirlenen R piki (FP) sayısı ve nabız değerleri gösterildi. Tabloda belirtildiği gibi yapılan uygulama sonucu R piki belirleme oranı beklenildiği gibi düşüş göstererek %90,05 ile %97,96 arasında değişti ve ortalama belirleme oranı ise % 94,87 olarak elde edildi.

Tabloların bütünü göz önüne aldığımız zaman; eğer ham veride Tablo 4.1’deki algoritmada 2., 3., ve 4. adımda belirtilenden farklı olarak herhangi bir dalgacık filtreleme ayrıştırması işlemi uygulanmadığı zaman Tablo 6.4’de de görüldüğü gibi R piki belirleme ortalama oranı % 94,87 olmaktadır. Eğer db4, db10, coif4 dalgacık dönüşümlerinden herhangi birisi yazılan MATLAB koduyla beraber uygulanırsa R

<sup>1</sup> 11 veri için belirleme yüzdelерinin ortalaması

piki belirleme ortalama oranının % 99'un üzerine çıktığı Tablo 6.1, Tablo 6.2 ve Tablo 6.3'de görülmektedir. Buradan ham veride dalgacık filtre ayrıştırmasını kullanarak zemin gezinmesi probleminden kurtulduğumuz zaman ve gürültü temizleme yaptığımız zaman R piki belirleme oranının arttığını görüyoruz. db4, db10 ve coif4 dalgacıklarının kullanıldığı MATLAB kodlarında R piki belirleme oranlarını kıyasladığımız zaman en iyi belirleme ortalama oranının db10 dalgacık dönüşümünün kullanıldığı uygulamada görülmektedir ve bu sonuçlar Tablo 6.3'de görülmektedir. Bu tezde yapılan uygulamalar sonucunda; R piki belirleme ve nabız hesabı yapmada ele aldığımız veri kümesi üzerinde en uygun dalgacık dönüşümünün db10 olduğu gözlemlendi.

Nabız hesaplamak için sunulan algoritma çok esnektir. Anlamak kolaydır ve pratikte uygulanabilir. Daha hızlı bir metottur. Ayrık dalgacık dönüşümü algoritması kısa zamanlı kardiyovasküler düzenlemesini daha iyi anlamak için kardiyovasküler hareketin ANS (Otonom Sinir Sistemi) modulünü karakterize etmek için kullanılabilir. Dalgacık metodu zaman ve frekans bilgisini kaybetmeksizin durağan olmayan EKG sinyalinin karakteristiklerindeki değişikliklerin yerini belirleme yeteneğine sahip olduğu için seçildi. Örneğin bir hasta yoğun bakım ünitesinde sürekli gözetim altındayken doktor normal kalp atış değişikliğinin aralığını belirleyebilir. Eğer nabız normalin dışında olursa doktoru ya da hemşireyi uyarmak için bir alarm sistemi kurulabilir.

Sunulan metot sinyaldeki geçici dalgaları ve artefaktları belirleyebilir. Aslında metot çoklu çözünürlüklü bir analiz sağlar. Otonom Sinir Sisteminin (ANS) davranışı ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak takip edilebildiği için bu tekniğin kardiyovasküler hareketlilik ile otonom kontrol sisteminin ilişkisini daha iyi anlamamıza yardımcı olacağına inandık. Dalgacık tekniği daha iyi zaman-frekans çözünürlüğü verdiği için onu EKG'nin tanınması için uygulayabiliriz. Metodu EKG veri sıkıştırması ve online EKG sinyali işlemede kullanabilmek için daha da zenginleştirebiliriz.



## KAYNAKLAR

- [1] Fourier J., *The analytical theory of heat*, 1rd ed., Cambridge University Press Hall, London, 1878.
- [2] Oppenheim A.V., Schafer R. W., Buck J. R., *Discrete time signal processing*, 2rd ed., Prentice Hall PTR, New Jersey, 1999.
- [3] [http://en.wikipedia.org/wiki/Haar\\_wavelet](http://en.wikipedia.org/wiki/Haar_wavelet), (Ziyaret tarihi: 04 Mayıs 2015).
- [4] Mackenzie D., Wavelets: seeing the forest and the trees, *National Academy of Sciences*, 2001, **12**, 1-8.
- [5] Mallat S., *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 2rd ed., Academic Press, San Diego, 1998.
- [6] Daubechies I., *Ten lectures on Wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), Philadelphia, 1992.
- [7] Alkan A., EEG İşaretlerinin Klasik ve Modern Yöntemlerle Ön işlenmesi ve Sınıflandırılması, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2005, 168050.
- [8] Akın M., Comparison of Wavelet Transform and FFT Methods in the Analysis of EEG Signals, *Journal of Medical Systems*, 2002, **26**, 241-247.
- [9] Duffin R. J., Schaeffer A. C., A Class of Nonharmonic Fourier Series, *Trans. Amer. Math. Soc.*, 1952, **72**(2), 341–366.
- [10] <http://www.medicana.com.tr/formlar/2012/eylul/emgnedir.aspx>, (Ziyaret tarihi: 18 Mart 2015).
- [11] Fujimura S., Kiyasu S., Application of Feature Extraction Scheme to the Discrimination of Electrocardiogram, *T.IEE Japan*, 2001, **121**(8), 725-730.
- [12] [http://tinaztepehastanesi.com.tr/saglik\\_kosesi/kardiyoloji/ekg-nedir](http://tinaztepehastanesi.com.tr/saglik_kosesi/kardiyoloji/ekg-nedir), (Ziyaret tarihi: 18 Mart 2015).
- [13] Jiang X., Zhang L., ECG Arrhythmias Recognition System Based on Independent Component Analysis Feature Extraction, *IEEE Region 10 Conference*, Hong Kong, 14-17 November 2006.
- [14] Rangayyan M. R., *Biomedical Signal Analysis*, 1rd ed., CRC Press, Alberta, Canada, 500, 2002.

- [15] Rangayyan M. R., *Biomedical Signal Analysis*, 1rd ed., CRC Press, Alberta, Canada, 516, 2002.
- [16] Clifford G. D., Azuaje F., McSharry P. E., ECG Statistics, Noise, Artifacts, and Missing Data, Editors: Clifford G. D., *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*, 1rd ed., Artech House Publishing, Norwood, 55-99, 2006.
- [17] Adeli H., Zhou Z., Dadmehr N., Analysis of EEG Records in an Epileptic Patient Using Wavelet Transform, *Journal of Neuroscience Methods*, 2003, **123**(1), 69-87.
- [18] D'Attellis C. E., Isaacson S. I., Sirne R. O., Detection of Epileptic Events in Electroencephalograms Using Wavelet Analysis, *Annals of Biomedical Engineering*, 1997, **25**, 286-293.
- [19] Gigola S., Ortiz F., D'Attellis C. E., Silva W., Kochen S., Prediction of Epileptic Seizures Using Accumulated Energy in a Multiresolution Framework, *Journal of Neuroscience Methods*, 2004, **138**, 107–111.
- [20] Grech R., Cassar T., Muscat J., Camilleri K. P., Fabri S. G., Zervakis M., Xanthopoulos P., Sakkalis V., Vanrumste B., Review on Solving the Inverse Problem in EEG Source Analysis, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2008, **5**(25), 1-33.
- [21] Hallez H., Vanrumste B., Grech R., Muscat J., De Clercq W., Vergult A., D'Asseler Y., Camilleri K. P., Fabri S. G., Huffel S. V., Lemahieu I., Review on Solving the Forward Problem in EEG Source Analysis, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2007, **4**(46), 1-19.
- [22] Hsu W. Y., EEG-based Motor Imagery Classification Using Neuro-fuzzy Prediction and Wavelet Fractal Features, *Journal of Neuroscience Methods*, 2010, **189**, 295–302.
- [23] Kumar S. P., Sriraam N., Benakop P. G., Jinaga B. C., Entropies Based Detection of Epileptic Seizures with Artificial Neural Network Classifiers, *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**, 3284-3291.
- [24] Lima C. A. M., Coelho A. L. V., Chagas S., Automatic EEG Signal Classification for Epilepsy Diagnosis with Relevance Vector Machines, *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**, 10054–10059.
- [25] Mallat S., Hwang W. L., Singularity Detection and Processing with Wavelets, *IEEE Trans. Inf. Theory*, 1992, **38**(2), 617–643.
- [26] Mallat S., Zhong S., Characterization of Signals from Multiscale Edges, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1992, **14**(7), 710–732.
- [27] Mallat S., *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 1rd ed., Academic Press, San Diego, 1998.

- [28] Donoho D. L., De-noising by Soft Thresholding, *IEEE Trans. Info. Theory*, 1995, **41**, 613–627.
- [29] Donoho D. L., Vetterli M., DeVore R. A., Daubechies I., Data Compression and Harmonic Analysis, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1998, **44**, 2435–2476.
- [30] Paul S. Addison, Wavelet transforms and the ECG: a review, *Physiological Measurement*, 2005, **26**, 155-199.
- [31] Senhadji L., Bellanger J. J., Carrault G., Passariello G., Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1995, **14**(2), 167-173.
- [32] Sahambi J. S., Tandon S. N., Bhatt R. K. P., Using Wavelet Transforms for ECG Characterization, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 1997, **97**, 77-83.
- [33] Sahambi J. S., Tandon S. N., Bhatt R. K. P., Quantative analysis of errors due to power-line interference and base-line drift in detection of onsets and offsets in ECG using wavelets, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 1997, **35**, 747-751.
- [34] Sivannarayana N., Reddy D. C., Biorthogonal wavelet transforms for ECG parameters estimation, *Medical Engineering and Physics*, 1999, **21**, 167-174.
- [35] Köhler B. U., Hennig C., Orglmeister R., The Principles of Software QRS Detection, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2002, **2**, 42-57.
- [36] Li C., Zheng C., Tai C., Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1995, **42**(1), 21-28.
- [37] Shyu L. Y., Wu Y. H., Hu W., Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the Holter ECG, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**, 1269–1273.
- [38] Martínez J. P., Almeida R., Olmos S., Rocha A. P., Laguna P., A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(4), 570-581.
- [39] Kadambe S., Murray R., Faye G., Bartels B., Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1999, **46**(7), 838-848.
- [40] Romero L. I., Addison P. S., Grubb N. R., Clegg G. R., Robertson C.E., Watson J. N., A Comparison of Continuous Wavelet Transform and Modulus Maxima Analysis of Characteristic ECG Features, *Computers in Cardiology*, 2005, **32**, 755-758.

- [41] Park K. L., Lee K. J., Yoon H. R., Application of a wavelet adaptive filter to minimise distortion of the ST-segment, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 1998, **36**, 581-586.
- [42] Park K. L., Khil M. J., Lee B. C., Jeong K. S., Lee K. J., Yoon H. R., Design of a wavelet interpolation filter for enhancement of the segment, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2001, **39**, 355-361.
- [43] Tikkanen P. E., Nonlinear wavelet and wavelet packet denoising of electrocardiogram signal, *Biological Cybernetics*, 1999, **80**, 259-267.
- [44] Leman H., Marque C., Rejection of the Maternal Electrocardiogram in the Electrohysterogram Signal, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000, **47**(8), 1010-1017.
- [45] Nikolaev N., Gotchev A., Egiazarian K., Nikolov Z., Suppression of electromyogram interference on the electrocardiogram by transform domain denoising, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2001, **39**, 649-655.
- [46] Batista A., English M., Ventricular late potential analysis with musical and harmonic wavelets, *Medical Engineering & Physics*, 1998, **20**, 773-779.
- [47] Reinhardt L., Makiiarvi M., Fetsch T., Schulte G., Sierra G., Martinez R. A., Montonen J., Katila T., Borggreffe M., Breithardt G., Noninvasive Risk Modeling After Myocardial Infarction, *The American Journal of Cardiology*, 1996, **78**, 627-632.
- [48] Rakotomamonjy A., Migeon B., Marche P., Automated neural network detection of wavelet preprocessed electrocardiogram late potentials, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 1998, **36**, 346-350.
- [49] Rakotomamonjy A., Coast D., Marche P., Wavelet-based enhancement of signal-averaged electrocardiograms for late potential detection, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 1999, **37**, 750-759.
- [50] Meste O., Rix H., Caminal P., Thakor N. V., Ventricular Late Potentials Characterization in Time-Frequency Domain by Means of a Wavelet Transform, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1994, **41**(7), 625-634.
- [51] Lewandowski P., Meste O., Maniewski R., Mroczka T., Steinbach K., Rix H., Risk evaluation of ventricular tachycardia using wavelet transform irregularity of the high-resolution electrocardiogram, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2000, **38**, 666-673.
- [52] Wu S., Qian Y., Gao Z., Lin J., A Novel Method for Beat-to-Beat Detection of Ventricular Late Potentials, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2001, **48**(8), 931-935.

- [53] Popescu M., Laskaris N., Chiladakis I., Stathopoulos C., Cristea P., Manolis A., Bezerianos A., Beat-to-beat wavelet variance of the QRS complex as a marker of arrhythmogenic substrate in ventricular tachycardia patients, *Physiological Measurement*, 1998, **19**, 77-92.
- [54] Gramatikov B., Brinker J., Yi-chun S., Thakor N. V., Wavelet analysis and time-frequency distributions of the body surface ECG before and after angioplasty, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2000, **62**, 87-98.
- [55] Link A., Endt P., Oeff M., Trahms L., Variability of the QRS Signal in High-Resolution Electrocardiograms and Magnetocardiograms, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2001, **48**(2), 133-142.
- [56] Olmez T., Dokur Z., Application of InP Neural Network to ECG Beat Classification, *Neural Computing & Applications*, 2003, **11**, 144-155.
- [57] Mallat S. G., Multifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Models, *IEEE Transactions on Acoustics. Speech. and Signal Processing*, 1989, **37**(12), 2091-2110.
- [58] Dinh H. A. N., Kumar D. K., Pah N. D., Burton P., Wavelets for QRS Detection, *Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference*, 2001, **1**, 1883-1887.
- [59] Saritha C., V Sukanya., Murthy Y. N., ECG Signal Analysis Using Wavelet Transforms, *Bulg. J. Phys.*, 2008, **35**, 68-77.
- [60] Sumathi S., Sanavullah M. Y., Comparative Study of QRS Complex Detection in ECG Based on Discrete Wavelet Transform, *International Journal of Recent Trends in Engineering*, 2009, **2**(5), 273-277.
- [61] Wahidabanu R. S. D., Sasikala P., Robust R Peak and QRS detection in Electrocardiogram using Wavelet Transform, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2010, **1**(6), 48-53.
- [62] Behbahani S., Dabanloo N. J., Detection of QRS Complexes in the ECG Signal using Multiresolution Wavelet and Thresholding Method, *Computing in Cardiology*, 2011, **38**, 805-808.
- [63] Yazdani S., Vesin J. M., Adaptive Mathematical Morphology for QRS Fiducial Points Detection in the ECG, *Computing in Cardiology*, 2014, **41**, 725-728.
- [64] Yomas J., Seena V., A Review on Feature Extraction and Denoising of ECG Signal Using Wavelet Transform, *2nd International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS)*, Coimbatore Tamilnadu, India, 6-8 March 2014.

- [65] Wang F., Ji Z., Application of the Dual-tree Complex Wavelet Transform in Biomedical Signal Denoising, *Bio-Medical Materials and Engineering*, 2014, **24**, 109-115.
- [66] Tafreshia R., Jaleel A., Lima J., Tafreshib L., Automated analysis of ECG waveforms with atypical QRS complex morphologies, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, **10**, 41-49.
- [67] Plesnik E., Malgina O., Tasic J. F., Tomazic S., Zajc M., Detection and delineation of the electrocardiogram QRS-complexes from phase portraits constructed with the derivative rule, *Experimental-and-Clinical-Cardiology*, 2014, **20**(8), 2980-2988.
- [68] Ghosh T., Bhattacharyya D., Bandyopadhyay S. K., Kim T., A Review on Different Techniques to De-noise a Signal, *International Journal of Control and Automation*, 2014, **7**(3), 349-358.
- [69] Zhou X., Ma X., Li Y., An Adaptive Threshold Algorithm Based on Wavelet in QRS Detection, *International Conference on Audio, Language and Image Processing*, 2014, **14**, 858-862.
- [70] Miner N. E., *An Introduction to Wavelet Theory and Analysis*, 1rd ed., Sandia Hall, California, 1998.
- [71] Polikar R., The Story of Wavelets, *IMACS/IEEE CSCC'99 Proceedings*, Florida, USA, 25-29 July 1999.
- [72] Torrence C., Compo P. C., A Practical Guide To Wavelet Analysis, *Bulletin of American Meteorological Society*, 1998, **79**(1), 61-78.
- [73] Roberts R. A., Mullis C. T., *Digital Signal Processing*, 1rd ed., Addison-Wesley Publishing Company, USA, 1987.
- [74] Rangayyan M. R., *Biomedical Signal Analysis*, 1rd ed., CRC Press, Alberta, Canada, 518, 2002.
- [75] [http://en.wikipedia.org/wiki/Haar\\_wavelet](http://en.wikipedia.org/wiki/Haar_wavelet), (Ziyaret tarihi: 04 Mayıs 2015).

## **KİŞİSEL YAYIN VE ESERLER**

### **Web of Science’da Taranan Makale Bilgileri:**

- [1] Kodal Sevindir H., Yazıcı C., **Çetinkaya S.**, A Study on Physical Exercise Habit, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 2014, **152**, 648-652.

### **Tam Metin Basılan Uluslararası Bildiriler:**

- [1] Sevindir H., Yazıcı C., **Çetinkaya S.**, A Study on Physical Exercise Habit, *Educational Researches and Publications Associations Congress*, Istanbul, Turkey, 6-8 June 2014.

## **ÖZGEÇMİŞ**

1988 yılında İstanbul/Bakırköy’ de doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini İstanbul’ da tamamladı. 2008 yılında girdiği Zonguldak Karaelmas (Bülent Ecevit) Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Matematik Bölümü’nden 2012 yılında mezun oldu. 2012 yılında Bülent Ecevit Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Matematik Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı’nda yüksek lisans öğrenimine başladı. 2013 yılında Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Matematik Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı’nda yüksek lisans öğrenimine başladı. 2013 yılından beri Kocaeli Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Matematik Bölümü’nde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.