

**VENTRİKÜLER GEÇ POTANSİYELLERİN (VGP)
İŞLENMESİ VE TANIYIMINDA DENEME TABANLI KİP
AYRIŞTIRMA VE DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ
YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI**

**COMPARISON OF EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION
AND WAVELET TRANSFORM ON ANALYSIS AND
RECOGNITION OF VENTRICULAR LATE POTENTIALS
(VLP)**

İLKER GÜNAY

Doç. Dr. ATİLA YILMAZ

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
Elektrik Ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2013

**VENTRİKÜLER GEÇ POTANSİYELLERİN (VGP)
İŞLENMESİ VE TANIYIMINDA DENEME TABANLI KİP
AYRIŞTIRMA VE DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ
YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI**

**COMPARISON OF EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION
AND WAVELET TRANSFORM ON ANALYSIS AND
RECOGNITION OF VENTRICULAR LATE POTENTIALS
(VLP)**

İLKER GÜNAY

Doç. Dr. ATİLA YILMAZ

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
Elektrik Ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2013

İLKER GÜNAY'ın hazırladığı “**Ventriküler Geç Potansiyellerin (Vgp) İşlenmesi Ve Tanımında Deneme Tabanlı Kip Ayırıştırma Ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemlerinin Karşılaştırılması**” adlı çalışma aşağıdaki jüri tarafından **ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan
(Prof. Dr. Selçuk GEÇİM)

Danışman
(Doç. Dr. Atila YILMAZ)

Üye
(Doç. Dr. Ziya TELATAR)

Üye
(Doç. Dr. Cenk TOKER)

Üye
(Yrd. Doç. Dr. Semih BİNGÖL)

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak onaylanmıştır.

Prof. Dr. Fatma SEVİN DÜZ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

.... / / 2013

İlker GÜNAY

ÖZET

VENTRİKÜLER GEÇ POTANSİYELLERİN (VGP) İŞLENMESİ VE TANIYIMINDA DENEME TABANLI KİP AYRIŞTIRMA VE DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

İLKER GÜNAY

Yüksek Lisans, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü

Tez Danışmanı: Doç. Dr. ATİLA YILMAZ

Mart 2013, 76 Sayfa

Kalbin iletim hattında meydana gelen bozulmalar sinyal hattının uzamasına ya da sinyalin gecikmesine ve EKG üzerinde ufak değişikliklere sebep olmaktadır. Bu değişiklikler EKG'nin S-T bölgesinde düşük genlikli, yüksek frekanslı sinyaller olarak ortaya çıkmakta ve Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP) olarak adlandırılmaktadır. VGP'nin doğası ve oluşma sebepleri tam olarak anlaşılacak şekilde birlikte Ventriküler Taşikardi (VT) tanısında önemli bir parametre olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmanın amacı klasik yöntemdeki eksikliklerin giderilerek ileri seviye sinyal işleme teknikleri ile analiz hassasiyetini artırmaktır. Geliştirilen analiz hassasiyeti ile Ventriküler Geç Potansiyel tanımı bütün QRS bölgesini kapsayacak şekilde genişletmek, bu kavrama daha geniş bir bakış açısı kazandırmaktır.

Çalışma kapsamında klasik yöntemdeki eksiklikler iyileştirilmiştir. Dalgacık Dönüşümü (DD) ve Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA) kullanılarak EKG sinyalleri analiz edilmiştir. Klasik parametreler yerine tüm QRS bölgesini kapsayacak yeni parametreler çıkartılmış ve Yapay Sinir Ağları kullanılarak sonuçlar değerlendirilmiştir. Tasarlanan yöntem 90%'ın üzerinde başarı göstermiş, Dalgacık Dönüşümünün ve DTKA'nın VGP tanıyımına elverişli sinyal işleme teknikleri olduğunu belirtmiştir.

Anahtar Kelimeler: Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP), Dalgacık Dönüşümü (DD), Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA)

ABSTRACT

COMPARISON OF EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION AND WAVELET TRANSFORM ON ANALYSIS AND RECOGNITION OF VENTRICULAR LATE POTENTIALS (VLP)

İLKER GÜNAY

Master of Science, Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. ATİLA YILMAZ

March 2013, 76 pages

The disruptions in the transmission line of the heart cause the prolongation or detention of the signal path which results in slight changes in ECG. These changes occur in S-T region as low amplitude, high frequency signals which are named as Ventricular Late Potentials (VLP). The nature and exact reasons of VLP is not well understood. However they are used as an important indicator for diagnosis of Ventricular Tachycardia.

The aim of this work is to eliminate the drawbacks of classical method and increase the analysis sensitivity with advanced signal processing techniques. By using improved analysis sensitivity Ventricular Late Potentials are redefined in order to cover entire QRS complex and to give a broader perspective to this concept.

Under the scope of this study the drawbacks of classical method is minimized. Wavelet Transform (WT) and Empirical Mode Decomposition (EMD) have been chosen as major tools to analyze these signals. Instead of classical parameters, new features are extracted and the results are evaluated by using Artificial Neural Networks. The proposed method represented accuracy over 90% and indicated that Wavelet Transform and EMD are useful alternatives for recognition of VLP.

Keywords: Ventricular Late Potentials (VLP), Wavelet Transform (WT), Empirical Mode Decomposition (EMD)

TEŞEKKÜR

Yazar, bu çalışmanın gerçekleşmesinde katkılarından dolayı, aşağıda adı geçen kişi ve kuruluşlara içtenlikle teşekkür eder.

Sayın Doç.Dr. Atila YILMAZ (tez danışmanı), çalışmanın sonuca ulaştırılmasında ve karşılaşılan güçlüklerin aşılmasında yön gösterici olmuş ve gereken tüm desteği sağlamıştır.

Sayın Ömer F. İLTER, Sayın Yılmaz ÜNAL ve ASELSAN A.Ş.'deki tüm iş arkadaşlarım tez süresince yardımcı olmuştur.

Sevgili ailem, benim bugünlere gelmemi sağlayarak ve her aşamada destekleyerek bu tez çalışmasının çıkarılmasında büyük pay sahibi olmuştur.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET.....	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
ŞEKİLLER.....	vii
TABLolar	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	x
1 GİRİŞ	1
1.1 VGP Analiz Metotları Üzerine Yapılan İlk Çalışmalar	1
1.2 GP Analizinde Yaygın Olarak Kullanılan Yöntemler.....	2
1.2.1 Zaman Düzlemi Analizi	2
1.2.2 Frekans Düzlemi Analizi	3
1.2.3 Zaman ve Frekans Düzlemi Analizlerinin Mevcut Performansları	4
1.3 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı.....	5
2 VENTRİKÜLER GEÇ POTANSİYELLER	7
2.1 Elektrokardiyografi (EKG)	7
2.2 Sağlıklı Kardiyak Döngüsünün Bileşenleri	7
2.3 Ventriküler Geç Potansiyeller	10
2.4 Geç Potansiyel Tanıyımında Ortaya Çıkan Problemler	13
2.5 Mevcut Yöntemlerin Kısıtları ve Dezavantajları	13
2.6 Kullanılan Yöntemler ve Simson Parametreleri.....	14
2.6.1 Ekg Verisi Toplama	15
2.6.2 Sayısal Filtreleme	15
2.6.3 Özellik Çıkarımı	15
2.7 VGP Tanıyımında Karşılaşılan Problemler	16
2.8 Standard VGP Analiz Metodunda Karşılaşılan Problemler	17
2.8.1 Ortalama Alma	17

2.8.2	Vektörel Büyüklük Alma	17
2.8.3	Köşe Frekanslar ve Filtreleme	18
2.8.4	QRS Süresi ve QRS Sonu Belirleme	18
3	SAYISAL SİNYAL İŞLEME YÖNTEMLERİ	19
3.1	Dalgacık Dönüşümü	20
3.1.1	Dalgacık Teorisi	22
3.1.2	Neden Dalgacık Dönüşümü	22
3.1.3	Dalgacık Dönüşümü Teorisi	22
3.1.4	EKG Sinyalinin Dalgacık Dönüşümü ile Ayrıştırılması	24
3.1.5	Dalgacık Dönüşümü Filtrelemesi	26
3.2	Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA)	28
3.2.1	Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA) Teorisi	29
3.2.2	Öz Kip Fonksiyonları	31
3.2.3	Kabuk Soyma İşlemi	32
3.2.4	EKG Sinyalinin DTKA Algoritması ile Ayrıştırılması	35
3.3	Yapay Sinir Ağları	37
3.3.1	Sinir Ağları Hesaplamaları	38
3.3.2	Nöron Modeli	39
3.3.3	Ağ Yapıları	40
3.3.3.1	Tek Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Yapıları	40
3.3.3.2	Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Yapıları	40
3.3.4	Nöron ve Katman Sayısı Optimizasyonu	41
3.3.5	Geri Yayılım	41
3.3.6	Geri Yayılım Öğrenme Algoritması	42
3.3.7	MATLAB Algoritması	43
4	YÖNTEMLERİN UYGULANMASI VE TANIYIM PERFORMANSLARININ İRDELENMESİ	45
4.1	Analizde Kullanılan Veri Setleri	45
4.1.1	Sussex Üniversitesi Veri Seti	45
4.1.2	Yapay Veri Seti ve Gecikmiş Potansiyel Yaklaşımı	46
4.2	Simson Yöntemi	48
4.3	Dalgacık Dönüşümü Yöntemi	52

4.4	Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA) Yöntemi	56
5	SINIFLANDIRMA, VERİ İŞLEME VE ANALİZ PARAMETRELERİ ÇIKARMA	59
5.1	XYZ Ölçümlerinin İyileştirilmesi.....	59
5.2	Sınıflandırma Parametrelerinin Çıkarılması	60
5.3	Sinir Ağları Yöntemi Sonuçları	62
6	SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME	67
	KAYNAKLAR	69
	EK-1	73
	EK-2	74
	EK-3	75
	EK-4	76

ŞEKİLLER

Sayfa

Şekil 2.1: Kalbin Kasılma Evreleri ve EKG	8
Şekil 2.2: EKG Sinyali Bileşenleri.....	8
Şekil 2.3: EKG Sinyali Bileşenleri.....	9
Şekil 2.4: Geç Potansiyel içeren EKG Sinyalinin Vektörel Büyüklüğü	11
Şekil 3.1: Fourier Dönüşümü, Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü ve Dalgacık Dönüşümü Analizi	21
Şekil 3.2: EKG Sinyalinin Dalgacık Dönüşümü ile Ayırıştırılması	25
Şekil 3.3: EKG Sinyalinin Adım Adım Elde Edilmesi.....	25
Şekil 3.4: Tipik Bir ÖKF fonksiyonu.....	30
Şekil 3.5: Kabuk Soyma İşlemi	34
Şekil 3.6: EKG Sinyalinin DTKA kullanılarak Ayırıştırılması	36
Şekil 3.7: EKG Sinyalinin Adım Adım Elde Edilmesi.....	36
Şekil 3.8: Sayısal Nöron Modeli.....	39
Şekil 3.9: Tek Katmanlı Ağ Modeli	40
Şekil 3.10: Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Modeli	40
Şekil 3.11: Geri Yayılım Öğrenme Algoritması Çözüm Uzayı	43
Şekil 3.12: Ventriküler Geç Potansiyel Tanıyımı Algoritması	44
Şekil 4.1: Sussex Veri Setine Ait Ham EKG Sinyali	46
Şekil 4.2: Yapay Veri Setini Oluşturmak Üzere Kullanılan Parametreler.....	48
Şekil 4.3: Simson Parametreleri	50
Şekil 4.4: Yapay Veri Seti Analizi, Simson Yöntemi.....	51
Şekil 4.5: Daub-4 Dalgacığı Fonksiyonları.....	52
Şekil 4.6: Dalgacık Dönüşümü Analizi Basamakları	53
Şekil 4.7: Dalgacık Dönüşümü Basamaklarının Fourier Dönüşümü Karşılığı.....	53
Şekil 4.8: Gecikmiş Potansiyel Analizinde Dalgacık Dönüşümü Hassasiyeti	54
Şekil 4.9: Gecikmiş Potansiyel İçeren EKG için Simson ve DD Yöntemleri Sonuçları	55
Şekil 4.10: Filtrelenmiş QRS Kompleksi Sonuçları, Solda Kontrol Grubuna Ait (Sağlıklı) EKG Sinyali, Sağda Enfarktüs Sonrası Ventriküler Taşikardili EKG Örneği [33]	56
Şekil 4.11: Gecikmiş Potansiyel Analizinde DTKA Hassasiyeti	57
Şekil 4.12: Deneme Tabanlı Kip Ayırışımı Analiz Basamakları.....	58
Şekil 4.13: DTKA Basamaklarının Fourier Dönüşümü Karşılığı.....	58
Şekil 5.1: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Vektörel Büyüklük Hesaplama.....	59
Şekil 5.2: Dalgacık Dönüşümü Analiz Parametreleri Çıkartımı	60
Şekil 5.3: Deneme Tabanlı Kip Ayırışımı Analiz Parametreler Çıkartımı.....	61
Şekil 5.4: Analiz Parametreleri.....	61
Şekil 5.5: VGP Tanıyımı Basamakları	62

Şekil 5.6: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Parametrelerle Sinir Ağları Analizi Sonuçları, Sussex Veri Seti.....	63
Şekil 5.7: DTKA Tabanlı Parametrelerle Sinir Ağları Analizi Sonuçları, Sussex Veri Seti	63
Şekil 5.8: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Parametrelerle Sınıflandırma Sonuçları ...	64
Şekil 5.9: DTKA Tabanlı Parametrelerle Sınıflandırma Sonuçları	64

TABLULAR

Sayfa

Tablo 2.1: Simson'ın Geç Potansiyel Çalışması Sonuçları.....	12
Tablo 2.2: Farklı Enfarktüs Tipleri İçin RMS40 Parametresi Değişimi	17
Tablo 2.3: Köşe Frekansı Seçiminin VGP Tespit Oranına Etkisi	18
Tablo 3.1: Ayrıştırma Seviyelerinin İçerdiği Frekans Bantları.....	26
Tablo 3.2: Geri Yayılım Eğitim Algoritması.....	42
Tablo 4.1: Yapay Veri Setini Oluşturmak Amacıyla Kullanılan Parametreler ve Değerleri.....	47
Tablo 4.2: Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Ventriküler Taşikardi Grubu.....	49
Tablo 4.3: Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Kontrol Grubu	50
Tablo 4.4: Sussex Üniversitesi Veri Seti, Simson Yöntemi Sonuçları.....	51
Tablo 4.5: Gecikmiş Potansiyel Veri Setinde Simson Yönteminin Başarı Oranları	52
Tablo 5-1 Yapay ve Gerçek EKG Veri Setleri İçin Tüm Yaklaşımların Karşılaştırması	65

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kısaltmalar

VGP	Ventriküler Ge Potansiyeller
ME	Miyokardiyel Enfarktüs
VT	Ventriküler Taşikardi
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
FFT	Hızlı Fourier Dönüşümü
AHA	Amerikan Kalp Derneği
RMS	Karelerinin Toplamının Karekökü
ÇT	Çapraz Terimler
VLP	Ventriküler Ge Potansiyeller
DD	Dalgacık Dönüşümü
DTKA	Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı
ÖKF	Öz Kip Fonksiyonu
YSA	Yapay Sinir Ağları

1 GİRİŞ

Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP) ya da kısaca Geç Potansiyeller (GP), miyokardiyel kasların elektriksel olarak kararsız bölgelerindeki kesintiye uğramış aktivitelerden kaynaklanmaktadır. Bu tür potansiyellerin varlığı Miyokardiyel Enfarktüs (ME) sonrası bir yıllık dönemde aritmi tekrarlanmasının belirtileri olarak kabul edilmektedir. QRS terminal bölgesinde ortaya çıkan bu gecikmiş aktivite genellikle önceki miyokardiyel enfarktüsün gerçekleştiği kas dokusu sınırlarında ortaya çıkmaktadır. Mevcut sınır bölgesinde bulunan iletken olmayan dokular elektriksel depolarizasyonu yavaşlatmakta ya da parçalara ayırmaktadır [1].

Düşük genlikleri ve EKG'nin doğasında bulunan gürültü kaynakları sebebi ile Geç Potansiyeller standart yüzey EKG'sinde gözlenemezler. Fakat ileri seviye sinyal işleme teknikleri ve yüksek çözünürlüklü EKG kayıt sistemi gibi özel tekniklerle daha belirgin duruma getirilebilirler. Geç Potansiyeller Ventriküler Taşikardi'nin (VT) noninvazif belirteçleri olarak kabul edilmektedirler. Bu hipotez son yıllarda yapılan birçok çalışma tarafından onaylansa da GP analizi henüz klinik kardiyojinin rutin bir tanı aracı hâline gelmemiştir ve bu konudaki çalışmalar devam etmektedir.

Yüzey EKG'sinden Geç Potansiyel tespit etme işlemini zorlaştıran iki sorun bulunmaktadır:

- EKG ölçüm sisteminin doğasında bulunan ilave gürültü
- Geniş bir frekans izgesini kirlüten QRS morfolojisi

Bu yüzden yüzey EKG'si üzerinden gerçekleştirilen Geç Potansiyel morfolojisi ile sağlıklı EKG morfolojisi birbirine oldukça benzer çıkmaktadır [2] [3]. Bu çalışmada Geç Potansiyellerin incelenmesi ve işlenmesi amacına uygun altyapılar ayrıntılarıyla incelenecektir. Takip eden başlıklar bu alanda yapılan çalışmalar ile konunun ve çalışmanın anlaşılmasına giriş düzeyinde yardımcı olmayı amaçlamaktadır.

1.1 VGP Analiz Metotları Üzerine Yapılan İlk Çalışmalar

Sinyal-ortalama tekniği biyolojik sinyalleri güçlendirme adına ilk olarak insan kalbine uygulanmıştır. 1875 yılında kullanılmaya başlanan bu teknik, 1947 yılında EEG sinyalleri üzerinde uygulanmaya başlanmıştır. 1963 yılında Hon ve Lee cenine ait kalp sinyallerini yüzey elektrogramları ile belirlemeyi başarmıştır. Eddlemon ise 1968 yılında ortalama tekniğine bilgisayar tabanlı bir yaklaşım getirmiştir. Günümüzde hâlen Eddlemon'un ortaya koyduğu bu yaklaşım kullanılmaktadır. Edward Berhari ise 1973 yılında tekrarlanan veya periyodik dalgalar için bir teknik geliştirmiştir. Geliştirdiği bu yöntemin temel prensibini sinyal – gürültü oranını artırma olarak belirlemiştir. Berhari çalışmasında ardışık gürültülü

bileşenleri toplayarak ortalamasını almıştır. Böylece rastgele gürültülerin genliğini azaltmış ve deterministik sinyallerin ise aynı kalmasını sağlamıştır. 1973 yılında iskemik (yerel kan dolaşımı eksikliği) köpeklerden alınan EKG örneklerinde Ventriküler Taşikardi başlangıcından önce gecikmiş ve parçalanmış elektriksel aktivite tespit edilmiştir. 1977 yılında Guy Fontaine Ventriküler Taşikardili bir hastanın vücut yüzeyinden Ventriküler Geç Potansiyellerin algılanmasını tanımlamıştır: Fontaine aynı hastada endokard üzerinde Geç Potansiyelleri kaydetmiştir. Takip eden yıllarda miyokardiyel enfarktüs geçirmiş hastalarda sinyal-ortalama tekniği ile saptanan Ventriküler Geç Potansiyeller ve Ventriküler Taşikardi ilişkisi birçok yazar tarafından kurulmuştur. Bu alana en büyük katkısı ise Micheal Simson yapmıştır. 1981 yılında ortaya koyduğu VGP tanıyımı kıstasları büyük bir çevre tarafından kabul görmüş ve oldukça yaygın bir kullanım alanı bulmuştur [4]. Bu teknik 1991 yılında uluslararası bir standart olarak belirlenmiştir [1].

1.2 GP Analizinde Yaygın Olarak Kullanılan Yöntemler

Ventriküler aritmi ve ani ölüm riskini değerlendirmek için Geç Potansiyel analizinde birçok farklı yöntem kullanılmıştır. Zaman düzlemindeki periyodik sinyallerin karşılaştırılarak ortalamasını alma işlemi, rastgele gürültüleri bastıran önemli bir yöntemdir. Simson da çalışmasında gürültüyü bertaraf etmek için bu yöntemi benimsemiş ve arkasından yüksek geçirgen filtre ile XYZ elektrod ölçüm sistemi bağlantılarından gelen analiz dışı verileri süzmüştür. Son olarak bu kanalları vektörel büyüklük olarak toplamış ve Geç Potansiyel çözümleme kıstaslarını belirtmiştir. Geç Potansiyel araştırmasında frekans düzlemi analizi ve zaman düzlemi analizi olarak iki yaygın teknik bulunmaktadır. Bunlardan frekans düzlemi tahlillerinin en büyük dezavantajı GP varlığını belirten ve yüksek frekanslı bileşenlerin bulunduğu sinyal tekilliklerinin zaman düzlemine aktarımını sağlayamamasıdır. Zaman düzlemi analizinde kullanılan pencereler ise dalga biçimini bozarak bilgi kaybına yol açmaktadır. Bir sonraki bölümde bu iki yöntemin avantajları ve dezavantajları analiz edilmeye çalışılacaktır.

1.2.1 Zaman Düzlemi Analizi

Zaman düzlemi analizi 3 ana başlık etrafında incelenebilir:

- Yüksek Çözünürlüklü EKG
- Sinyal Ortalaması Alma
- Atım Analizi

1.2.1.1 Yüksek Çözünürlüklü EKG

Kardiyak hastalıklarının tanısında kullanılan noninvazif yöntemler, vücut yüzeyinden ölçülen kardiyak sinyallerinin sayısal olarak kaydı ve bu kayıtların bilgisayar ortamına aktarımı ile başlamaktadır. Bu tür yöntemler cerrahi müdahaleye gerek duymadan tanı için ilk basamağı oluşturmaktadır. Bu yöntemlerden olan Yüksek Çözünürlüklü EKG Zimmermann ve ekibi tarafından detaylı bir şekilde tarif edilmiştir. Buna göre hastadan alınan 3 bağlantılı EKG

verisi eşzamanlı olarak kaydedilirken analog sinyal kazancı 1000 olan bir önyükselteçten geçirilmiştir. Ayarlanabilir yüksek ve alçak geçirgen süzgeçler ile bant geçirgen filtreleme uygulanarak bilgi içermeyen bantlar ortadan kaldırılmıştır. Yüksek çözünürlüklü bir elektrogram Geç Potansiyelleri de içeren çok düşük genlikli sinyalleri yakalayabilmektedir. Standart elektrokardiyografide ise bu sinyalleri gürültü içinde kaybolmaktadır. Yüksek Çözünürlüklü Elektrogram sayesinde EKG sinyallerinin teşhis yetenekleri geliştirilmiştir.

1.2.1.2 Sinyal Ortalaması Alma

Sinyal ortalamasının amacı rastgele oluşan gürültü bileşenlerinin seviyesini azaltarak QRS kompleksi sonundaki düşük genlikli sinyalleri tespitini kolaylaştırmaktır. Gürültünün asıl kaynağı 5 – 25 μ V seviyelerindeki iskelet kası aktivitesidir. Bu aktiviteye ait frekans bileşenlerinin yüksek frekanslı kardiyak potansiyeller ile aynı bant aralığında bulunması sebebiyle kas gürültüsünün filtrelenmesi sorun yaratmaktadır. Fakat ortalama alma tekniği ile EKG gibi tekrarlanan sinyaller güçlendirilirken iskelet kasları gürültüsü gibi rastgele ve tekrarlanmayan sinyaller bastırılmaktadır [3].

Bu tezde, ortalama alma işleminden önce her bir atımın başlangıç ve bitiş bölgeleri hassas bir şekilde belirlenmiştir. Böylece arka arkaya toplanacak EKG atımları arasındaki zaman kayması önlenmiştir. Daha sonra ilk düzgün atım şablon olarak alınmış ve her bir yeni atım şablonlarla karşılaştırılarak anormal atımların etkisi azaltılmıştır.

Ortalama alma işleminin amacına ulaşabilmesi için gürültünün dalga biçiminden bağımsız yani rastgele olması gerekmektedir. Eğer elektrot hareketi ya da benzer bir kaynaktan yayılan tekrarlanan gürültü varsa, sinyal-ortalama onu güçlendirecek ve yanlış tespitlere sebep olacaktır.

1.2.1.3 Uzamsal Atım Analizi

İkinci bir sinyal-ortalama tekniği ise her bir atım arasındaki değişiklikleri analiz etmeye yarayan uzamsal ortalamadır. Bu değişiklikler zamansal ortalama tekniği ile tespit edilememektedir. Yakınca dizilmiş bağımsız elektrot çiftleri gürültüyü azaltmak için toplanmaktadır. Bu yöntemin avantajı ise VGP'de meydana gelen değişiklikleri dinamik olarak tespit etmesidir. Bu yöntemle elde edilen bilgi düşük seviyeli sinyallerin yorumlanmasında etkili olmaktadır [5].

1.2.2 Frekans Düzlemi Analizi

Spektral ya da frekans analizi yöntemi ile önceden belirlenen bir zaman aralığındaki spektral güç ya da potansiyel analiz edilmektedir. Genel olarak kabul görmüş hipotez, VGP'lerin ya da depolarizasyonların yüksek frekanslı bileşenler tarafından karakterize edildiği şeklindedir. Uygulama olarak çoğunlukla Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT), analiz bölgesi olarak ise QRS sonu ve ST segmenti kullanılmaktadır. Sonuçlar EKG segmentlerini oluşturan bileşenlerin meydana getirdiği belirli frekanslara katkıları şeklinde verilebilmektedir [6].

Zaman düzlemi analizinde olduğu gibi kabul edilmiş bir standart yöntem, frekans düzlemi analizi için bulunmamaktadır. Bununla birlikte, frekans analizi Ventriküler Taşikardi eğilimli hastaların tanımlanması ve karakterize edilmesi için bazı avantajlar sunmaktadır. Bunlardan göze çarpanları karmaşık bir yüksek geçiren filtreye ihtiyaç duyulmaması ve VGP ile gürültü farkını daha belirgin kılmasıdır.

1.2.3 Zaman ve Frekans Düzlemi Analizlerinin Mevcut Performansları

Zaman ve frekans düzlemleri analizini karşılaştıran klinik çalışmaların sonuçları tartışmalı bir görüntü çizmektedir. Engel spektral analiz sonuçlarının, zaman düzleminde gerçekleştirilen etki süresi ölçümleri kadar tekrarlanabilir olmadığını belirtmiştir. Ayrıca, spektral analiz sonuçları gürültüye çok bağımlı bulunmuştur. Bir yandan kısa veri segmentlerinin zayıf frekans çözünürlüğüne sebep olması ve spektral sızıntı bu analizin performansını sınırlamaktadır. Diğer taraftan, zaman düzlemi analizinde gerçekleştirilen yüksek geçiren filtreleme VGP'yi gürültüden ayırt etmeyi zorlaştırabilmektedir. Bu konuda uzmanların vardığı ortak görüş şu şekildedir:

Bu bulgular incelenen EKG aralığının tüm kardiyak döngüsünü içerecek şekilde genişletilmesi için objektif bir gerekçe oluşturmaktadır. Bu şekilde miyokardiyel kaslar tarafından üretilen sinyallerin algılanma ihtimali artırılmaktadır. Gerçekten de bütün bir kardiyak döngüsü boyunca alınan sinyal-ortalama EKG atımları Ventriküler Taşikardiden şüphelenilen hastaları ayırt etmeyi başarmıştır [2].

Bu iki yöntemi karşılaştırmak için farklı klinik ortamlarda birçok çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışmaların çoğu sürekli Ventriküler Taşikardi gösteren hastalar ile yapılmıştır. Machac ve Gomes frekans düzlemi analizinin sağlıklı ve Ventriküler Taşikardili hastaları ayırt etmede zaman düzlemi analizine herhangi bir katkısının bulunmadığını belirtmiştir [7]. Buna karşılık Pierce VT'ye meyilli koroner kalp hastalıklarının teşhisinde yüksek frekanslı Geç Potansiyeller tespit etmiş fakat süre veya düşük gerilim ile ilgili bir bulguya rastlamamıştır. Kinoshita sol karıncık kökenli VT hastalarından temin ettiği verileri sağlıklı EKG sonuçları ile karşılaştırmış ve FFT analizinin VT hastalarında anlamlı bir şekilde yüksek değerler gösterdiğini belirtmiştir [8]. Aynı EKG sinyalleri zaman düzlemi analizi ile incelendiğinde ise bütün durumlar için olumsuz sonuçlar elde ettiğini bildirmiştir. Nogamilul çok sayıda zaman ve frekans düzlemi parametresini analiz ettiği çalışmasının sonucunda VT'ye meyilli miyokardiyel enfarktüs sonrası hastalarında doğruluğu artırmak için her iki metodun da birlikte kullanılmasını önermiştir [9].

Akut miyokardiyel enfarktüs sonrası GP yaygınlığı kayıt zamanına, analiz tekniğine, miyokardiyel enfarktüs konumuna ve GP tanımına bağlı olarak değişmektedir. El-Sherif enfarktüs öncesinde ya da sonrasında 6 – 30 gün aralığında daha fazla Geç Potansiyel tespit etmiştir. Genel olarak GP ölçümünün hasta taburcu edilirken gerçekleştirilmesi önerilmektedir. Uzun süre incelendiğinde GP sıklığının yavaş yavaş azaldığı Kuchar tarafından gösterilmiştir. Frekans

düzlemi analizi enfarktüs bölgesinden bağımsız sonuçlar verirken, zaman düzlemi analizi inferiyor enfarktüse karşı daha duyarlı sonuçlar göstermiştir.

1.3 Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Bu tezde yüzey EKG'si gürültüsü içinde gizlenen genellikle GP olarak kısaltılan düşük genlikli kardiyak sinyallerinin güçlü sinyal işleme algoritmaları ile tespiti ve yorumlanması amaçlanmaktadır. Mikrovolt seviyelerindeki bu sinyaller Ventriküler Geç Potansiyellerde (VGP) olduğu gibi zarar görmüş miyokardiyel kaslardan kaynaklanmaktadır. Ventriküler Taşikardi hastalarında da rastlanan VGP'ler VT başlangıcının belirtisi olarak kullanılabilirler. Bu sinyallerin tespiti çeşitli kalp hastalıkları hakkında erken uyarı olarak kabul edilebilmektedir. VGP'nin doğası, kesin sebepleri tam olarak anlaşılabilir değildir ve çoğu zaman gürültü içinde kaybolmaktadır. Bu nedenle bu sinyallerin bulunması zorlu bir görevdir. Hatalı sınıflandırılmış VT hastaları ciddi sorunlar yaşayabilmekte, bazen takip eden süreç içinde ölümlerle dahi karşılaşabilmektedir. Standart yöntemlerde yalnız QRS sonu bölgesinin analizi yapılmakta, iletim yolunun diğer kısımlarındaki anormallikler göz ardı edilmektedir. Bu sınırlı bakış açısı kimi zaman VGP'li bir hastanın, sağlıklı olarak değerlendirilmesine sebep olmakta ve hasta hayati önem taşıyan tıbbi bakımdan mahrum edilmektedir. Güncel yöntemlerin VGP tespitindeki ve analizindeki düşük tahmin oranı, bu yöntemlerin eksiklikleri ve araştırılan sinyalin belirsiz doğasından kaynaklanabilmektedir. Bu çalışma ile Ayad Adam Mousa'nın çalışmalarını temel alarak VGP'leri fiziksel olarak tanımlamak ve analiz bölgesini bütün bir kardiyak döngüsü olarak genişletmek istenilmektedir. Böylece kalbin iletim hattının herhangi bir bölgesinde ortaya çıkan anormallikler saptanabilecek aynı zamanda mevcut yöntemlerin eksiklikleri azaltılarak tahmin oranı artırılmaya çalışılacaktır.

Daha iyi analiz ve sınıflandırma yapmak adına sayısal sinyal işleme tekniklerinden Dalgacık Dönüşümü, Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı ve Sinir Ağları kullanılmıştır. Bu yöntemlerin tercih edilmesinin temel sebepleri daha önce birçok araştırmacı tarafından kullanılarak olumlu sonuçlar verdiklerinin doğrulanmaları ve yapı olarak Geç Potansiyel analizine uygun olmalarıdır.

Daha hızlı ilerlemek adına bu çalışmada başarısı kabul edilen yöntemler kullanılacaktır. Öncelikle analiz için uygun veri elde edilerek başlanmıştır. Klasik yöntemlere ek olarak vektörel büyüklük hesaplanırken çapraz terimler yok edilerek hassasiyet artırılmıştır. Yeni analiz parametreleri ile tüm QRS düzlemi incelenerek Simson parametrelerinin sınırlı bakış açısı genişletilmiştir. Nihai amaç ise anormallik içeriklerine göre farklı sinyallerin tanınmasını ve sınıflandırmasını gerçekleştirebilen bir otomatik sınıflandırma algoritması tasarlanması olmuştur. Geliştirilen bu algoritmaların başarısı hem gerçek veriler hem de daha geniş bir yapıya sahip yapay veriler ile test edilmiştir. Gerek Dalgacık Dönüşümü gerekse Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı yöntemleri etkileyici sonuçlar göstermiş, Geç Potansiyel içeren kayıtları 90% seviyelerinde tespit etmeyi başarmışlardır.

Bu tezin içerdiği bölümlerin yapısı takip eden bölümlerde kalbin elektriksel yapısını ve EKG sinyalinin kökenini açıklamakla başlar. Aynı zamanda bu bölümde miyokardiyel enfarktüsü ve Ventriküler Geç Potansiyellerin kökenlerini ve tanı değerlerini belirtilmektedir. Standart algılama tekniklerinin, özellikle Simson yönteminin limitleri ve eksiklikleri ile ilgilenilmiş, problemleri belirlemek amacıyla 3 standart parametre incelenmiştir. Klasik metotlardaki vektörel büyüklük hesaplama problemleri araştırılmıştır. Vektörel büyüklüğü hesaplamak için Mousa tarafından tasarlanan dalgacık dönüşümü tabanlı yeni bir yöntem kullanılmıştır. Bu bölümde ayrıca VGP algılama sürecinde karşılaşılan sorunlar belirtilmiştir.

Üçüncü bölüm kullanılan farklı sayısal sinyal işleme tekniklerini kapsamaktadır ve Dalgacık Dönüşümü teorisi ile başlamaktadır. Ayrıntılı kuramsal analizden kaçınılarak dalgacık dönüşümü teorisi ve pratik bölümler ifade edilmiştir. Ayrıca Huang ve ekibi tarafından ortaya konulan Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı tekniğinden bahsedilmiştir. Bu yöntemin kapalı formda ifade edilemeyen ayrıştırma metodu ve pratikteki avantajlarından söz edilmiştir. Bölümün son konusu olarak Yapay Sinir Ağları ile ilgili kısa bir girişe yer verilmiştir. Burada EKG verilerinin ön işlemeden geçirilmesinden sonra kullanılan çok katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı tartışılmıştır. Ayrıca yapay sinir ağlarının öğrenme karakteristiği ve genel performansına değinilmiştir.

Dördüncü bölümde ilk olarak bu tez boyunca analizi gerçekleştirilen EKG kayıtlarından bahsedilmektedir. Bu kayıtların durumu en ham durumdan itibaren ele alınarak hangi basamaklardan geçtiği ifade edilmektedir. İlave olarak oluşturulan yapay veri setinin hangi koşullar göz önünde bulundurularak oluşturulduğu belirtilmektedir. Klasik yöntem ve ileri seviye sinyal işleme yöntemleri kullanılarak bu veri setlerinin analizi gerçekleştirilmekte, yöntemlerin avantajları ve dezavantajları ortaya konulmaya çalışılmaktadır.

Beşinci bölüm gürültü tabanını düşürme ve hassasiyeti artırma adına gerçekleştirilen iyileştirmelerle başlamakta ve bu iyileştirme basamakları yapısal olarak anlatılmaktadır. Simson parametrelerinin eldeki problemi kapsayamaması sebebi ile bu bölümde yeni parametreler tanımlanmaktadır. Ardından bu yeni parametrelerle birlikte tasarlanan sinyal işleme algoritmalarının Sinir Ağları performansına yer verilmektedir. Gerek gerçek verilerle, gerekse hazırlanan yapay veri seti ile bu yöntemlerin sonuçları kapsamlı bir şekilde ortaya konulmaya çalışılmaktadır.

Tezin altıncı ve son bölümünde ise bu sonuçların değerlendirmesine ve ileriki çalışmalara yön verilmeye çalışılmaktadır.

2 VENTRİKÜLER GEÇ POTANSİYELLER

Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP) kalbin karıncık bölgesi ile ilintili düşük genlikli (mikrovolt seviyeleri), yüksek frekanslı, kısa süreli sinyallerdir. Tam olarak kökeni bilinmemekle birlikte kalbin elektriksel aktivitesi sırasında meydana gelen yavaşlamalardan, gecikmelerden ve iletkenlik kaybından kaynaklandığı düşünülmektedir. Elektriksel potansiyel kalp boyunca yol alırken iletkenliği daha düşük olan bir dokuyla karşılaştığında ya da uyarım hattı uzadığında, iletim yavaşlayacak veya gecikecektir. Bu durumda doku boyunca ilerleyen potansiyelin dalga şeklinde bozulmalar meydana gelecektir. Potansiyeldeki bu değişiklik o bölgedeki dokunun zarar gördüğünü işaret etmekte ve VGP çalışmalarının temelini oluşturmaktadır.

2.1 Elektrokardiyografi (EKG)

Elektrokardiyografi (EKG), miyokardiyel kasları ve bu kasların sinirsel iletim sisteminin çalışmasını incelemek amacıyla oluşan elektriksel değişimlerin kaydedilmesi olarak tanımlanmaktadır. Bu kayıt ile elde edilen grafiğe Elektrokardiyogram, kullanılan alete de Elektrokardiyograf denilmektedir. Kaslardan elde edilen sinyallerin çok düşük genlikli olması sebebiyle bu sinyaller bir yükselteç yardımıyla güçlendirildikten sonra genellikle ısıya duyarlı kâğıt üzerine kaydedilmektedir. EKG kalp atım hızını, atımların düzenini, kalpteki herhangi bir hasar varlığını ve kullanılan ilaçların ve/veya cihazların kalp düzenine etkilerini gözlemek gibi birçok alanda kullanılmaktadır. EKG ölçüm sisteminin 12 bağlantılı, 3 bağlantılı gibi çeşitleri bulunmaktadır. Bu tezde Simson Yöntemi'nde belirtilen bipolar (pozitif, negatif ve toprak bağlantılı) EKG verileri kullanılmıştır.

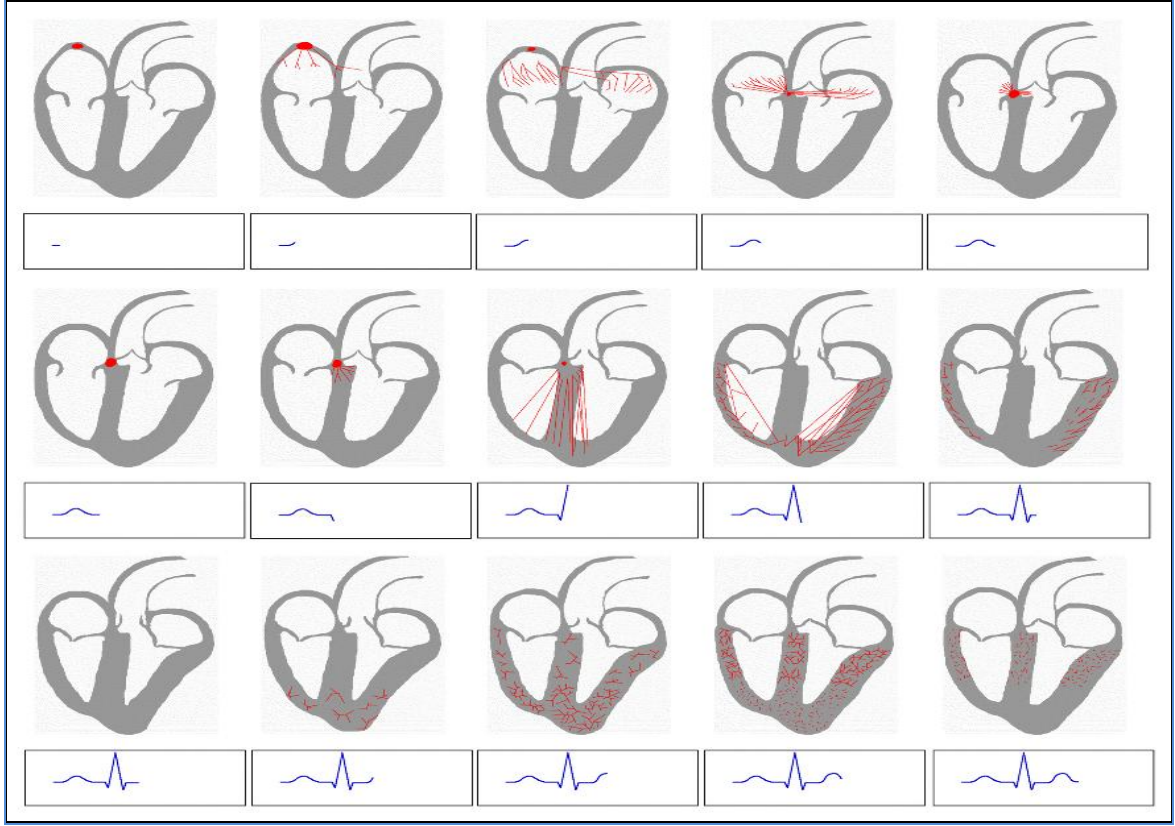
Bu bölümde Ventriküler Geç potansiyelleri tartışmak için gerekli olan konulara kısaca değinilecektir.

2.2 Sağlıklı Kardiyak Döngüsünün Bileşenleri

Kalbin elektriksel iletim sistemi analizi, bu yapının anatomisini ve fizyolojisini çalışırken kullanılan en önemli parametrelerdendir. EKG ise bu iletim sisteminin ne kadar iyi çalıştığını belirtmektedir. Kalpte meydana gelen ritim bozukluklarının, iletim bozukluklarının ve ektopik atımların tümü bu iletim sisteminin bir ya da birkaç bölümü ile ilgili olmaktadır. Problemlili bölgenin belirlenmesi ve analiz edilmesiyle çeşitli aritmilerin tanımlanması ve sınıflandırılması mümkün kılınmaktadır.

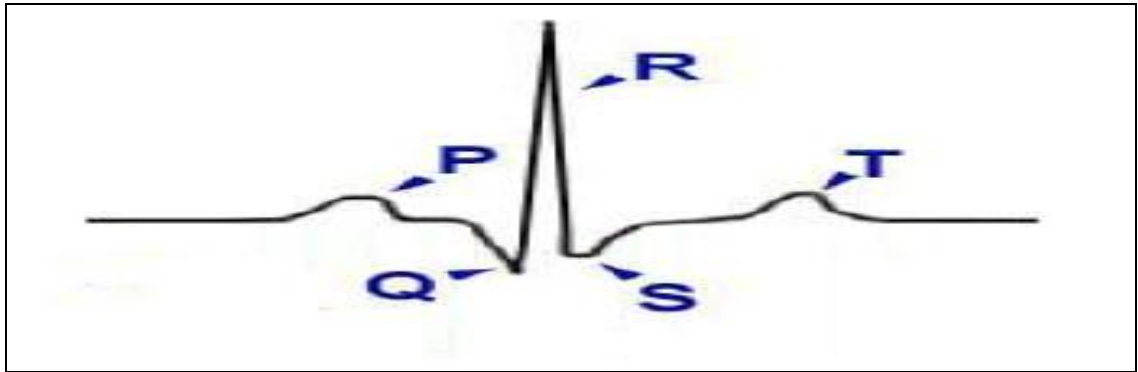
Kardiyak iletim sistemi, asıl görevi kasılmak yerine iletmek olan miyokardiyel dokudan oluşmaktadır. Vücudun geri kalanından farklı olarak bu dokudaki sinirsel iletim nöron denilen sinir hücreleri yerine miyokardiyel doku üzerinden sağlanmaktadır. Şekil 2.1'de kalp kasının kasılma ve gevşeme evrelerindeki elektriksel aktivite gösterilmektedir. Burada EKG sinyalinin kalbin farklı bölgelerinin kasılması ya da gevşemesi sonucu oluştuğu gözlenmektedir. Miyokardiyel kasların bu şekilde özelleşmesinin birkaç avantajı bulunmaktadır. Bunlardan birincisi kalbin

karıncık ve kulakçık olarak iki farklı pompa olarak çalışmasını sağlamak ikincisi ise yavaş iletim hızı sayesinde kalbin spazm geçirmesini engellemektir [10].



Şekil 2.1: Kalbin Kasılma Evreleri ve EKG

Sağlıklı bir insanın EKG sinyalinde P, Q, R, S ve T dalgacıklarının (Şekil 2.2) belirgin bir şekilde görülmesi beklenmektedir. Her bir dalgacık Şekil 2.1'de de vurgulandığı gibi farklı bir bölümün elektrikselsel aktivitesini dolayısıyla çalışmasını ifade ettiğinden bu dalga biçiminden sapmalar olduğunda kalbin hangi bölümünün problemlili olduğu belirlenebilmektedir.



Şekil 2.2: EKG Sinyali Bileşenleri

Problemin kaynağının belirlenebilmesi için öncelikle kaydedilen EKG sinyalinden emin olmak gerekmektedir. Ölçülecek sinyalin milivoltlar seviyesinde olması sebebiyle EKG'nin karakteristik özelliklerinin ve gürültü kaynaklarının çok iyi analiz edilmesi gerekmektedir.

Frekans bileşenlerine bakıldığında EKG sinyal bileşenleri düşük frekans **P** ve **T** dalgacıkları, orta ve yüksek frekans **QRS** kompleksi ve eğer mevcutsa yüksek frekans **Geç Potansiyeller** şeklinde ifade edilir. Bu çalışmada Şekil 2.3'te de belirtildiği gibi P ve T dalgacıkları orta seviye genlikli, düşük frekanslı sinyaller; QRS kompleksi bileşenleri yüksek genlikli, yüksek frekanslı sinyaller; Geç Potansiyeller ise düşük genlikli, yüksek frekanslı sinyaller olarak kabul edilecektir.

↑ Genlik		QRS Kompleksi	
	P ve T dalgacıkları		
			Geç Potansiyeller
	→ Frekans		

Şekil 2.3: EKG Sinyali Bileşenleri

Çözümlemek istenen sinyal genellikle bilgiyi bastıran gürültüleri de içermektedir. Bu gürültülerin elektrod temassızlığı, güç hattı harmonikleri vb. birçok kaynağı olabilmektedir.

Başlıca EKG bileşenleri ve ölçümlerde karşılaşılabilecek muhtemel gürültülerin frekans özellikleri şu şekilde özetlenebilir:

1. P, T dalgacıkları: 0 – 10 Hz
2. Kas hareketleri: 0 – 10 Hz
3. QRS Kompleksi: 0 – 40 Hz
4. Güç Hattı: 50/60 Hz
5. Elektrot Temassızlığı: 50/60 Hz
6. Kas Kasılması: 0 – 10000 Hz
7. Geç Potansiyeller: 50 – 250 Hz

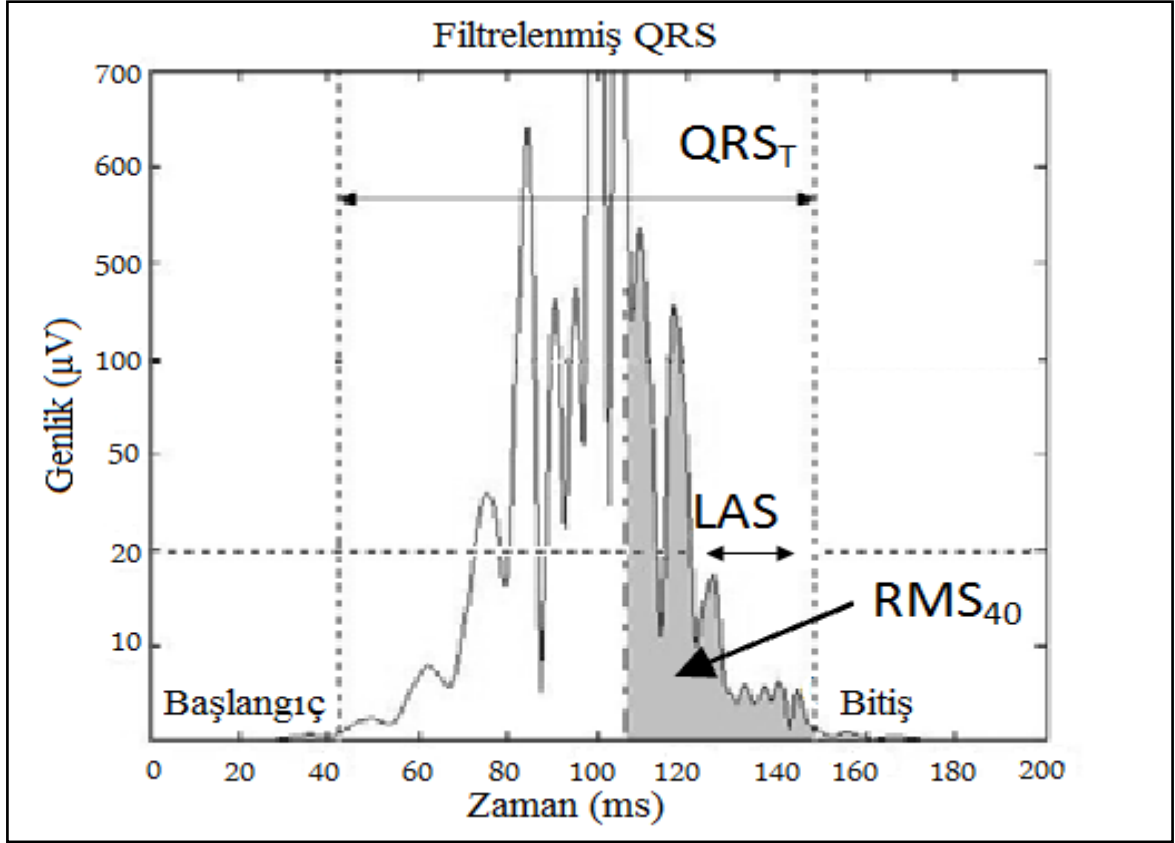
Görüldüğü üzere kalbin elektriksel aktivitesi ile gürültü kaynakları frekans aralıkları yönünden örtüşmekte ve bu durum kayıtlarda önemli zorluklara sebep olmaktadır. Bu nedenle kayıtları analiz etmeden önce hem donanım hem yazılım aşamasında güçlü bir süzgeçleme işlemine ihtiyaç duyulmaktadır.

2.3 Ventriküler Geç Potansiyeller

Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP) genellikle Ventriküler Taşikardi (VT) hastalarında görülmesi olası sinyallerdir. QRS bölgesi sonunda ortaya çıkan bu sinyaller hastalığın gidişatı ve kestirimi hakkında kritik bilgi taşıması sebebi ile önemli bir klinik kriter olarak ele alınmaktadır. EKG çıktısında Geç Potansiyel bulunan bir hastada gelecekte kardiyak sorunu çıkma olasılığı %10 – 30 gibi düşük bir olasılık olarak bildirilmiş, Geç Potansiyel bulunmayan bir hastada ise sorun yaşanmama ihtimali %95 seviyeleri olarak işaret edilmiştir [11]. Hem sorunun gidişatı hakkında bilgi vermesi hem de kalp sorunu başlamadan önce erken uyarı olarak kullanılabilme potansiyeli ile VGP' ler ilgi çekici bir araştırma konusu olmuştur. Ventriküler Geç Potansiyeller (VGP) genellikle EKG kayıtları içinde özellikle QRS kompleksinin son kısmında gözlemlenmeye çalışılan düşük genlikli ve yüksek frekanslı dalga biçimi tanımlı olmayan kısa süreli bir sinyaldir. Son yıllarda yapılan çalışmalar ışığında özellikle negatif VLP bulgusunun istatistiksel olarak bir anlamı olup önemli bir prognostik kıstas özelliği taşımaktadır. Tezin amacını oluşturan VGP çözümlemesi ve algılama problemleri nedeni ile daha ayrıntılı analizi bir bölümde toplama gerekliliği vardır.

Geç Potansiyeller ilk defa 1977 yılında Guy Fontaine ve öğrencileri tarafından fark edilmiş, 1981 yılında Micheal B. Simson tarafından tanımlanmıştır. Simson makalesinde ölçüm teknikleri, sinyal işleme algoritmaları, analiz parametreleri ve bu parametrelerin değerlendirilmesi gibi birçok noktayı açıklığa kavuşturarak oldukça geniş bir kitlenin ilgisini çekmeyi başarmıştır. 1991 yılında Simson'ın tanımladığı bu teknik standart olarak kabul edilmiş ve bu üç kıstastan 2'sinin görülmesi durumu VGP pozitif olarak belirlenmiştir.

Simson çalışmasında 39 taşikardi geçirmiş hasta grubundan ve 27 sağlıklı (kontrol) grubundan aldığı EKG verilerini incelemiştir. Bu veriler kazancı 1000, bant genişliği 0.05 – 300 Hz olan bir yükselteç ile güçlendirilmiş ve 1000 örnek/s, 12 bit/örnek ile sayısallaştırılmıştır. Daha sonra sinyal – gürültü oranını artırmak için 154 ± 16 atımın ortalaması alınmış ve sayısal filtreleme işleminden geçirilmiştir. EKG sinyalindeki R tepesinin sebep olacağı dalgalanma etkisinden kurtulmak için çift yönlü yüksek geçirgen bir filtre tasarlanmıştır. Böylece filtreleme sebebi ile QRS dilimi sonunda ortaya çıkacak dalgalanma etkisi ortadan kaldırılmış ve VGP analizi etkinliği artırılmıştır. Üç kanallı EKG'nin filtrelenen X, Y, Z bağlantılarının vektörel büyüklüğü alınarak $(M = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2})$ analiz aşamasına geçilmiştir.



Şekil 2.4: Geç Potansiyel içeren EKG Sinyalinin Vektörel Büyüklüğü

Filtrelenmiş bir QRS kompleksi örneği ve Simson parametreleri Şekil 2.4'te gösterilmiştir. Buna göre Simson QRS dilimini belirlemek için EKG sinyalinin yavaş değiştiği bir bölgedeki ortalama ve standart sapma verilerini kullanmıştır. Şekil 2.4'teki 0 – 20 ms bölgesi QRS başlangıcını saptamak için uygun bir bölgedir. 5 ms'lik segmentlerin ortalamasının, *ortalama* + 3 × *standart sapma* değerini aştığı yer QRS başlangıcı olarak kabul edilmiştir. QRS bitişi de aynı yöntemle bulunmuştur. Simson araştırmasında QRS süresini de bir kriter olarak kullanmış ve Taşikardili hastaların QRS dilimi süresini 139 ± 26 ms olarak gözlemlemiş, kontrol grubunda ise bu değer 95 ± 10 ms olarak hesaplamıştır. VT'li hastaların %72'sinde QRS süresi 120 ms' den uzunken kontrol grubundaki hastaların hiçbirinde bu süre 120 ms'yi aşmamıştır. Bu parametre Şekil 2.4'te QRS_T ile ifade edilmiştir.

Ventriküler taşikardi geçirmiş hastaların QRS diliminin son 40 ms' lik bölümünde 14.9 ± 14.4 µV' luk yüksek frekans bileşeni bulunduğu, kontrol grubunun %90'ında ise bu bölümün 25 µV' tan yüksek genliğe sahip olduğu gözlenmiştir. Kontrol grubu hastalarının %7'sinde 25 µV' tan daha düşük genliğe rastlanmıştır. Bu bölge şekilde gri renkle gösterilmiştir.

Son olarak VT'li hastalarda filtrelenmiş QRS genliğinin daha düşük olduğu görülmüştür. Taşikardili hastalarda QRS genliği $103 \pm 30 \mu\text{V}$, kontrol grubu hastalarında ise $127 \pm 43 \mu\text{V}$ olarak ölçülmüştür.

Simson'ın Geç Potansiyel çalışmaları aşağıda verilen Tablo 2.1 ile özetlenebilmektedir. Ortalama ve standart sapma değerleri belirtilen QRS Dilimi Son 40 ms Genliği, QRS Dilimi Süresi ve QRS Genliği parametrelerinin Ventriküler Taşikardi ve Kontrol gruplarında farklı olduğu gözlenebilmektedir.

Tablo 2.1: Simson'ın Geç Potansiyel Çalışması Sonuçları

Hasta Grubu	QRS Dilimi Son 40 ms Genliği (μV)	QRS Dilimi Süresi (ms)	QRS Genliği (μV)
Ventriküler Taşikardi	14.9 ± 14.4	139 ± 26	103 ± 30
Kontrol	73.8 ± 47.7	95 ± 10	127 ± 43

Simson'ın Ventriküler Geç Potansiyeller üzerine yaptığı bu çalışma oldukça büyük bir yankı uyandırmış ve konu üzerine ilgi artmıştır. Gerçekleştirilen bu yoğun çalışmalar 1991 yılında American Heart Association (AHA) tarafından değerlendirilmiş ve bir standarda bağlanmıştır. Buna göre aşağıda belirtilen 3 kriterden 2'sinin sağlanması durumu Ventriküler Geç Potansiyel olarak tanımlanmıştır:

- 1 Filtrelenmiş QRS dilimi uzunluğunun 114 ms ' den büyük olması,
- 2 Filtrelenmiş QRS dilimi sonunun 38 ms boyunca veya daha uzun $40 \mu\text{V}$ ' tan daha düşük kalması,
- 3 Filtrelenmiş QRS dilimi son 40 ms bölgesi RMS değerinin $20 \mu\text{V}$ ' tan düşük olması.

American Heart Association Geç Potansiyel analizi parametrelerini net olarak tanımlamasına karşın yüksek çözünürlüklü EKG cihazı konusunu geliştirmeye açık olarak değerlendirmiş ve bu konudaki araştırmalara göre değişiklikler olabileceğini ifade etmiştir. Sonraki yıllarda yapılan çalışmalarda ortak bir karara varılamaması sebebi ile VGP tanımından uzaklaşmıştır. Bu çalışmada ulaşılan farklı sonuçların temel sebebinin Simson yöntemindeki hassas noktalar olduğu düşünülmektedir. Önceki bölümlerde de belirtildiği gibi yapı itibarıyla Geç Potansiyellerin EKG sinyali içinde gölgelenmesi oldukça kolaydır. Olası gürültü bileşenleri ile aynı frekans bandını paylaşması ve genliklerinin gürültü tabanının hemen üstünde seyretmesi sebebiyle oldukça hassas bir yaklaşım gerekmektedir. Bir sonraki bölümde VGP analizinde ortaya çıkan problemler ele alınacaktır.

2.4 Geç Potansiyel Tanıyımında Ortaya Çıkan Problemler

Geç Potansiyellerin varlığının birçok araştırmacı tarafından ortaya konulmasına karşın doğası ve asıl sebepleri tam olarak belirlenememiştir. Ventriküler taşikardinin nüksettiği hastaların tamamında Geç Potansiyellere rastlanamaması sebebi ile öncelikle VGP güvenilirliği sorgulanmıştır. Geç Potansiyel analizindeki bu belirsizliğin en büyük sebebi aranılan sinyalin gürültüye karşı hassas olmasıdır. Bazı durumlarda elektriksel aktivite çok kısa süreli olabilmekte ya da Geç Potansiyeller kalbin iletim sistemindeki bozulmalar sebebi ile gölgelenebilmektedir. Genellikle ilgilenilen sinyalin genliği, gürültüden ayrıştırılamayacak kadar düşük seviyelerde olmaktadır. Bu sebeple ileri seviye sinyal işleme tekniklerinin kullanılması, gerekli bilginin ayıklanabilmesi için önemlidir.

Hem yapıları gereği hem de buldukları ortam sebebi ile VGP'lerin algılanması oldukça zorlu bir görevdir. Sonraki bölümde VGP tanıyımında kullanılan yöntemlerin limitleri ve dezavantajlarından bahsedilecektir.

2.5 Mevcut Yöntemlerin Kısıtları ve Dezavantajları

Bu bölümde VGP tanıyımında kullanılan yöntemler analiz edilecek ve bu yöntemlerin varsayımları ile dezavantajları ortaya konulacaktır. VGP tanıyımında genel olarak kullanılan üç kriter şunlardır:

QRS dilimi süresi

QRS dilimi sonu RMS değeri

QRS sonundaki düşük genlikli sinyal seviyesi

Geç Potansiyeller düşük genlikli, yüksek frekanslı sinyallerdir ve miyokardiyel enfarktüs geçiren hastalarda ortaya çıkmaktadırlar. Kalpteki zarar görmüş miyokardiyel bölgenin yapısına bağlı olarak gözlenen VGP sinyal tanıyımında kullanılacak önemli bilgiler, ileri seviye sinyal işleme teknikleri kullanılarak yüksek çözünürlüklü EKG kayıtlardan çıkartılabilmektedir. Daha önce yapılan çalışmalar EKG'sinde Geç Potansiyeller belirgin olan hastaların ileride kalbe bağlı sorun yaşama riskinin daha fazla olduğunu göstermiştir. Miyokardiyel aktivitenin gecikme sebebi uyarım hattının bozulması ya da dokunun iletkenlik hızının azalması olabilir. Zarar görmüş doku miktarı değişkendir ve kalbin herhangi bir bölgesinde bulunabilmektedir. Ölmüş doku bölgeleri engeller oluşturarak uyarım hattının uzamasına sebep olabilmektedir. Bu bölgelerden ölçülen elektrokardiyogramlar, araya giren düşük iletkenlikli dokular sebebi ile düşük genlikli olmaktadır. Uyarım hatları, iletken olmayan dokular sebebi ile bölündüğünde, aktivasyon yapısında farklılıklar ortaya çıkabilmekte ve sonuçta EKG üzerinde sürekliliği bozunmuş bir görüntü oluşmaktadır. Enfarktüsü çevreleyen sınırlar içerisinde, sinüs ritmi sırasında olağandışı iletim gözlenmiş ve bu durumun ventriküler taşikardiye sebep olabileceği gözlenmiştir [12] [13] [14].

Kesintilenmiş elektrokardiyogramlara hemen hemen bütün miyokardiyel enfarktüs geçirmiş hastalarda rastlanırken, Geç Potansiyeller daha çok ventriküler taşikardiden şüphelenilen hastalarda ortaya çıkmaktadır. VGP'lerin tanımlanamayan yapısı ve geniş bir frekans bandına sahip yüksek genlikli QRS kompleksi içine gömülü olmaları sebebi ile sadece zaman düzleminde yapılacak olan analizler yeterli hassasiyeti sağlayamamaktadır.

Ventriküler aritmiye yakalanma hassasiyeti konusunda, VGP analizinin düşük pozitif tahmin kesinliği sebebi ile araştırmacılar daha farklı parametrelere yönelmiş ve VGP çalışmalarından uzaklaşmışlardır. Aslında bu sınırlı performans, analiz yöntemlerinin geliştirilmesi gerektiğini işaret etmektedir. Daha kesin sonuçlar elde edebilmek için ortaya çıkabilecek bütün ihtimaller değerlendirilerek VGP ayrıntılı bir şekilde modellenmeli ve bu analiz yöntemleri detaylı bir şekilde test edilmelidir.

EKG sinyalinin karmaşık doğası, ölçüm ortamının zorlukları ve Geç Potansiyellerin tanımlanamayan yapılarından dolayı bu görev oldukça zordur. VGP analizindeki bu çeşitlilik de hastalığın tanıyımındaki güçlükten kaynaklanmaktadır. Şu ana kadar yapılan çalışmalarda elde edilen problemi çözmek için yeterli bir teknik bulunamamış fakat Dalgacık Dönüşümü'nün olası bir alternatif olduğunu göstermiştir.

Bu çalışma standart metodların problemlerini ve varsayımlarını ortaya koyarak Geç Potansiyellere daha geniş bir çerçeveden bakmayı amaçlamaktadır.

2.6 Kullanılan Yöntemler ve Simson Parametreleri

Literatürdeki çalışmalar birçok metodu, yaklaşımı ve VGP yapısı hakkındaki varsayımları içermektedir. Bu çalışmaların birçoğunda EKG sinyali yükseltildikten sonra sayısallaştırılmış, EKG bileşenlerinin teşhisi yapılmış, dikey bağlantılar hizalanmış, sinyal gürültü oranını artırmak için birçok atımın ortalaması alınmış ve ardından vektörel büyüklük işlemi kullanılarak 3 dikey bağlantı toplanmıştır. Daha sonra düşük frekanslı yüksek genlikli EKG bileşenleri ve gürültülerden kurtulmak için yüksek geçiren bir süzgeç kullanılmıştır. Filtrelenmiş QRS diliminin zaman düzlemindeki analizi, VGP tanıyımında kullanılan en yaygın teknik olarak göze çarpmaktadır. Bu yöntem 1981 yılında Simson tarafından tasarlanmıştır. Metodunun en önemli ve hataya en açık olan kısmı QRS başlangıç ve bitiş noktalarının doğru bir şekilde belirlenmesi işlemidir. Bu işlem Simson tekniğinin dar boğazı olarak bilinmekte ve yapılacak ufak hatalar bütün analiz sonuçlarını etkileyebilmektedir. Simson'ın belirlediği VGP tanıyımı basamakları şu şekilde özetlenebilir:

- 1- Yüksek Çözünürlüklü EKG verisi toplama
- 2- Sinyal hizalama ve ortalama alma
- 3- Sayısal filtreleme
- 4- Parametre çıkarımı

2.6.1 Ekg Verisi Toplama

Veri toplama işleminde 3 kanallı EKG kayıt sistemi kullanılır. Her bir kanal bantgenişliği en az 0,5 – 250 Hz olan düşük gürültülü bir yükselteçten geçirilir ve örneklenir. Örnekleme işleminin en az 1000 Hz frekansında yapılması ve daha sonra 12-bit hassasiyetinde sayısallaştırılması önerilir. Sinyal Hizalama ve Ortalama Alma Sayısal ortama aktarılan EKG hatlarına ilk uygulanan işlem hizalamadır. Ardışık atımların ortalamasını almadan önce bu atımlar başlangıç ve bitiş zamanlarına göre hizalanır. Hizalama işleminin ardından sorunlu ya da gürültülü atımları ayıklamak adına ilinti işlemi yapılır. Daha sonra ise sinyal – gürültü oranını artırmak adına bu atımların ortalaması alınır.

2.6.2 Sayısal Filtreleme

Gürültü seviyesi düşürülen sayısal EKG kayıtları yüksek geçirgen bir süzgeçten geçirilir. Filtreleme işleminde kullanılan süzgeç 4 kutuplu, kesme frekansı 25 Hz olan bir Butterworth tasarımıdır. Süzgeç sonrası salınım etkisinden kurtulmak adına önce QRS bölgesinin ilk 40 ms'i ileri yönde filtrelenir. Daha sonra sinyal ters çevrilir ve geri kalan bölge ters yönde filtrelenir. Böylece salınım etkisi iki yönlü azaltılarak VGP analizi hassasiyeti artırılmış olur. Her bir hattaki yüksek frekans bileşenlerini inceleyebilmek amacıyla X, Y ve Z kanallarından elde edilen kayıtlar vektörel büyüklük işlemi ile toplanır ($M = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}$). Yüksek geçirgen bir süzgeçten geçirildikten sonra vektörel büyüklüğü hesaplanan hatlar filtrelenmiş QRS kompleksi (FQRS) olarak adlandırılmaktadır [15].

Bu aşamada X, Y ve Z bağlantılarının bir birine tamamen dik olduğu varsayılmıştır. Gerçekte ise bu bağlantılar yaklaşık olarak bir birlerine diktir ve aralarında ilinti az da olsa bulunmaktadır. Sağlıklı bir analiz sisteminin oluşturulabilmesi için X, Y, Z bağlantıları arasındaki bağıntılardan tamamen kurtulmak önemlidir. İleriki bölümlerde bu sorun daha ayrıntılı bir şekilde tartışılacaktır.

2.6.3 Özellik Çıkarımı

Veri işleme bölümünün tamamlanmasının ardından çözümlene bölümünde Simson parametreleri araştırılır. Şekil 2.4'te ayrıntılı bir şekilde gösterilen bu parametrelerden ilki QRS kompleksi süresidir (QRSDUR).

Vektörel sinyal üzerinde QRS bölgesi dışında olduğu bilinen genlik bakımından sakin bölgeler belirlenir ve bu bölgelerin ortalama ve standart sapma değerleri çıkartılır. QRS'in başladığını ya da bittiğini ifade eden eşik değeri ORTALAMA + 3xSTANDART SAPMA olarak belirlenmiştir. QRS başlangıcını belirleyecek örnek bölge 20 ms genişliğindedir ve QRS kompleksinden yaklaşık olarak 50 ms önde bulunmaktadır. QRS bitimini belirleyecek bölge ise 40 ms genişliğindedir ve QRS bitiminden yaklaşık olarak 60 ms arkada bulunmaktadır. Ortalaması alınan 5ms'lik bölütlerin bu eşik değerlerini aşması sonucunda Filtrelenmiş QRS kompleksi sınırları çizilmektedir.

İkinci Simson parametresi QRS sonundaki düşük genlikli sinyal seviyesi süresidir(LAS). Bu parametre için eşik değeri 20 μ V olarak belirlenmiştir. QRS bitiminden başlangıcına doğru sinyal RMS değeri hesaplanır ve eşik değerinin aşıldığı noktaya kadar olan süre belirlenir.

Üçüncü ve son parametre ise QRS sonundaki 40 ms'lik bölgenin RMS (RMS40) değeridir. Son 40 ms'lik bölüt içindeki örneklerin karesi alınır ve toplam örnek sayısına bölünür. Daha sonra bu değerın karekökü alınarak RMS değeri hesaplanmış olur. Özellikle 40 ms'lik bölgenin seçilmesinin sebebi kullanılan yüksek geçirgen filtrenin köşe frekansınının 25 Hz olmasından kaynaklanmaktadır.

Bu üç parametreden ikisinin eşik değerini aşması durumu Geç Potansiyel ihtivasını ifade etmektedir. Simson Metoduna göre QRSDUR parametresi eşik değeri 120 ms, LAS parametresi eşik değeri 38 ms ve RMS40 parametresi eşik değeri 20 μ V olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada kullanılan Simson Yöntemi'nde de benzer bir süreç takip edilmiştir.

2.7 VGP Tanıyımında Karşılaşılan Problemler

Birçok gözlemci enfarktüs geçirmiş miyokardiyel kas grubundan alınan EKG sinyallerinde Geç Potansiyel ya da düzensiz aktivasyonlar yakalamayı başarmıştır. VGP'lerin kaynağınının aktivasyon sırasında miyokardiyel kaslardaki zarar görmüş bölgelerden kaynaklanan gecikme olduğu düşünülse de kesin yargılarda bulunmak hala zordur. Ventriküler Geç Potansiyellerin kararsız yapısı ve sebep – sonuç ilişkisi içerisinde açıklanamamaları, bu potansiyellerin varlığının sorgulanmasına sebep olmaktadır. Bu konuda şimdiye kadar cevaplanamayan sorular şu şekilde sıralanabilir:

- VGP'ler her atımda periyodik olarak mı yoksa atımlardan herhangi birinde mi ortaya çıkmaktadır?
- VGP'ler sürekli aynı bölgede mi ortaya çıkmaktadır?
- VGP'ler devamlı aynı süre, frekans ve genlik bilgilerine mi sahiptir?

Geç Potansiyellerin net olarak tanımlanması ve modellenmesi için bu soruların cevapları oldukça önemlidir fakat şimdiye kadar yapılan çalışmalar bu konuda yetersiz kalmıştır.

Geç Potansiyel analizinde QRS bölgesi sonunun seçilmesinin en önemli sebebi kalbin gevşeme safhasına geçmiş olmasıdır. QRS bölgesi sonunun sakin yapısı, bu bölgede bulunan olağandışı sinyallerin daha kolay tespit edilebilmesini sağlamaktadır. Fakat bütün bir EKG sinyalini göz önüne aldığımızda, tespit işlemi karmaşık bir hal almaktadır. Bu durumu Simson da tespit etmiş ve çalışmasında enfarktüs tipi ile bunun değişken etkisini de raporlamıştır. Filtrelenmiş QRS kompleksi sonundaki 40 ms'lik bölgenin gerilim değeri her iki çeşit enfarktüs için de ortalama+standart sapma formatında gösterilmiştir. Buna göre aynı hasta tipi için enfarktüs tipi dahi sonuçları etkilemektedir.

Tablo 2.2: Farklı Enfarktüs Tipleri İçin RMS40 Parametresi Değişimi

Kriz Biçimi	Kontrol Grubu	VT Grubu
Anteriyor Miyokardiyel Enfarktüs	86,6 ± 56,5 µV	20,6 ± 20,7 µV
İnferiyor Miyokardiyel Enfarktüs	55,4 ± 25,2 µV	10,9 ± 5,2 µV

Tablo 2.2’de aynı hasta tipi için alınan parametreler incelendiğinde, potansiyellerin değişken bir yapıda olabileceği vurgulamaktadır. Bununla birlikte standart yöntemdeki tespit işlemlerinde de bazı sorunlar bulunmaktadır. Bir sonraki bölümde bu noktalara değinilecektir.

2.8 Standard VGP Analiz Metodunda Karşılaşılan Problemler

Aranılan sinyalin parametrik özelliklerine göre geliştirilecek farklı yaklaşımlar, analiz sonuçlarını daha kesin hale getirebilir. Aşağıda Simson Metodunun problemlerine değinilecektir.

2.8.1 Ortalama Alma

Ortalama alma işlemi sinyal – gürültü oranını artırarak düşük seviyeli sinyalleri tespit etmekte yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Yüksek örnekleme hızı (> 1 KHz) ve yüksek çözünürlüklü analogdan sayısala dönüştürme (12 – 16 bit/örnek ya da daha yüksek) gerektirir. Ortalama alma işlemi doğası gereği istatistikselemdir ve gürültünün sinyalden bağımsız olması varsayımına dayanır. Bazı çalışmalarda Geç Potansiyellerin tekrarlayıcı fakat periyodik olmayan bir yapıda olduğu belirtilmiştir [15]. Aslında Geç Potansiyeller kısa süreli sinyallerdir ve istatistiksel özelliklerinin zamanla değişmesi beklenmektedir. Aranılan sinyal her atımda tekrar etse dahi ortalama işlemi sinyal – gürültü oranını artırmak yerine azaltacaktır. Bu sebeple VGP’lerin tekrarlama mekanizmasını tam olarak anlaşılmeden ortalama işlemi kullanılarak sinyal – gürültü oranını uygun bir şekilde artırmak mümkün değildir.

2.8.2 Vektörel Büyüklük Alma

Vektörel büyüklük alma işlemi çift kutuplu X, Y, Z bağlantılarının karelerinin toplamının kareköklerini alarak uygulanmakta ve bu hatların birbirine dik olduğu varsayılmaktadır. Ne yazık ki elektrotların vücut yüzeyinde birbirlerine dik olarak yerleştirilmeleri, elektriksel dikeyliği garanti etmemektedir.

Bu hatların dikeyliği sağlanmadan vektörel büyüklük hesaplandığında ise sinyal biçiminde bozulmalar meydana gelecektir. Bu üç hat birleştirilirken her bir hatta

bulunan spesifik bilgiler zayıflatılmaktadır. Standart yöntemle vektörel büyüklük hesaplanırken ortaya çıkan çapraz terimler aranan sinyali gölgeleyebilmekte ve VGP algılama hassasiyetini zayıflatmaktadır [16].

2.8.3 Köşe Frekanslar ve Filtreleme

EKG, QRS bölgesinde bulunan düşük frekanslı yüksek genlikli sinyallerden arındırılmak amacıyla yüksek geçirgen bir süzgeçten geçirilmektedir. Aksi takdirde bu sinyaller Geç Potansiyelleri gölgelemektedirler. Buradaki asıl problem frekans tepkisine göre dik geçişli, lineer, zaman düzleminde salınım etkisi yaratmayan ve sinyal biçimini bozmayan bir süzgeç seçimidir. VGP' de olduğu gibi asıl ilgi alanı sinyalin sonundaki bölge ise çift yönlü filtre kullanılarak sinyalin son bölgesini tersten filtrelemek uygundur. Fakat Çift Yönlü Sonsuz Darbe Yanıtı tipindeki süzgeçler sinyal biçimini etkilerken, Sonlu Darbe Yanıtı tipindeki süzgeçleri ise optimize etmek güçtür. Düşük mertebeli süzgeçlerin frekans yanıtları yetersiz kalmakta, yüksek mertebeli süzgeçler ise salınım etkisi yaratarak küçük genliklerin tespitine olanak tanımamaktadır [17]. Ancak şu ana kadar filtreleme işleminde hangi köşe frekansının kullanılacağı dahi belirlenememiştir. Bazı araştırmacılar köşe frekansı seçiminin zaman düzlemindeki parametreleri nasıl etkilediğini Tablo 2.3'te belirtmişlerdir. Buna göre köşe frekansı seçimi gerek Simson Parametrelerini gerekse VGP tespit oranını kolayca etkileyebilmektedir [18] [19].

Tablo 2.3: Köşe Frekansı Seçiminin VGP Tespit Oranına Etkisi

Köşe Frekans (Hz)	VGP Yaygınlığı (%)	QRS Süresi (ms)	Düşük Genlikli Sinyal Süresi (ms)	RMS 40 ms (μ V)
25	29.2	103.7 \pm 13.9	30.5 \pm 14.8	3.5 \pm 1.0
40	25.0	98.0 \pm 13.7	31.9 \pm 13.3	3.5 \pm 1.0
80	20.8	97.0 \pm 13.9	40.4 \pm 14.2	2.7 \pm 1.0

2.8.4 QRS Süresi ve QRS Sonu Belirleme

QRS bölgesi saptamada karşılaşılan başka bir problem ise R-R aralıklarının doğru tespitidir. Karışım sinyalleri ve diğer gürültüler sebebi ile R tepeleri kaymakta ve ortalama alma işlemi amacına ulaşamamaktadır.

Bir kez QRS kompleksi belirlendikten sonra, EKG sinyali ile ilgili diğer önemli bilgiler (kalp atım hızı, ST bölgesi vb.) de kolayca hesaplanabilmektedir. Bir sonraki bölümde bu tezde kullanılan sayısal sinyal işleme teknikleri ile birlikte QRS tespit algoritması da anlatılmaktadır.

3 SAYISAL SİNYAL İŞLEME YÖNTEMLERİ

Matematiksel dönüşümler, ham sinyalde bulunan bazı özelliklerin daha belirgin hale gelmesi için kullanılmaktadır. Ham sinyaller genellikle zaman düzleminde olmakta, anlamlı bilgi ise frekans düzleminde çıkarılmaktadır. Biyolojik sinyallerin birçoğunun zaman düzleminde keskin geçişler içermesi sebebiyle bu uygulamalarda kısa süreli sinyallerin tespiti önem kazanmaktadır. Uygulamalarda anlamlı bilgi genellikle frekans düzleminde bulunduğu için kullanılan sayısal sinyal işleme teknikleri de kritik olmaktadır.

Biyomedikal uygulamalarında sinyaller genellikle geniş bir frekans izgesine sahip olmaktadır. Bunun yanında sinyalin çabuk değişken bir yapıda olması sebebiyle, tüm frekans bandı etkilenmektedir. Zaman – Frekans dönüşümünde kullanılan birçok yöntem bulunmasına karşın bu çalışmada Fourier, Dalgacık Dönüşümleri ve Deneme Tabanlı Kip Ayırışımı kullanılmıştır.

Sayısal sinyal işleme yöntemlerinden en yaygın olanı Fourier Dönüşümü'dür. Bu yöntemde, sinyal sinüslerin toplamı biçiminde ifade edilmekte ve frekans bileşenleri yüksek hassasiyetle hesaplanabilmektedir. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ise Fourier Dönüşümü'ne zaman bilgisini de kazandırmak amacıyla tasarlanmıştır. Zaman düzlemindeki sinyal öncelikle bir pencereden geçirilir ve daha sonra Fourier Dönüşümü hesaplanır. Böylelikle eklenen pencere sayesinde dönüşüme zaman bilgisi kazandırılırken frekans hassasiyetinden kayıp meydana gelmektedir. Dalgacık Dönüşümü durağan olmayan, kısa süreli, geniş bantlı sinyallerin analizinde kullanılmaktadır. Bu teknikte ana dalgacık fonksiyonu üzerinden bir dalgacık kümesi oluşturulur ve zaman düzlemindeki sinyal bütün küme ile çarpılır. Dalgacık Dönüşümü'nün en büyük avantajı hem frekans hem de zaman bilgisini sağlamasıdır. Deneme Tabanlı Kip Ayırışımında ise zaman düzlemindeki sinyal, lokal maksimumlar ve minimumlar üzerinden ayrıştırılmaktadır. Ana sinyal, yine zaman düzleminde birden fazla sinyalin toplamı biçiminde ifade edilmektedir. Bu tekniğin en önemli avantajı ise uyarlamalı bir yapıya sahip olmasıdır.

Bu çalışmada kullanılan tekniklerinden her birinin çeşitli avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Bu bölümde sayısal sinyal işleme tekniklerden bahsedilecek ve EKG analizine uygunlukları tartışılacaktır.

3.1 Dalgacık Dönüşümü

EKG'nin tanımlanmasında, ayrıştırılmasında ve analizinde birçok sayısal sinyal işleme metodu kullanılmıştır. Bu sinyal işleme araçlarından olan Dalgacık Dönüşümü, EKG'nin zaman ve frekans karakteristiğinin tanımlanmasında kullanılabilir uygun bir araç olduğunu kanıtlamıştır. Bu bölümde öncelikle Dalgacık Dönüşümü'ne ilişkin temel açıklamalara yer verilecek ve ardından EKG analizine olan katkılarından bahsedilecektir.

Bu teknik öncelikle zaman-frekans dönüşümü sağlayan klasik tekniklerle karşılaştırılacaktır. Bu yöntemlerden en sık kullanılan Fourier Dönüşümü, herhangi bir sinyali sonsuz sayıda sinüs ve kosinüs fonksiyonunun toplamı biçiminde ifade edebilmektedir. Bu sinüzoid fonksiyonları frekans düzleminde genlik bilgisi ile birlikte gösterilmektedir. Böylece zaman düzlemindeki genlik – saniye ilişkisi, frekans düzleminde genlik – döngü/saniye biçiminde ifade edilmektedir [17].

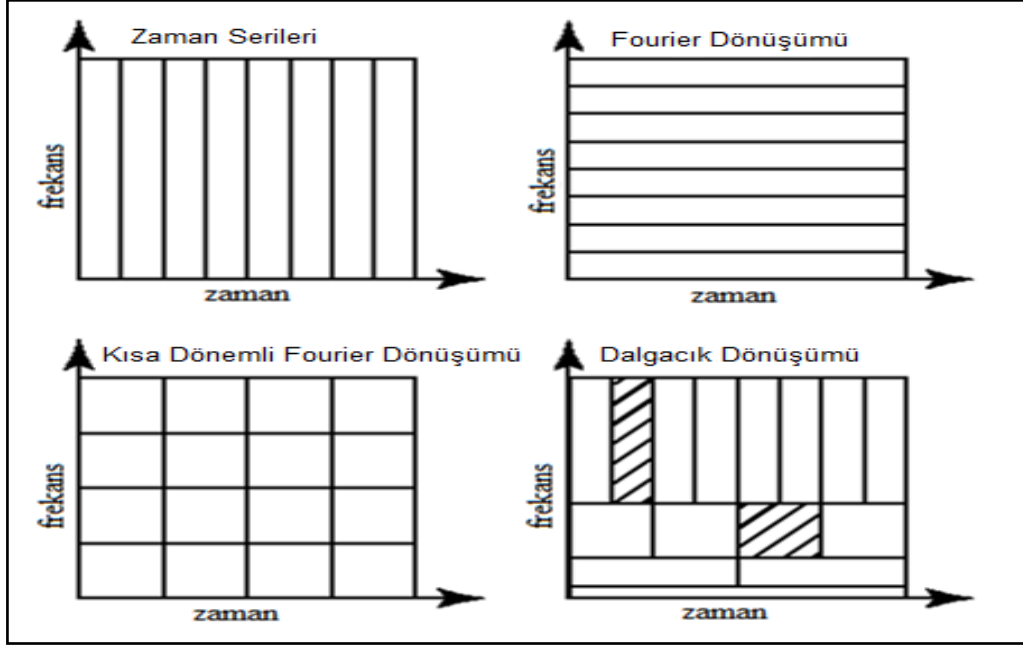
$$G(f) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t)e^{-j2\pi ft} dt$$

Yukarıda belirtilen formül klasik Fourier Dönüşüm formülüdür. Burada $g(t)$ dönüşümü alınmak istenilen fonksiyonu ifade etmekte, $e^{-j2\pi ft}$ fonksiyonu ise Euler'in kompleks analizin temelini oluşturan fonksiyonu olarak bilinmektedir. Bu fonksiyon $\cos(2\pi ft) - j\sin(2\pi ft)$ biçiminde açılmaktadır. Diğer bir ifadeyle Fourier Dönüşümü ile $g(t)$ fonksiyonu bütün zaman düzlemi boyunca ($-\infty$ 'dan ∞ 'a kadar) sinüs ve kosinüs fonksiyonları ile çarpılmaktadır. Bu çarpımlardan $g(t)$ fonksiyonu içerisinde bulunan frekans bileşenleri daha yüksek değerler almakta, diğer bileşenler ise sıfır ya da sıfıra yakın değerlerde çıkmaktadır. Sonuç olarak $g(t)$ fonksiyonu içerisinde bulunan frekans bileşenleri belirlenmiş olmaktadır.

Fourier Dönüşümü sinyal içerisinde bulunan frekansları etkili bir biçimde analiz etme yeteneğine sahip olsa da dönüşüm sırasında zaman bilgisi kaybolmaktadır. Bu duruma çözüm bulmak amacıyla Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü geliştirilmiştir. Bu yöntem ile sinyal bir pencere ile çarpıldıktan sonra Fourier Dönüşümü'ne tabi tutulmaktadır. Çarpılan pencerenin uzunluğuna göre zaman bilgisi belirlenmekte, dönüşüm ile de frekans bilgisi elde edilmektedir. Fourier yöntemlerinin frekansı belirlemedeki gücü $-\infty, \infty$ aralığında alınan integralden kaynaklanmaktadır. Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü'nde ise zaman düzlemi sınırlandırıldığından frekanslar net olarak bulunamamaktadır. Pencere geniş tutulduğunda ise frekanslar daha net olarak bulunmasına karşın zaman bilgisindeki çözünürlük azalmaktadır. Kısacası Heisenberg Belirsizliği'nde olduğu gibi zaman ve frekans aynı anda bulunamamaktadır.

Dalgacık Dönüşümü'nde ise Fourier'den farklı olarak zaman ve frekanstaki sınırlama uyarlamalı olarak yapılabilmekte; yüksek frekanslar için zaman bilgisi, düşük frekanslar için ise frekans bilgisi öne çıkarılmaktadır. Şekil 3.1'de dönüşüm yöntemleri karşılaştırılmaya çalışılmıştır. Buna göre Fourier ile herhangi bir frekans

değeri kesin olarak tespit edilebilmekte fakat zaman bilgisi kaybedilmektedir. Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü frekans – zaman bilgileri arasında bir takası mecbur kılmakta, her iki bilgiyi de hassas bir şekilde belirleyememektedir. Dalgacık Dönüşümü'nde ise düşük frekanslı bileşenler frekans ekseninde daha iyi çözünürlüğe sahip olmaktadır. Yüksek frekanslı bileşenler ise zaman düzleminde daha net bir şekilde ifade edilirken frekans düzlemindeki çözünürlük düşük olmaktadır. Bu özelliğinden dolayı Dalgacık Dönüşümü 'Çoklu Çözünürlük (multiresolution)' analizi olarak adlandırılmakta ve birçok alanda kullanılmaktadır [20].



Şekil 3.1: Fourier Dönüşümü, Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü ve Dalgacık Dönüşümü Analizi

Sayılaştırılma işlemi öncesi sinyal filtrelenmemiş ise sınır bölgelerinde ani değişimler içerebilmektedir. Bu hızlı değişimler sinyali süresiz yapmakta ve harmonik frekansları bütün spektruma yaymaktadır. Bu etkiyi önlemek amacıyla Fourier Dönüşümü'nden önce pencere kullanılmaktadır. Pencerelemenin amacı sinyali düzleştirerek süresizliği azaltmaktır. Fakat bu yöntemin sakıncası da Kısa Dönemli Fourier Dönüşümü'nde olduğu gibi frekans çözünürlüğünü azaltarak analiz kalitesini düşürmesidir. Fourier Dönüşümü'nün diğer bir dezavantajı ise frekans bileşenlerinin hangi zamana ait olduğunu belirtmemesi, zaman bilgisinin kaybedilmesidir.

Birçok biyolojik sinyal gibi EKG sinyali de periyodik değildir ve frekans bileşenleri zamanla değişmektedir. QRS kompleksi yüksek frekanslı bileşenleri içerirken, P ve T tepeleri düşük frekanslıdır. Bu sebeple EKG unsurlarının kesin frekans ve zaman bilgilerinin belirlenmesi önem kazanmaktadır.

3.1.1 Dalgacık Teorisi

Dalgacık, enerjisi kısa bir zamana yoğunlaşmış kısa süreli, durağan olmayan veya zamanla değişken sinyallerin analizinde kullanılan küçük bir dalgadır. Çoğunlukla sinyal açılımlarının amacı, açılım katsayılarının sinyalin kendisinden daha fazla anlamlı bilgi ifade etmesidir. İkinci bir hedef ise bu katsayılardan birçoğunun sıfır ya da küçük olmasıdır. Buna seyrek gösterim denmekte ve istatistiksel tahmin, veri sıkıştırma, hızlı algoritmalar gibi uygulamalarda önem kazanmaktadır [21].

3.1.2 Neden Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık Dönüşümü'nü yararlı, etkili kılan ve bu dönüşümün geniş bir sinyal sınıfının incelenmesini sağlayan özellikleri şu şekilde sıralanabilir:

- 1- Zaman veya frekans düzleminde üst üste binen bileşenlerin ayrılmasını sağlamaktadır.
- 2- Açılım katsayıları yerel komponentleri temsil etmekte ve daha kesin lokal tanımlamalara, sinyal karakteristiği analizlerine izin vermektedir.
- 3- Kullanılan dalgacık fonksiyonunun değişken olabilmesi sebebiyle uyarlamalı bir yapı sergilemekte ve geniş bir sinyal sınıfının analizini mümkün kılmaktadır.
- 4- Açılım katsayıları hızlıca zayıflamakta ve görüntü sıkıştırma, gürültüden arındırma uygulamalarında kullanışlı bir hale gelmektedir.
- 5- Sayısal Dalgacık Dönüşümü hesaplamalarının sadece çarpım ve toplam içermesi sebebiyle bilgisayar üzerinde kolayca uygulanabilmektedir.

3.1.3 Dalgacık Dönüşümü Teorisi

Dalgacık dönüşümü ile bir $f(t)$ sinyali, dalgacık kümesini oluşturan dikey $\Psi(t)$ bileşenlerinin toplamı şeklinde ifade edilmektedir. Bir sinyalin doğrusal bileşenlerin toplamı şeklinde ifade edilmesine yarayan genel ayrışma denklemi 3.1.1'de belirtilmiştir.

$$f(t) = \sum_k a[k]\Psi_k(t) \quad (3.1.1)$$

Eğer ayrışım kümesi aynı zamanda ortogonal ise bu fonksiyon sınıfına bir temel de oluşturulmuş olmaktadır. İki fonksiyonun ortogonalliği ise şu şekilde ifade edilmektedir:

$$\langle \Psi_k(t), \Psi_l(t) \rangle = \int \Psi_k(t)\Psi_l(t)dt = 0 \quad k \neq l \quad (3.1.2)$$

Burada $a[k]$ ayrışma katsayılarını ifade etmektedir ve iç çarpım işlemi kullanılarak hesaplanmaktadır:

$$a[k] = \langle f(t), \Psi_k \rangle = \int f(t)\Psi_k(t)dt \quad (3.1.3)$$

Herhangi bir $x(t)$ ve $y(t)$ fonksiyonu için iç çarpım bir skaler sonuç vermekte ve 3.1.4'te belirtildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$a = \langle x(t), y(t) \rangle = \int x^*(t)y(t)dt \quad (3.1.4)$$

Burada $x^*(t)$ fonksiyonu $x(t)$ 'nin kompleks eşleniğini ifade etmektedir. İntegralin sınırları ise dikkate alınan sinyal sınıfına göre belirlenmektedir. Sıfırdan farklı norma sahip iki sinyalin iç çarpımı sıfır ise bu sinyaller dikey olarak adlandırılmaktadır. Herhangi bir sinyalin normu ise şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\| f \| = \sqrt{\langle f, f \rangle} \quad (3.1.5)$$

Fourier Dönüşümü'nde, dikey temel fonksiyonlar $\Psi_k(t)$ yerine $\sin(\omega_0 kt)$ ve $\cos(\omega_0 kt)$ kullanılmaktadır. Dalgacık ayrıştırmasında ise iki parametreden oluşan bir sistem tasarlanmıştır.

$$f(t) = \sum_j \sum_k a_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \quad (3.1.6)$$

Burada j ve k tamsayıları, $\Psi_{j,k}$ ise genellikle dikey bir temel oluşturan dalgacık açılım fonksiyonlarını ifade etmektedir. Açılım katsayıları $a_{j,k}$ ise $f(t)$ fonksiyonunun sayısal dalgacık dönüşümünü belirtmektedir.

Fourier serileri tek boyutlu bir sinyali tek boyutlu bir düzleme eşlemektedir. Dalgacık dönüşümü ise aynı sinyali hem zaman hem de frekans bileşenleri bulunan iki boyutlu bir düzleme aktarmaktadır. Bu işlemi, ana dalgacığı hem zaman hem de frekans düzleminde değiştirerek gerçekleştirmektedir.

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a > 0 \quad (3.1.7)$$

Buna göre “ a ” parametresi kullanılarak ana dalgacık frekans düzleminde sıkıştırılmaktadır. Bu parametrenin büyüklüğü değiştirilerek yüksek frekans bileşenlerinin analizi sağlanmaktadır. Zaman düzlemindeki kaymayı ise “ b ” parametresi sağlamaktadır. Böylelikle sinyal hassas bir şekilde zaman-frekans-genlik düzleminde ifade edilebilmektedir. Formülde geçen Ψ ise sinyalin enerjisinin korunmasını sağlamaktadır [22]. Bu sayede düşük frekanslı bileşenlerin frekans

bilgisi daha hassas belirlenirken, yüksek frekanslı bileşenlerin zaman bilgisi daha kesin belirlenebilmektedir. Doğal sinyallerin birçoğu bu yapıya uygun olarak analiz edilebildiğinden Dalgacık Dönüşümü geniş bir uygulama alanı bulmaktadır.

Hâlihazırda birçok dalgacık sistemi bulunmasına karşın bunların karakteristik özellikleri şu şekilde sıralanabilir:

- 1- Tek boyutlu bir sinyal için iki boyutlu bir temel oluştururlar.
- 2- Zaman-frekans saptamasına olanak sağlarlar.
- 3- Fourier Dönüşümü'nde olduğu gibi Dalgacık Dönüşümü katsayılarının hesaplanması için de $O(N \log N)$ adet işlem gerekmektedir.

Ana dalgacık fonksiyonu seçilirken araştırılan sinyal iyi analiz edilmelidir. Ana dalgacığın biçimi mevcut sinyale ne kadar benzer olursa, Dalgacık Dönüşümü'nün sonuçları o kadar verimli olmaktadır. Bu sebeple sinyal dalgacık ailesinin bir üyesi tarafından temsil edilemese dahi başka biri hala çok verimli bir şekilde temsil edebilmektedir.

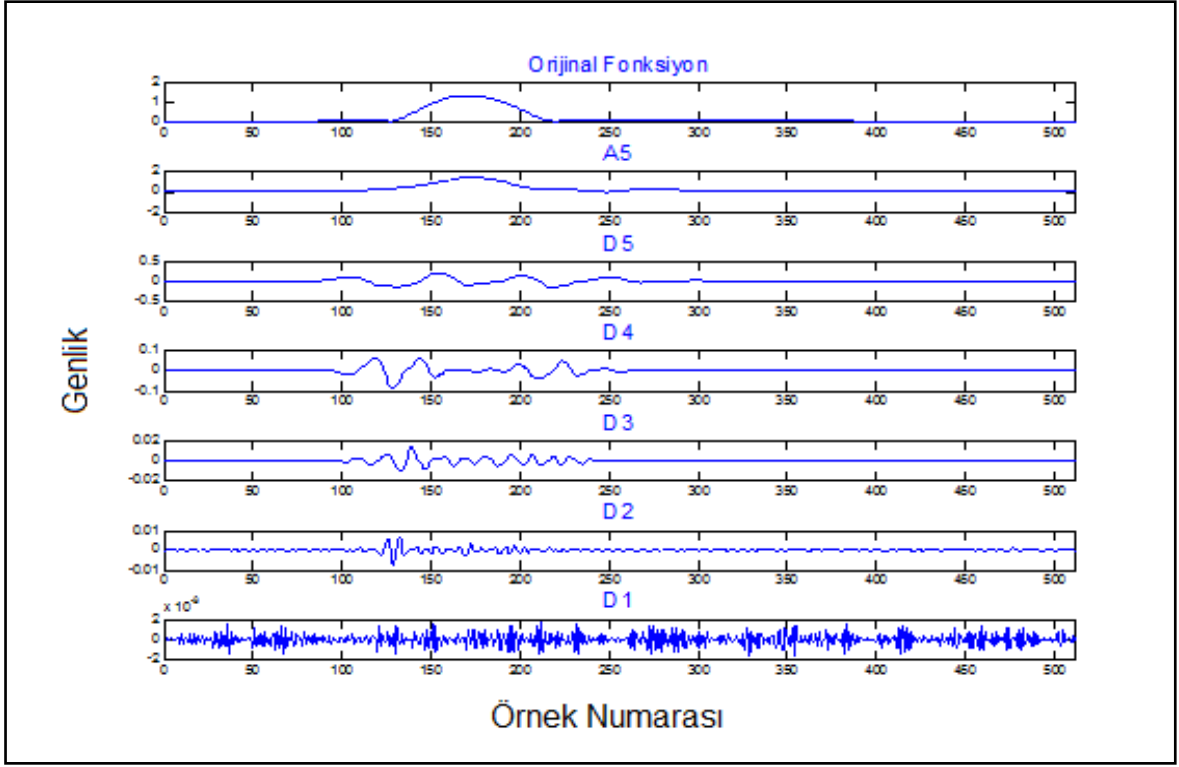
Bu çalışmada gerek önceki çalışmalardaki etkinliği [23], gerekse Ventriküler Geç Potansiyel yapısına uygunluğu sebebiyle Daubechies 4 fonksiyonu ana dalgacık olarak kullanılmıştır.

3.1.4 EKG Sinyalinin Dalgacık Dönüşümü ile Ayrıştırılması

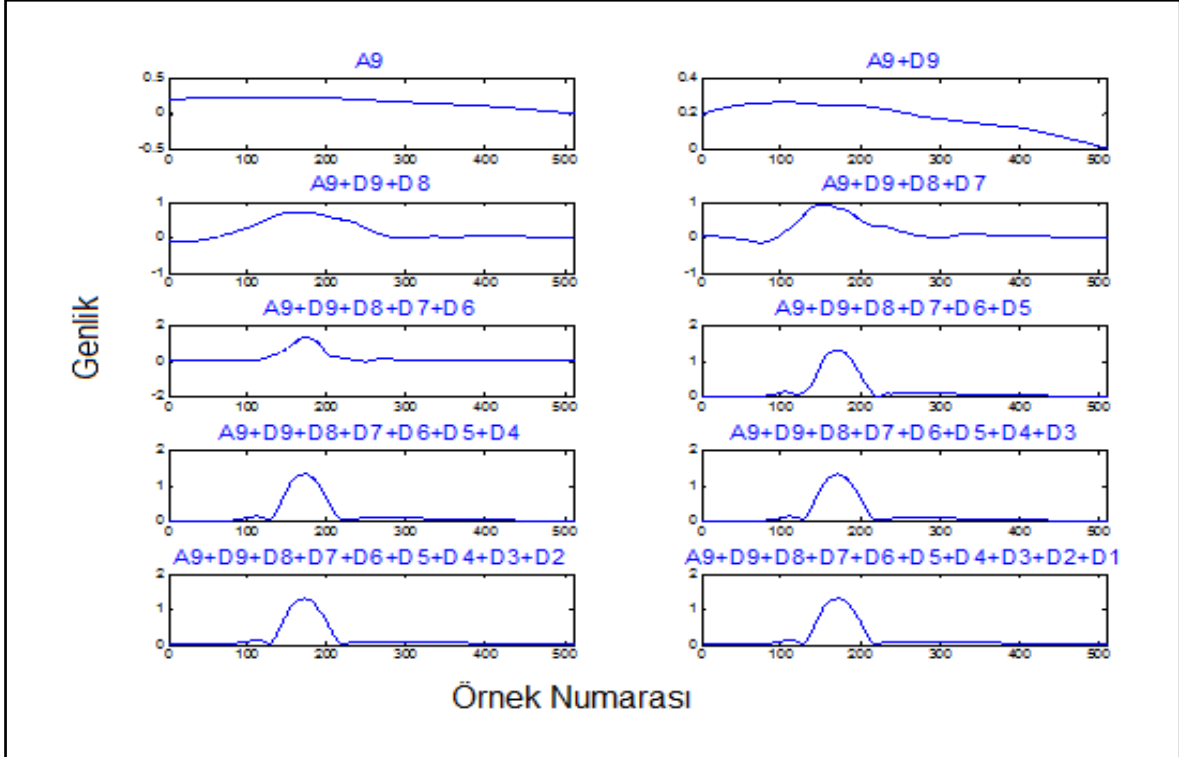
Dalgacık Dönüşümü'nün nasıl çalıştığını anlayabilmek için Şekil 3.2 incelenebilir.

Şekil 3.2'de vektörel büyüklüğü hesaplanmış EKG sinyalinin Dalgacık Dönüşümü tarafından nasıl parçalara ayrıldığı gösterilmektedir. Sinyal düşük frekanslı bileşenlerden yüksek frekanslı bileşenlere doğru ayrıştırılmıştır. Dalgacık Dönüşümü'nde her bir parça, farklı bir frekans bandını ifade etmektedir. Bu parçalar birleştirildiğinde ise, orijinal sinyal düşük hata payıyla tekrar elde edilebilmektedir. Şekil 3.3'te de birleştirme işlemi gösterilmiştir.

Kullanılan dalgacık türüne göre bantlar arası ve aynı banttaki karakteristik özellikler değişebilmektedir. Sinyalin parçalanma düzeyini ise örnek sayısı belirlemektedir ($N = 2^n$). Şekil 3.2'de ve Şekil 3.3'te kullanılan sinyal 512 örnekten oluşmakta, dolayısıyla 9 seviyeye kadar ayrıştırılabilmektedir. Her bir seviyenin sahip olduğu frekans bandını ise örnekleme frekansı tayin etmektedir. Bu çalışmada kullanılan sinyaller $f_s = 2200$ Hz ile örneklenmiştir ve her bir seviyeye karşılık gelen frekans bandı Tablo 3.1'de gösterilmiştir. Buna göre en yüksek frekans bandı Nyquist frekansını da içeren 6. seviye olmaktadır.



Şekil 3.2: EKG Sinyalinin Dalgacık Dönüşümü ile Ayrıştırılması



Şekil 3.3: EKG Sinyalinin Adım Adım Elde Edilmesi

Tablo 3.1'deki frekanslar her bir Dalgacık Dönüşümü bandı frekans bileşenlerini belirtmektedir. Dönüşüm sonucunda en çok kaç bant oluşacağı örnek sayısı ile

(2^n =Örnek Sayısı, n:bant sayısı), bantların hangi frekansı içereceği ise örnekleme frekansı (f_s) tarafından belirlenmektedir.

Tablo 3.1: Ayırıştırma Seviyelerinin İçerdiği Frekans Bantları

Seviye	S6	S5	S4	S3	S2	S1
Frekans (Hz)	1100:550	550:225	225:112.5	112.5:56.3	56.3:28.1	28.1:DC

EKG sinyalinde meydana gelen izgesel çakışmalar, Dalgacık Dönüşümü ile ayırıştırılabilmektedir. Bu örnekte de P ve T dalgaları ile düşük frekanslı gürültüler S1 ve S2 seviyelerinde toplanırken, Kas Gürültüsü ve QRS kompleksi bileşenleri yüksek frekanslı unsurlar olduklarından bütün seviyelerde ortaya çıkmaktadır.

Ritim izleme sorununun temelinde QRS kompleksi sınırlarını tarif etmek ve belirlemek gelmektedir. Genellikle bu amacı yerine getiren süreçler sınıflandırma şemalarından daha karmaşıktır. Bu bölümde Dalgacık Dönüşümü kullanılarak QRS kompleksi tespiti ve sınıflandırması şemaları sunulacaktır. QRS kompleksi ile T ve P dalgacıkları tespiti EKG sinyali analizinde en önemli başlangıç noktasını oluşturmaktadır. QRS kompleksi bir kez belirlendiğinde, kalp atış hızı tespitini, S – T bölüt analizini de içeren ayrıntılı bir değerlendirme yapılabilmektedir.

Dalgacık Dönüşümü zaman – frekans analizi için uygun bir yöntemdir. Sinyallerin yerel düzensizliklerini, bu sinyalleri zaman ve frekans düzleminde temel yapı taşlarına ayırarak karakterize edebilmektedir. Bu özellik ciddi gürültülerden kurtulmak ve taban kayması problemini ortadan kaldırmak için kullanılabilir. QRS kompleksini, P ve T dalgalarını tespit etmek için ikili dalgacık dönüşümü algoritması kullanılmıştır. EKG sinyallerinin keskin değişim noktalarını bulmak için farklı ölçeklerdeki Dalgacık Dönüşümü modülü kullanılabilir. Bu algoritma öncelikle QRS kompleksini, daha sonra T dalgasını ve en son P dalgasını algılar. Sinyalde bulunan tekillikler genellikle en önemli bilgiyi içermektedir. Sinyal işlemede tekil noktayı bulmak ve tekillik derecesini belirlemek önem arz etmektedir [12] [23].

3.1.5 Dalgacık Dönüşümü Filtrelemesi

Ham EKG verileri birçok atımdan oluşmakta ve kullanılabilir duruma gelmesi için daha önce de belirtildiği gibi işlenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada kullanılan gerçek EKG verileri Sussex Üniversitesi'nden temin edilmiştir ve 2 atımdan oluşmaktadır. Bu atımlar 3×685 'lik bir matristen oluşmaktadır. X, Y ve Z kanalları hizalanarak bu matris 3×512 formuna getirilmiştir.

EKG'nin X, Y ve Z bağlantılarına Dalgacık Dönüşümü uygulandığında örnek sayısından dolayı ($2^9 = 512$) her bir bağlantıda en fazla 9 seviye ortaya çıkmaktadır:

$$X = X1 + X2 + \dots + X9 \quad 3.1.8a$$

$$Y = Y1 + Y2 + \dots + Y9 \quad 3.1.8b$$

$$Z = Z1 + Z2 + \dots + Z9 \quad 3.1.8c$$

Burada X, Y ve Z EKG kanallarını ve indisler ise farklı Dalgacık Dönüşümü seviyelerini belirtmektedir. Düşük numaralar düşük frekans bileşenlerini, yüksek numaralar ise yüksek frekans bileşenlerini ifade etmektedir. 512 örnekten oluşan bir EKG kanalları 9 farklı seviye oluşturmaktadır. Vektörel büyüklük hesaplar kenar çapraz terimler oluşacaktır:

$$M = \sqrt{(X^2 + Y^2 + Z^2)} \quad 3.1.9$$

$$\begin{aligned} M^2 = & X1^2 + X2^2 + \dots + X9^2 \\ & Y1^2 + Y2^2 + \dots + Y9^2 \\ & Z1^2 + Z2^2 + \dots + Z9^2 + \text{ÇT} \end{aligned} \quad 3.1.10$$

3.1.10'da belirtilen ÇT ifadesi Çapraz Terimleri belirtmektedir. Bu terimler ise 3.1.11'de gösterilmiştir:

$$\begin{aligned} \text{ÇT} = & X1X2 + X1X3 + \dots + X8X9 \\ & + Y1Y2 + Y1Y3 + \dots + Y8Y9 \\ & + Z1Z2 + Z1Z3 + \dots + Z8Z9 \end{aligned} \quad 3.1.11$$

$$X^2 = (X1^2 + \dots + X9^2) + 2 \left[X_j \sum_{k=j+1}^9 X_k \right], j = 1, 2, \dots, 8 \quad 3.1.12a$$

$$Y^2 = (Y1^2 + \dots + Y9^2) + 2 \left[Y_j \sum_{k=j+1}^9 Y_k \right], j = 1, 2, \dots, 8 \quad 3.1.12b$$

$$Z^2 = (Z1^2 + \dots + Z9^2) + 2 \left[Z_j \sum_{k=j+1}^9 Z_k \right], j = 1, 2, \dots, 8 \quad 3.1.12c$$

Bu gösterimi basitleştirmek için sinyal frekans bantlarına göre P, T dalgaları, QRS kompleksi ve VGP olarak ayrıldığında aşağıdaki ifade ortaya çıkmaktadır:

$$X = X_{PT} + X_Q + X_{VLP} \quad 3.1.13a$$

$$Y = Y_{PT} + Y_Q + Y_{VLP} \quad 3.1.13b$$

$$Z = Z_{PT} + Z_Q + Z_{VLP} \quad 3.1.13c$$

$$\begin{aligned} M^2 = & (X_T^2 + Y_T^2 + Z_T^2) + \\ & (X_Q^2 + Y_Q^2 + Z_Q^2) + \\ & (X_{VLP}^2 + Y_{VLP}^2 + Z_{VLP}^2) + 2\zeta T \end{aligned} \quad 3.1.14$$

Çapraz terimler ise:

$$\begin{aligned} \zeta T = & (X_{PT}X_Q + X_{PT}X_{VLP} + X_QX_{VLP}) + \\ & (Y_{PT}Y_Q + Y_{PT}Y_{VLP} + Y_QY_{VLP}) + \\ & (Z_{PT}Z_Q + Z_{PT}Z_{VLP} + Z_QZ_{VLP}) \end{aligned} \quad 3.1.15$$

Bu kompozit fonksiyon içindeki Aranılan Sinyal 'VLP' indisi ile gösterilen bileşenlerin karelerinin toplamının kareköküdür. Diğer bir ifadeyle:

$$AS = \sqrt{(X_{VLP}^2 + Y_{VLP}^2 + Z_{VLP}^2)} \quad 3.1.16$$

Çeşitli formüllerden de görüldüğü gibi vektörel büyüklük işleminin klasik yollardan hesaplanması istenmeyen bileşenlere sebep olmakta ve bu bileşenler aranılan sinyali gölgeleyebilmektedir. Bu yüzden önerilen yöntem ilgilenilen bölgelerin vektörel büyüklüğü almak olacaktır. Fakat bu yöntem her seviyede Dalgacık Dönüşümü ile ayrıştırmayı gerektirdiğinden daha fazla işlem içermektedir. Vektörel büyüklük klasik yollardan hesaplandığında Ventriküler Geç Potansiyel (aranılan sinyal) seviyesi $10^{-6} - 10^{-12}$ seviyelerinde azalmaktadır. Başka bir terim olan Düşük Frekanslı Yüksek Genlikli Sinyaller tarafından modüle edilmiş Yüksek Genlikli Düşük Frekanslı Sinyaller ortaya çıkmaktadır. Modülasyon derecesi VGP sinyalinin gücünü değiştiren bir etken olabilmektedir [24].

3.2 Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA)

Bu bölümde Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı metodunu ve bu metodun Ventriküler Geç Potansiyelleri belirleme yetenekleri incelenecektir. Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı Huang ve grubu tarafından 1998 yılında ortaya konulan akışkanlar mekaniği çalışmaları kapsamında tasarlanan bir sinyal işleme metodudur [25]. DTKA ile durağan ve doğrusal olmayan sinyaller zaman düzlemini terk etmeden incelenebilmektedir. Böylece analiz edilmek istenilen sinyal ile ilgili hiçbir ön bilgiye

ihtiyaç duyulmamaktadır. Bu özelliği sebebi ile EEG ve EKG gibi doğal sinyallerin analizi için oldukça elverişli olmaktadır.

DTKA'yı diğer sinyal işleme tekniklerinden ayıran en önemli özelliği uyarlanabilir yapısıdır. Bu yapının arkasındaki temel düşünce Kabuk Soyma (Sifting) işlemidir. Kabuk soyma işlemi ile herhangi bir sinyal kendisini oluşturan Öz Kip Fonksiyonlarına (Intrinsic Mode Functions) ayrılabilir. Eğer Fourier Dönüşümünü kullanılmış olsaydı, temel fonksiyonlar sinüs ve kosinüs dalgalarının lineer bir kombinasyonu olacaktı. Bu durum analiz edilen sinyalin de lineer olmasını gerektirecekti [26].

Deneme Tabanlı Kip Ayrışımında kullanılan kabuk soyma işlemi ile analiz edilen sinyal öz kip fonksiyonlarına ayrılmaktadır. Zaman düzleminde gerçekleştirilen bu işlemde öncelikle sinyalin yerel maksimum ve yerel minimum noktaları belirlenmektedir. Belirlenen bu noktalar arasındaki fark en çok 1 olmalıdır. Daha sonra ise bu noktalar bir birine bağlanarak sinyalin zarfı belirlenmektedir. Hesaplanan yerel maksimum ve minimum zarflarının ortalaması sinyalden çıkarılarak kabuk soyma işleminin ilk basamağı tamamlanmaktadır. Önceden tanımlanan bir durma kriterine kadar kabuk soyma işlemi tekrarlanmakta ve en son basamak sinyali orijinal sinyalden çıkarılarak öz kip fonksiyonları hesaplanmaktadır.

Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı kaynaklarda akışkanlar mekaniği, gürültü azaltımı, kalp hızı değişimi gibi birçok alanda kullanılmıştır. Bu çalışmada DTKA'nın Ventriküler Geç Potansiyel analizindeki performansı gözlenecektir.

3.2.1 Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA) Teorisi

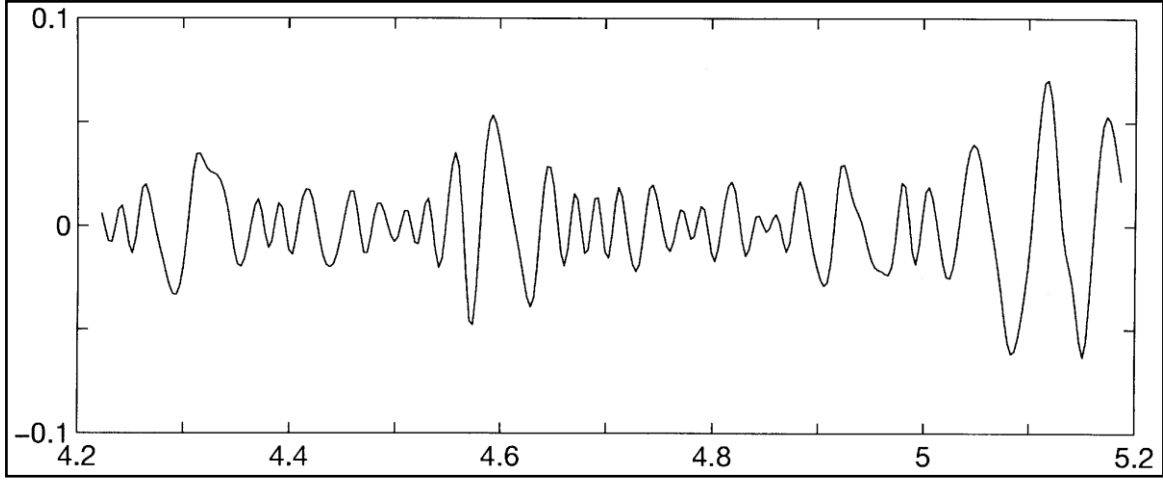
DTKA N.E. Huang tarafından 1998 yılında ortaya konulan veri temelli durağan ve doğrusal olmayan sinyalleri incelemeye yarayan bir sinyal işleme tekniğidir. DTKA herhangi bir sinyali aşağıdaki iki koşula tabi Öz Kip Fonksiyonları (ÖKF) dizisi şeklinde ayrıştırabilir:

- 1- Bütün veri seti boyunca uçdeğerlerin ve sıfır geçişlerin sayısı arasındaki fark en fazla bir olmalıdır.
- 2- Herhangi bir zamanda yerel maksimum zarfının ve yerel minimum zarfının ortalaması sıfır olmalıdır.

Şekil 3.4'te klasik bir ÖKF fonksiyonu gösterilmiştir. ÖKF sinyalde bulunan salınımları belirtmektedir. Aslında her bir ÖKF aşağıda belirtilen yapıda, ortalaması sıfır olan, tek bileşenli bir Genlik Modülasyonu – Frekans Modülasyonu sinyali olarak ifade edilmektedir:

$$x(t) = a(t)\cos\varphi(t) \quad 3.2.1$$

Burada $a(t)$ zamanla değişen genliği, $\varphi(t)$ ise zamanla değişen fazı temsil etmektedir. Genlik ve faz bilgisi hem matematiksel hem de fiziksel anlam ifade etmektedir.



Şekil 3.4: Tipik Bir ÖKF fonksiyonu

Birçok sinyal birden fazla salınım kipi içerdiğinden ÖKF olarak değerlendirilememektedir. Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı bir sinyali sonlu sayıda esas salınım kiplerine yani ÖKF'lere ayrıştıran sayısal bir kabuk soyma işlemi olarak ifade edilmektedir. Kabuk Soyma Algoritması ise aşağıdaki gibi özetlenebilmektedir:

- 1- Maksimumları ve minimumları da içeren bütün uçdeğerler bulunur. Maksimum ve minimum noktaları düzgün kübik şeritler (spline) kullanılarak üst zarf $x_{up}(t)$ ve $x_{low}(t)$ 'yi oluşturmak üzere birleştirilir.
- 2- Bu iki zarfın ortalaması olan $m_1(t) = (x_{up}(t) + x_{low}(t))/2$ asıl sinyalden çıkartılır $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$.
- 3- $h_1(t)$ yeni veri kabul edilir ve kalan sinyal ÖKF özelliklerini sağlayana kadar ilk iki basamak tekrar edilir. Bulunan bu ilk ÖKF fonksiyonu en yüksek frekans bileşenine sahiptir ve $c_1(t)$ olarak adlandırılır. Kalan sinyal $r_1(t)$ ise $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ şeklinde ifade edilir.
- 4- Daha sonra $r_1(t)$ yeni veri kabul edilir ve ilk 3 basamak bütün ÖKF'ler hesaplanana kadar tekrarlanır. Kabuk soyma işlemi en son kalan fonksiyonu olan $r_M(t)$ daha önceden belirlenen bir sayıdan küçük ya da tekdüze olana kadar tekrarlanır.

Sonuç olarak orijinal sinyal $x(t)$ aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir:

$$x(t) = \sum_{j=1}^M c_j(t) + r_M(t) \quad 3.2.2$$

Burada $c_j(t)$ fonksiyonu 'j' numaralı ÖKF'yi, $r_M(t)$ fonksiyonu ise kalanı ifade etmektedir.

DTKA durağan olmayan sinyalleri azalan frekans sıralamasında dar bantlı bileşenlere ayırmaktadır. Bütün ÖKF'ler orijinal sinyal için tam ve 'neredeyse' dikey bir temel oluşturmaktadır. Bu temel doğrudan sinyalin kendisinden geldiği için sinyalin doğal özellikleri korunurken enerji kaçağı ve yayılması da önlenmiş olmaktadır [27].

3.2.2 Öz Kip Fonksiyonları

Öz Kip Fonksiyonları anlık frekansı tanımlayabilmek için oluşturulmuşlardır. Bu sebeple ÖKF'ler yerel sıfır noktalarına göre simetrik ve aynı sayıda uçdeğer ve sıfır geçiş noktalarına sahip olmalıdırlar. Bu gözlemlere dayanarak ÖKF'nin iki temel özelliği yukarıda belirtilmiştir. Bunlardan ilk madde durağan Gaussian Prosesin dar bant gereksinimleri ile benzerdir. İkinci madde ise klasik global gereksinimleri yerele indirgeyen yeni bir fikirdir. Böylece orijinal sinyalden ayrıştırılan anlık frekans bileşenleri, asimetric dalga biçimlerine yol açan istenmeyen salınımlar içermeyecektir.

Bu fonksiyonlara Öz Kip Fonksiyonları denilmesinin sebebi veri içerisinde gömülü olan salınımları belirtmesidir. Bu tanım ile her bir döngüdeki ÖKF, tek bir kipe ait osilasyon içeren sıfır geçişleri tarafından tanımlanmakta, kompleks dalgaların bu sinyal üstüne binmesine izin verilmemektedir. Böylece ÖKF dar bant bir sinyal olmaya zorlanmamakta ve hem genlik hem de frekans modülasyonu içermesine olanak sağlanmaktadır. Aynı zamanda bu fonksiyonlar durağan olmayan bir yapıda da bulunabilmektedir.

Bir ÖKF Hilbert Dönüşümü'nden sonra aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir:

$$Z(t) = X(t) + iY(t) = a(t)e^{i\theta(t)} \quad 3.2.3$$

$Z(t)$ fonksiyonuna Fourier Dönüşümü uygulandığında ise

$$W(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} a(t)e^{i\theta(t)}e^{-i\omega t} dt = \int_{-\infty}^{\infty} a(t)e^{i(\theta(t)-\omega t)} dt \quad 3.2.4$$

İfadesine ulaşılmaktadır. Daha sonra durağan faz metodu yardımı ile $W(\omega)$ 'ye en büyük katkının aşağıdaki durumu sağlayan frekans tarafından yapıldığı bulunmaktadır:

$$\frac{d}{dt}(\theta(t) - \omega t) = 0 \quad 3.2.5$$

Diğer bir ifadeyle

$$\omega = \frac{d\theta(t)}{dt}$$

3.2.6

Durağan faz metodunu uygulamak için büyük bir üstel sayı gerekmesine karşın buradaki adaptasyon frekans – genlik değişiminin yerel zaman skalasının tersine göre büyük olmasıyla sağlanmıştır. Bu sebeple tanım azar azar değişen genliğe uygun olmaktadır.

Yukarıdaki formüllerden de görüldüğü gibi durağan faz yaklaşımınca tanımlanan frekans kavramı, yerel sinüzoidal fonksiyonlarla da uyumlu olmaktadır. Bu yüzden frekans tanımı için bütün bir salınım periyoduna ihtiyaç duyulmamakta, değişen değerlere göre iki nokta arasında tanımlanabilmektedir. Bir anlamda tekdüze bir fonksiyon dahi salınan bir fonksiyon olarak değerlendirilebilmekte ve anlık frekansa sahip olduğu söylenebilmektedir.

Haung ve ekibi bu anlık frekans tanımını kullanabilmek için rastgele bir veri setini ÖKF bileşenlerine ayırmayı ve bu bileşenlere anlık frekans değerlerini atamayı amaçlamışlardır. Bu kapsamda Deneme Tabanlı Kip Ayırışımı tasarlanmıştır.

3.2.3 Kabuk Soyma İşlemi

Analiz edilmek istenilen verilerin büyük bir çoğunluğu ÖKF yapısına uygun olmamaktadır ve birden çok salınım kipi içermektedir. Bu yüzden öncelikle verilerin ÖKF formatına dönüştürülmesi gerekmektedir.

Ayrıştırma işlemi aşağıdaki varsayımlara dayanmaktadır:

- 1- Sinyal en az 2 uçdeğer içermektedir – 1 maksimum ve 1 minimum noktası
- 2- Karakteristik zaman ölçeği iki uçdeğer arasındaki zaman geçişi tarafından tanımlanmaktadır.
- 3- Eğer sinyal uçdeğerlerden tamamen yoksun fakat sadece dönüm noktaları içeriyorsa, uçdeğerleri ortaya çıkarmak için birkaç kez türev alınabilmektedir. Bu durumda nihai sonuca integral alınarak ulaşılmaktadır.

Bu metodun amacı deneysel olarak veri içindeki karakteristik zaman ölçeklerini kullanarak esas salınım kiplerini belirlemektir. Drazin'e göre, veri analizinin ilk basamağı veriyi gözle incelemektir. Bu incelemeden farklı ölçekler iki şekilde saptanabilmektedir: ardışık yerel minimum ve maksimum değişimleri arasındaki zaman geçişinden ve ardışık sıfır geçişleri arasındaki zaman geçişinden. Bir birine geçmiş yerel uçdeğerler ve sıfır geçişleri salınımların üst üste binmesine sebep olmakta ve böylece karmaşık bir veri sunmaktadır. Bu salınımların her biri bu işlem için temel olan bir karakteristik ölçek tanımlamaktadır. Bunları ayırıştırmak için kabuk soyma işlemi adı verilen sistematik bir yöntem geliştirilmiştir.

ÖKF tanımı sayesinde ayrıştırma işlemi sadece yerel maksimumlar ve yerel minimumlar tarafından tanımlanan zarfları kullanmaktadır. Bütün uçdeğerler belirlendikten sonra, yerel maksimumlar kübik şeritler (spline) kullanılarak üst zarfı oluşturmak için bir birine bağlanmakta ve aynı işlem yerel minimumlar ve alt zarf için de tekrarlanmaktadır. Üst ve alt zarflar bütün verileri içermelidir. Bu zarfların ortalamasına m_1 denilmekte ve sinyal ile m_1 arasındaki fark ilk bileşeni oluşturulmaktadır. Tek bir döngü için Şekil 3.5'te bu adımlar gösterilmiştir. Buna göre öncelikle sinyalin maksimum noktaları belirlenmiş ve bu noktaların arası kübik şeritler ile çizilmiştir. Daha sonra sinyalin minimum noktaları belirlenerek minimum zarf yine kübik şeritlerle çizilmiştir. Bu noktadan sonra iki zarfın ortalaması alınarak ana sinyalden çıkarılmıştır. Geriye kalan sinyal ÖKF özelliklerini sağlayana kadar bu işlem tekrar uygulanmaktadır. Ayrışım işlemi birçok basamaktan oluştuğundan burada sadece 1 basamak gösterilmiştir.

$$X(t) - m_1 = h_1 \quad 3.2.7$$

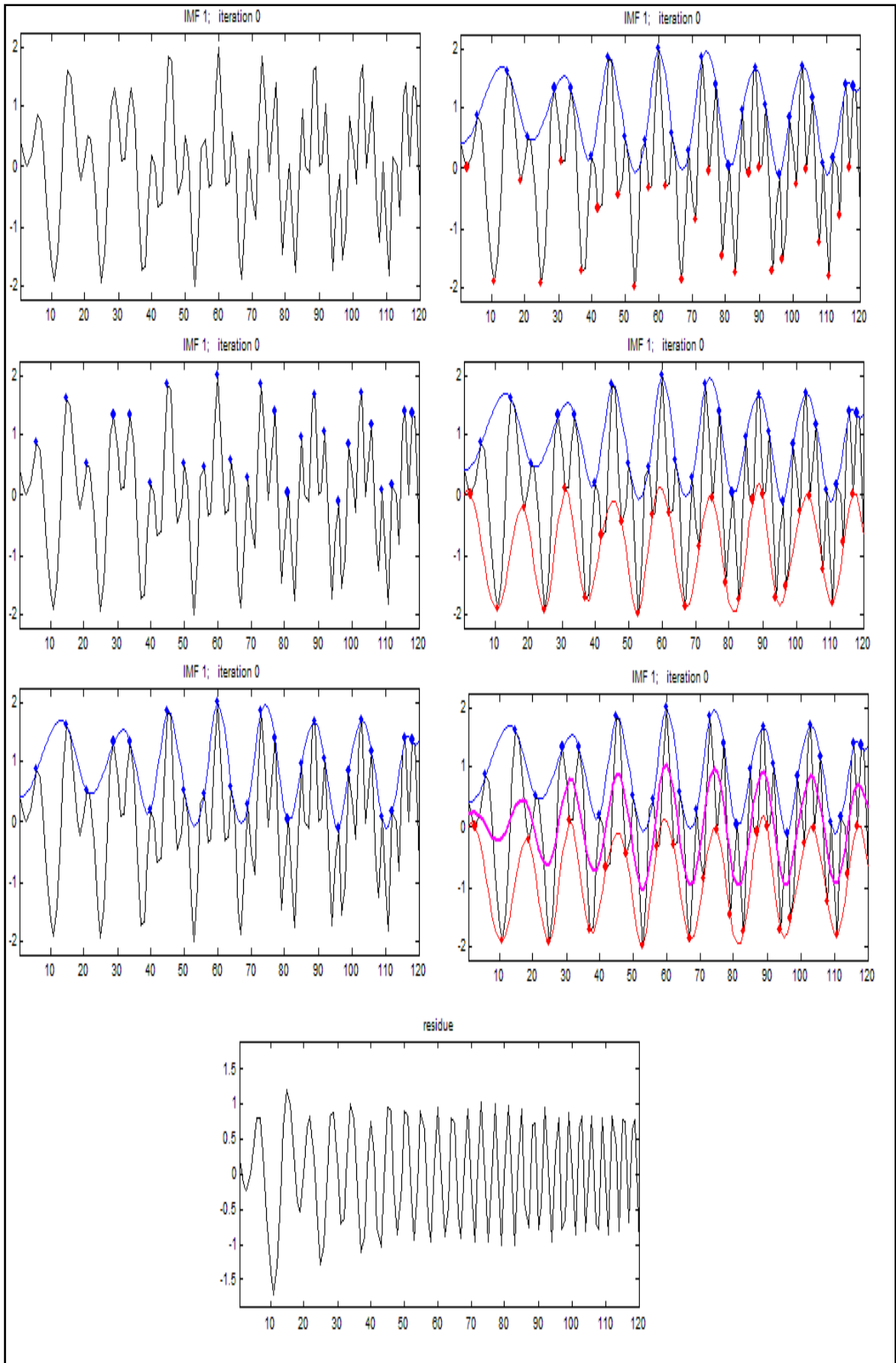
Kabuk soyma işlemi iki amaca hizmet etmektedir: salınımların üst üste binmesini engellemek ve dalga profillerini daha simetrik hale getirmek. Bu sebeple kabuk soyma işlemi birçok kez tekrar edilmektedir. İkinci kabuk soyma işlemi sırasında h_1 yeni veri olarak kabul edilmektedir:

$$h_1 - m_{11} = h_{11} \quad 3.2.8$$

Bu işlem k defa, daha ilk ÖKF ortaya çıkana kadar tekrarlanmaktadır:

$$h_{(k-1)} - m_{1k} = h_{1k} \quad 3.2.9$$

$$c_1 = h_{1k} \quad 3.2.10$$



Şekil 3.5: Kabuk Soyma İşlemi

ÖKF bileşenlerinin hem genlik hem de frekans modülasyonu bakımından yeterli anlam ifade etmesini garanti altına almak için bir durma kriteri belirlenmektedir. Ardışık kabuk soyma işlemleri sonuçlarının arasındaki standart sapma limiti belirlenerek bu durum gerçekleştirilebilmektedir.

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t))^2|}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad 3.2.11$$

Genel olarak 'SD' değeri 0.2 – 0.3 aralığında seçilmektedir.

Orijinal sinyalden çıkartılan ilk ÖKF, c_1 , en kısa periyotlu bileşenleri yani en yüksek frekansı içermektedir. İlk ÖKF orijinal sinyalden çıkartıldığında kalan fonksiyon halen anlamlı veri içerdiğinden kabuk soyma işlemine devam edilmektedir:

$$X(t) - c_1 = r_1 \quad 3.2.12$$

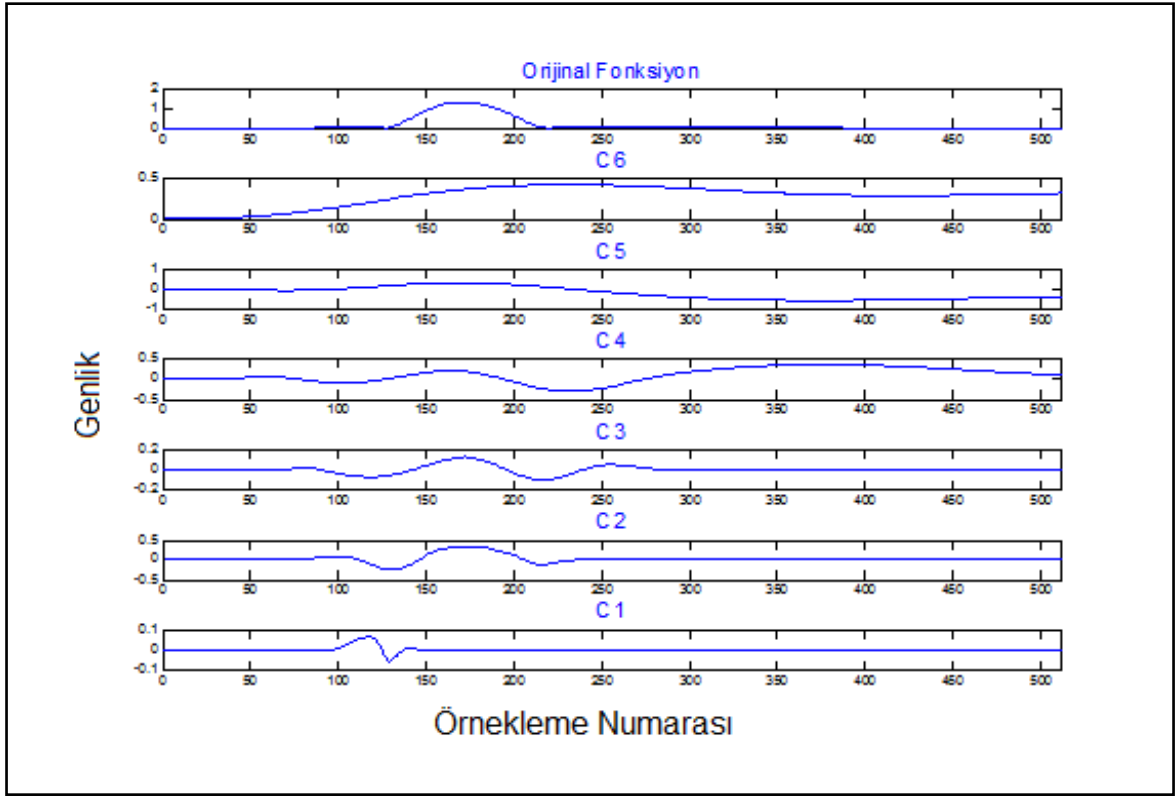
Bu işlemin durma kriteri olarak kullanılabilecek iki seçenek bulunmaktadır: c_n bileşenin veya kalan fonksiyonu r_n 'in önceden belirlenmiş bir eşik değerinden daha küçük olması ya da kalanın tekdüze bir fonksiyon haline dönüşmesi. Orijinal sinyal ÖKF'ler ve kalan toplanarak ifade edilmektedir:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad 3.2.13$$

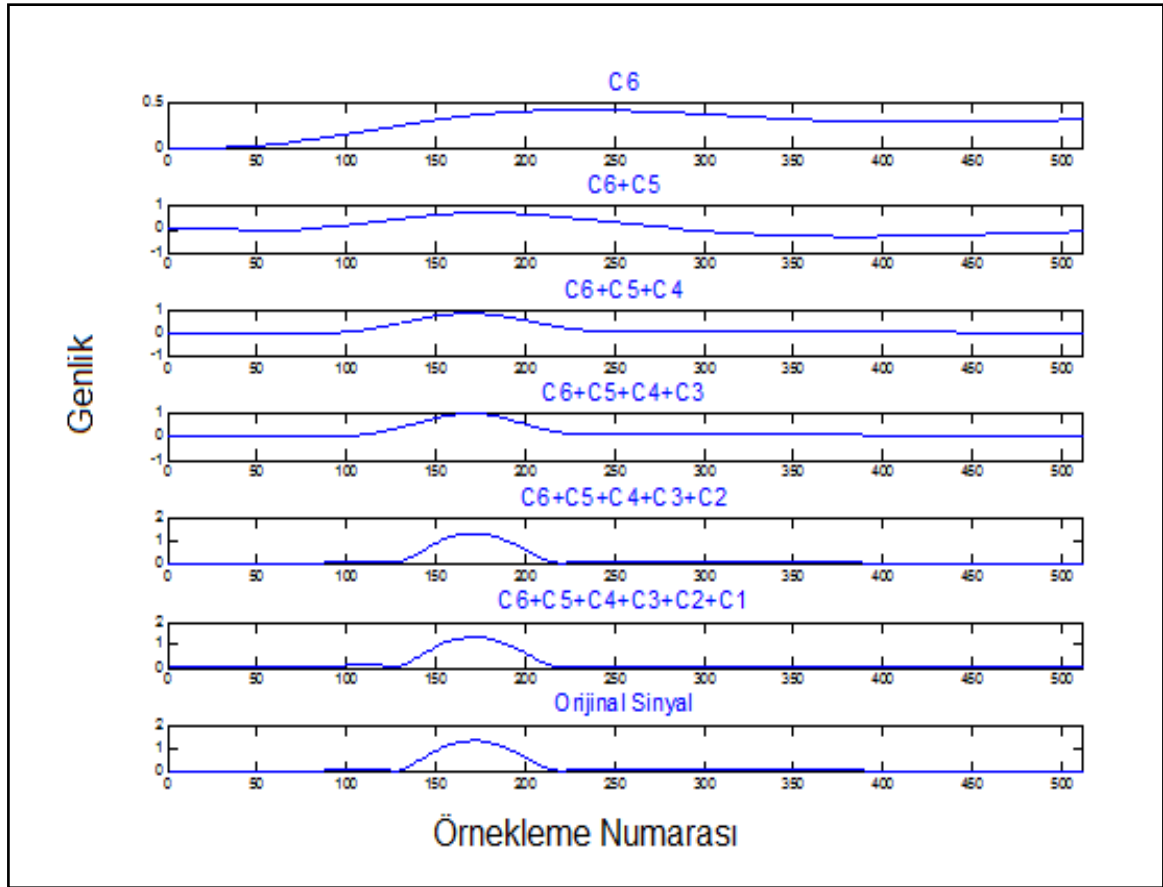
Böylece $X(t)$ sinyali n adet Öz Kip Fonksiyonu ve kalan fonksiyon r_n 'ye ayrıştırılmış olmaktadır.

3.2.4 EKG Sinyalinin DTKA Algoritması ile Ayrıştırılması

Deneme Tabanlı Kip Ayrıştırması'nın nasıl çalıştığını anlayabilmek için Şekil 3.6 incelenebilir. Şekil 3.6'da vektörel büyüklüğü hesaplanmış EKG sinyalinin DTKA ile nasıl parçalara ayrıldığı gösterilmektedir. Sinyal düşük frekanslı bileşenlerden yüksek frekanslı bileşenlere doğru ayrıştırılmıştır. Burada her bir parça bir Öz Kip Fonksiyonu ifade etmektedir. Şekilden de anlaşıldığı gibi ÖKF'ler asimetrik küçük salınımlardan meydana gelmektedir. Bu ÖKF'ler birleştirildiğinde ise orijinal fonksiyon oldukça düşük hata payıyla elde edilebilmektedir. Şekil 3.7'de ise birleştirme işlemi gösterilmiştir.



Şekil 3.6: EKG Sinyalinin DTKA kullanılarak Ayırıştırılması



Şekil 3.7: EKG Sinyalinin Adım Adım Elde Edilmesi

DTKA yönteminin adaptif yapısı sebebiyle esas sinyalin kaç ÖKF'den oluşacağı önceden belirlenememektedir. Bu tezde kullanılan EMD algoritması G. Rilling tarafından tasarlanan 'emd.m' fonksiyonudur [28]. Buna göre kabuk soyma işlemi tamamlandığında, bir kipin ayrıştırma süreci tamamlanmış olarak kabul edilmektedir. Bu bağlamda iki koşulun sağlanması gerekir: ilk olarak uçdeğer noktaları sayısı ile sıfır geçişlerin sayısı arasındaki fark en çok 1 olmalı; ikinci olarak ise üst ve alt zarflar ortalaması belirlenen bir kritere göre sıfıra yakın olmalıdır.

Zarflar ortalamasının ne kadar küçük olduğu, o kipin genliği göz önüne alınarak yapılmaktadır. Fakat çok küçük eşik seviyeleri belirlemek aşırı tekrarlar ve aşırı ayrıştırma gibi sonuçlara yol açabilmektedir. Bu durumun önüne geçmek için iki eşik şiddeti, Θ_1 ve Θ_2 , bir de analiz bölümü parametresi, σ , belirlenmiştir. Bu şekilde global olarak küçük dalgalanmaların oluşması güvence altına alınırken, yerel ölçekte büyük değişimler sağlanmış olmaktadır:

$$a(t) = \frac{x_{up}(t) - x_{low}(t)}{2} \quad 3.2.14$$

$$\sigma(t) = \left| \frac{h(t)}{m(t)} \right| \quad 3.2.15$$

$a(t)$ fonksiyonu zarfların genliğini, $\sigma(t)$ değerlendirme fonksiyonunu, $h(t)$ ise 3.2.7'de de belirtildiği gibi analiz edilen fonksiyonunu ifade etmektedir. Kabuk soyma işleminin sonlanması için değerlendirme fonksiyonunun, $\sigma(t)$, belirli bir bölümü Θ_1 eşik şiddetinden küçük, kalan bölümü ise Θ_2 eşik şiddetinden küçük olmalıdır.

$$\sigma(t) < \Theta_1 \quad (1 - \alpha) \text{ bölümü için} \quad 3.2.16$$

$$\sigma(t) < \Theta_2 \quad (\alpha) \text{ bölümü için} \quad 3.2.17$$

Genel olarak $\alpha \approx 0.05$, $\Theta_1 \approx 0.05$ ve $\Theta_2 \approx 10\Theta_1$ seçilmektedir. Analiz edilmek istenilen bölgenin boyutuna ve arzu edilen sinyalin genliğine göre bu parametreler çeşitli varyasyonlarda tercih edilebilmektedir.

3.3 Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA) beynin biyolojik çalışma prensipleri örnek alınarak tasarlanmış programlama tekniğidir. Biyolojik sistemlerde öğrenme nöron adı verilen sinir hücreleri arasındaki sinaptik bağlantılar yardımıyla olur. Zaman içinde kazanılan bilgi ve tecrübe yardımıyla nöronlar arasındaki sinaptik bağlantılar artar ve öğrenme işlemi gerçekleşir [29].

İki nöron arasındaki veri aktarımı sinapslar aracılığıyla gerçekleşmektedir. Verinin bir nörondan diğerine aktarılabilmesi için uyarım şiddetinin eşik değeri üzerinde olması gerekmektedir. Her nöron gelen sinyalin gücüne göre açık ya da kapalı duruma geçerek basit bir tetikleyici görevi üstlenmektedir. Bu işlemleri yaparken nöronlar giriş bilgilerini ağırlıklandırarak bunları lineer ya da non-lineer bir fonksiyonda işleyerek çıktısını vermektedir. Bu çıktıyı bağlantısı olan diğer nöronlar giriş bilgileri olarak almaktadırlar. Yapay sinir ağları da bu prensibi temel alarak oluşturulmuştur. Öğrenme işlemi eğitime yoluyla örnekler kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Algoritma bu verileri kullanarak yakınsama sağlanana kadar katsayıları tekrar tekrar ayarlamakta ve hatayı azaltmayı amaçlamaktadır. Buna göre modeli bilinmeyen bir sistem sadece girdi ve çıktıları üzerinden modellenenilmekte ve benzer durumlardaki tepkileri değerlendirilmektedir.

Yapay sinir ağları QRS/PVC sınıflandırması, ST segmenti analizi gibi birçok EKG uygulamasında başarıyla kullanılmıştır. Bu bölümde ise sinir ağlarının Geç Potansiyel analizindeki etkinliği araştırılacaktır.

3.3.1 Sinir Ağları Hesaplamaları

Yapay sinir ağları doğrudan beynin çalışma prensipleri örnek alınarak tasarlanmıştır. Gerçekte sinir ağları veri depolamaya ve bu verileri etkili bir şekilde kullanmaya yarayan paralel bir işlemci gibi çalışmaktadır. Aşağıda belirtilen iki özelliği sebebi ile beyni andırmaktadır:

1. Ağ tarafından kaydedilen bilgi öğrenme işleminden geçmektedir.
2. Sinaptik katsayı denilen nöronlar arası bağlantılar yardımıyla bilgi kaydedilmektedir.

Öğrenme işlemi, sinaptik katsayıları bir düzene göre belirleyen öğrenme algoritması yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Bu katsayıların modifikasyonu, aynı zamanda sinir ağlarının tasarımı için bir teknik oluşturmaktadır [30].

Boğumlar

Sinir ağlarındaki non-lineerliği boğumlar sağlamaktadır. Basit bir boğum N adet ağırlıklandırılmış girdiyi toplamakta ve non-lineer bir fonksiyondan geçirdikten sonra eşik değerine göre karar vermektedir. Genellikle kullanılan üç çeşit non-lineer fonksiyon bulunmaktadır: sabit sınırlayıcı, eşik mantığı elemanları ve sigmoidal non-lineer fonksiyonlar.

Topoloji

Sinir ağları genellikle ağ topolojisi, boğum karakteristiği ve öğrenme algoritması kuralları üzerinden tanımlanmaktadır. Bu kurallar katsayıların ilk durumunu belirlemekte ve daha sonra bunların nasıl değişeceğini tayin etmektedir. Birçok karar verme mekanizması olmasından ve herhangi bir nöronun etkisiz hale gelmesinin simülasyon sonucunu etkilememesinden dolayı sinir ağları oldukça

gürbüz bir yapıdadır. Birkaç boğumun zarar görmesi asıl sonucu tamamen değiştirmedeğinden hata toleransı yüksek olmaktadır.

Eğitme Algoritması

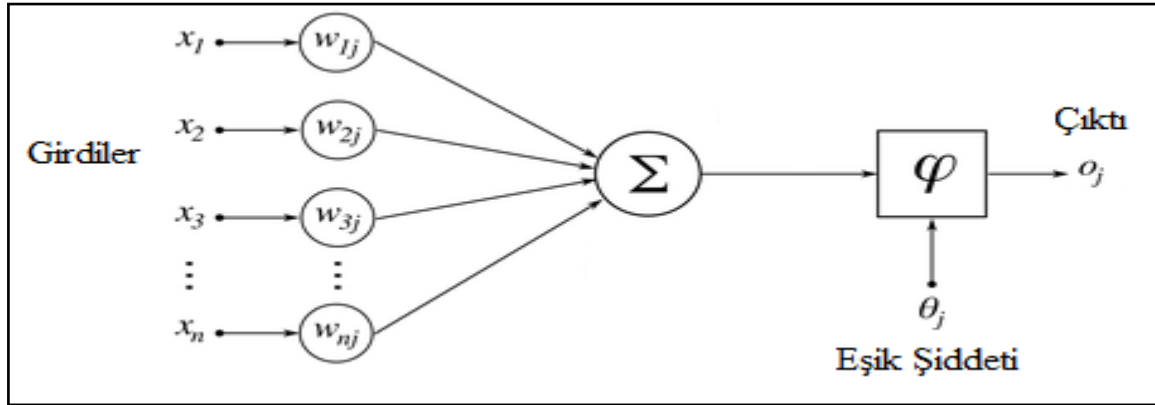
Uyum ve öğrenmeye devam edebilme yetenekleri biyomedikal sinyal işleme açısından önemlidir. Adaptasyon işlemi ayrıca nöron karakteristiklerini dengeleyerek küçük hataları telafi edebilme yeteneği kazandırmaktadır.

3.3.2 Nöron Modeli

Nöronlar akson ve dendrit adı verilen uzantılarla bir birilerine bağlanmaktadır. Bir akson ile dendrit ise sinaps denilen bağlantılarla birleşmektedir. Nörona dendritlerden ulaşan elektriksel uyarılar bir dizi işlemden geçirilerek toplanmaktadır. Bu işlemler sonucunda ortaya çıkan seviye, eşik değerinden yüksek ise sinir hücresi aksonlarını kullanarak uyarıyı diğer nöronlara iletmektedir. Eğer bu seviye eşik değerinden düşük ise nöron pasif durumda kalmaktadır.

Nöron modelinin 3 adet temel yapıtaşı bulunmaktadır:

- 1- Sinapsların her biri bir katsayı ile ifade edilmektedir. Bir x sinyaline ait her bir girdi, toplanmadan önce sinaptik ağırlık w_{ij} ile çarpılmaktadır (Şekil 3.8). Bu katsayıdaki ilk indis işlem yapan nöronu, ikinci indis ise girdi numarasını ifade etmektedir. Katsayılar, sinapsın eksitator ya da inhibitör olmasına göre pozitif ya da negatif olabilmektedir.
- 2- Ağırlıklandırılmış girdi sinyallerini tek bir sinyal olarak değerlendirebilmek için bir toplayıcı kullanılmaktadır.



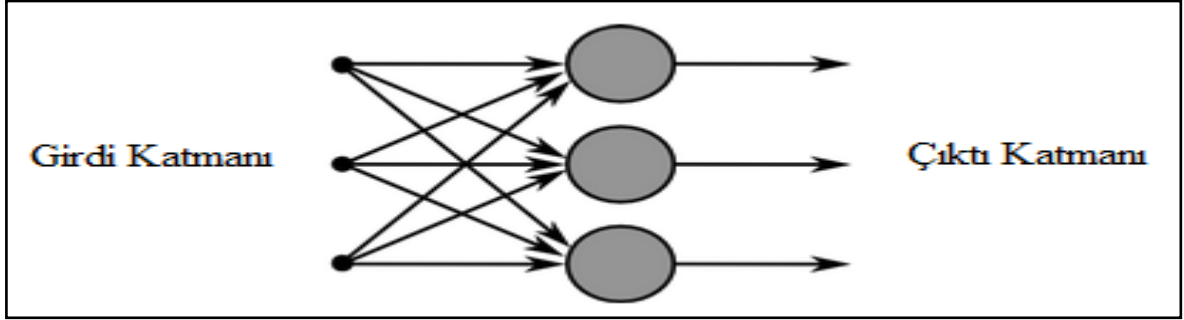
Şekil 3.8: Sayısal Nöron Modeli

- 3- Nöronun çıktısındaki genliği sınırlandırmak için ise aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu sayede çıktılar daha rahat sınıflandırılabilir.

3.3.3 Ağ Yapıları

3.3.3.1 Tek Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Yapıları

Katmanlı sinir ağları yapısında nöronlar gruplaşarak katmanları meydana getirmektedir. Tek katmanlı ağ yapısında ise girdi katmanı ve çıktı katmanı olmak üzere iki grup nöron bulunmaktadır. Bu modelde hesaplama işlemleri girdi katmanından çıktı katmanına doğru yapılmaktadır. Bu ağ yapılarında herhangi bir geri yayılım bulunmadığından ileri beslemeli yapıya sahip olmaktadır. Şekil 3.9'da tek katmanlı sistem modeli belirtilmiştir.

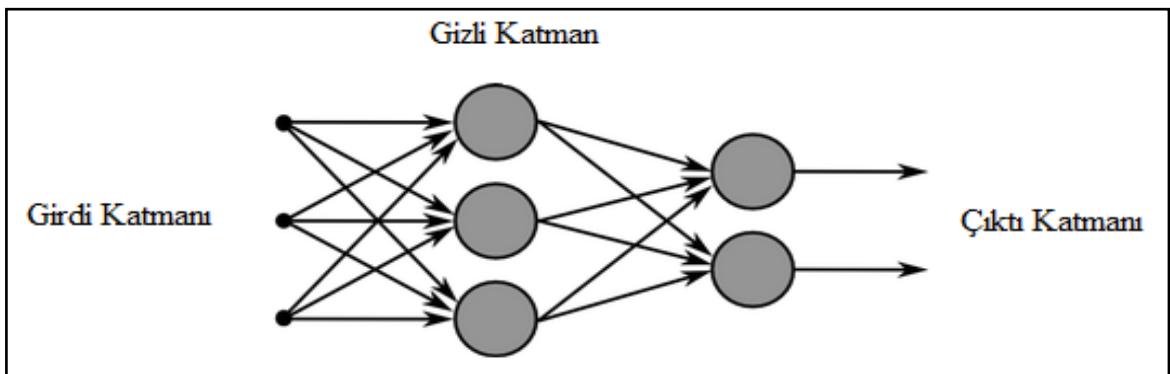


Şekil 3.9: Tek Katmanlı Ağ Modeli

Doğrusal birleşmeli bir bellek, tek katmanlı ağ yapılarına bir örnek olarak verilebilir. Bu bellek her girdiyi bir çıktı ile eşleştirmekte ve bu bilgi sinaptik katsayılar aracılığıyla kaydedilmektedir.

3.3.3.2 Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Yapıları

Çok katmanlı sinir ağları, girdi ve çıktı katmanları arasında bir ya da daha fazla grup nöron bulunan yapılardır. Bu ek nöron grupları doğrudan girdi ya da çıktılara bağlı olmadığından gizli katmanlar olarak adlandırılırlar. Çok katmanlı yapılar, tek katmanlı sinir ağlarının birçok kısıtlamasının üstesinden gelmiştir. Etkili bir eğitim algoritmasının eksikliği yüzünden geçmişte genellikle tercih edilmemiştir.



Şekil 3.10: Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ Modeli

Sinir ađları yapısının her bir katmanındaki nöronlar Şekil 3.10'daki çok katmanlı ađ modelinden de gözleendiđi gibi komşu katmanlardaki nöronların hepsi ile bađlıdırlar. Aksi takdirde bu ađa kısmi bađlı sinir ađları denmektedir. Gizli katmandaki her bir nöron, girdi ya da çıktı katmanındaki yerel bilgi içeren nöronlara doğrudan bađlıdır. Bu sebeple her bir gizli nöron, kaynak sinyaldeki yerel deđişikliklere cevap verebilmektedir.

Çok katmanlı algılayıcıların başarısı, nöronlarda kullanılan non-lineerlikten kaynaklanmaktadır. Eğer bu düğümler lineer olsaydı, katsayıları uygun seçilmiş tek katmanlı bir ađ yapısı ile aynı yeteneklere sahip olurdu. Tek katmanlı yapı ancak yarı düzlemlerle bir karar bölgesi oluşturabilmektedir. Çift katmanlı algılayıcı ise girdiler tarafından tanımlanan sınırsız, konveks bir bölge oluşturabilirler. Burada konveks (dış bükey) terimi, kenar doğruların hiçbir köşeyi kesmemesi anlamında kullanılmaktadır.

3.3.4 Nöron ve Katman Sayısı Optimizasyonu

Katmanlarda kullanılan düğüm sayısı eldeki problemi çözebilecek karar bölgesini oluşturmak için yeterli sayıda olmalıdır. Bununla birlikte gerekenden çok sayıda olması durumunda mevcut eğitim setinden birçok katsayı sağlıklı bir şekilde hesaplanamamaktadır. İleri beslemeli sinir ađlarında en çok üç katman kullanılmalıdır çünkü bu yapı oldukça karmaşık karar bölgeleri oluşturabilmektedir. Karar bölgeleri bir birine bağlanamaması veya konveks bir yapının oluşturulamadığı durumlarda ikinci katmandaki nöronların sayısı birinci katmandakilerden daha fazla olmalıdır. En kötü durumda girdi dağılımları içerisindeki bađlantısız bölgelerin sayısı, ikinci katmandaki nöronların sayısına eşit olmalıdır.

3.3.5 Geri Yayılım

Geri yayılım algoritması En Küçük Kareler (Least Mean Square) algoritmasının bir genellemesi olarak ortaya çıkmaktadır. Bu yöntemin temel amacı, eğitim (gradient) arama tekniđi ile istenilen ve gerçek çıktılar arasındaki farkın karesini minimize etmeye çalışmaktır. İlk başta rastgele küçük katsayılar ve eşik deđerleri seçilerek daha sonra her bir eğitim kümesi elemanı ile sinir ađları eğitilerek katsayılar düzenlenmektedir. Geri yayılım algoritması basamakları Tablo 3.2'de özetlenmiştir.

Tablo 3.2: Geri Yayılım Eğitim Algoritması

1. Adım	Değer atama: Bütün katsayı ve eşik değerlerine küçük değerler ata.
2. Adım	Mevcut girdi ve istenilen çıktılar: Girdi vektörlerini x_0, x_1, \dots, x_{m-1} yapısında tanımla. Çıktı vektörlerini d_0, d_1, \dots, d_{m-1} yapısında tanımla. Sinir ağları sınıflandırıcı olarak kullanılacak ise çıktıları 0,1 olarak tanımla.
3. Adım	İleri Hesaplama: Sigmoid non-lineer fonksiyonları kullanarak gerçek çıktıları hesapla. y_0, y_1, \dots, y_{m-1}
4. Adım	Geri Hesaplama: Yerel eğim δ 'yı aşağıdaki şekilde hesapla: $\delta_j[n] = e_j[n]o_j[n](1 - o_j[n])$ çıktı katmanı için, $\delta_j[n] = y_j[n](1 - y_j[n]) \sum_k \delta_j[n]w_{kj}[n]$ diğer nöronlar için Ağırlıkları uyarla: Çıktı katmanından başlayarak ilk gizli katmana doğru tekrarlamalı bir algoritma kullanarak ağırlıkları ayarla. $W_{ji}[n+1] = W_{ji}[n] + \alpha\{W_{ji}[n] - W_{ji}[n-1]\} + \eta\delta_j[n]y_j[n]$ α = momentum sabiti δ = yerel eğimler η = öğrenme oranı
5. Adım	2. adımdan itibaren tekrar et.

Her bir denemeden sonra katsayılar tekrar belirlenerek hata oranı azaltılmaktadır.

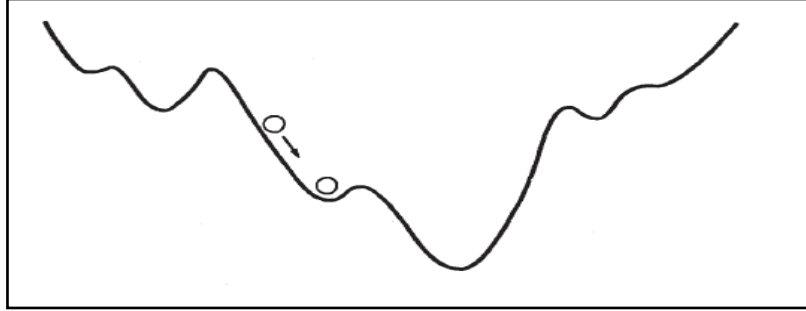
3.3.6 Geri Yayılım Öğrenme Algoritması

Geri yayılım öğrenme algoritması, her bir döngüde istenilen ve gerçek çıktı arasındaki hatanın karesini minimize etmeyi amaçlamaktadır. Bu işlem sırasında devamlı eğim hesaplandığından, sürekli türevlenebilir lineersizlikler araştırılmaktadır.

Hata geri yayılım öğrenme algoritmasının en önemli sorunlarından biri yerel minimumda sıkışıp kalma riski olarak bilinmektedir. Bu noktalarda eğim sıfıra doğru gitse de ağ global minimum noktasına ulaşmamış olmaktadır. Ağ eğitildikçe hata eğimi sıfıra gittiğinden algoritma bu noktadan kurtulamamaktadır. Şekil 3.11'de bu duruma bir örnek gösterilmiştir. Şekildeki bilye yerel minimum noktasına ulaşmıştır. Bu noktada eğim sıfır olduğundan sinir ağları bu noktada takılıp kalmaktadır. Fakat sinir ağlarının ulaşması beklenen global minimum

noktasıdır. Bu sorun farklı bir yol bulunarak diğer bir ifadeyle ağırlıklara farklı değerler atayarak çözülebilmektedir.

Algoritmanın bu yetersizliğinin üstesinden gelmek için sinir ağları sıfırlanarak tekrar başlatılmaktadır. Bu işlem genellikle yeni katsayılar ve eğitim setinin farklı sıralaması kullanılarak gerçekleştirilmekte böylece ağırlıkların alternatif bir yol bularak optimum katsayıya ulaşması hedeflenmektedir.



Şekil 3.11: Geri Yayılım Öğrenme Algoritması Çözüm Uzayı

3.3.7 MATLAB Algoritması

İleri beslemeli ve geri yayımlı sinir ağları MATLAB'da NEWFF komutu ile oluşturulmaktadır:

$$net = newff(P,T,[S1 S2 \dots S(N-1)],\{TF1,TF2 \dots TFNI\},BTF,BLF,PF)$$

Bu komut sonucunda N katmanlı ileri beslemeli geri yayımlı sinir ağı oluşmaktadır.

Burada

P – RxQ1 matris, R elemanlı Q1 adet örnek.

T – SNxQ2 matris, SN elemanlı Q2 adet örnek.

Si – i sırasındaki katmanın boyutu, varsayılan = []. (SN katmanındaki nöron sayısı T tarafından belirlenmektedir.)

TFi – i sırasındaki katmanın transfer fonksiyonu, gizli katmanlar için varsayılan = 'tansig' ve çıktı katmanı için varsayılan = 'purelin'.

BTF – Geri yayılım sinir ağı eğitim fonksiyonu, varsayılan = 'trainlm'.

BLF – Geri yayılım ağırlık/eşik değeri öğrenme fonksiyonu, varsayılan = 'learnqdm'.

Her bir katmandaki katsayı ve eşik şiddetleri INITNW fonksiyonu ile ilk değerlerine atanabilmektedir. Çözüm uzayının karmaşık olduğu durumlarda sonuca ulaşmak adına bu fonksiyon oldukça etkin rol oynayabilmektedir. Adaptasyon, tanımlanan

öğrenme fonksiyonu kullanılarak TRAINS komutu ile gerçekleştirilmekte, performans ise türevlenebilir fonksiyonlardan 'mse', 'msereg' vb. ile ölçülebilmektedir.

Bu çalışmada kullanılan sinir ağları fonksiyonları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

P – 1x21 matris, Eğitim seti.

T – 1x34 matris, Test seti (test seti = eğitim seti).

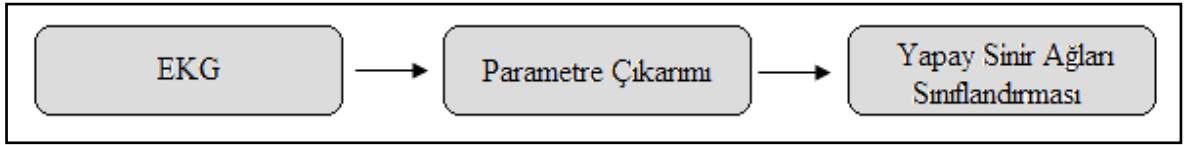
Si – [25 4].

TFi – 'tansig' ya da 'logsig'.

BTF – 'trainlm'

BLF – 'learnbd'.

Komuttaki 'Si' bölümünden de anlaşılacağı gibi çift katmanlı sinir ağları yapısı kullanılmıştır. Ağ 50 devir ile eğitildikten sonra simule edilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir.



Şekil 3.12: Ventriküler Geç Potansiyel Tanıyımı Algoritması

VGP Analizi Basamakları

- 1- X, Y ve Z kanallarının filtreleme işleminden geçirme (Simson Yöntemi, Dalgacık Dönüşümü ya da Deneme Tabanlı Kip Ayırımı),
- 2- Parametre çıkarımı,
- 3- Sinir Ağları tasarımı, eğitimi ve testi.

4 YÖNTEMLERİN UYGULANMASI VE TANIYIM PERFORMANSLARININ İRDELENMESİ

Bu bölümde önceki bölümlerde bahsedilen yöntemlerin sonuçları ortaya konulacaktır. 2. Bölümde belirtilen klasik tekniklerin sonuçları belirtilecek ve geliştirilen yeni yöntemlerle sağlanan başarı düzeyi karşılaştırılacaktır. İleri seviye sinyal işleme tekniklerinden olan Dalgacık Dönüşümü ve Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı yöntemlerinin Venriküler Geç Potansiyel analizindeki performansları gözlemlenecektir. Bu yöntemlerin sonuçları kendi aralarında da karşılaştırılarak ideal bir analiz yöntemi belirlenmeye çalışılacaktır. Şu ana kadar elde edilen veriler mevcut tanıyım algoritmalarının eksikliklerinin ve hatalı varsayımlarının bulunduğunu göstermiştir. Bu sorunlar aşağıdaki gibi özetlenebilmektedir:

- Gerçek VGP tanımı, özellikleri ve VGP'nin ortaya çıkış sebeplerinin belirlenmesi,
- Sadece sınırlı bir bölgenin analizinin gerçekleştirilmesi,
- Az sayıdaki VGP parametresi,
- X, Y ve Z hatları kullanılarak yapılan vektörel büyüklük hesabından gelen çapraz terimler,
- X, Y ve Z kanallarının bir birine dik olduğu varsayımı,
- Vektörel büyüklük hesabı sırasında hatların hizalanması problemi,
- Gürültü ve Geç Potansiyel bantlarının çakışması,
- Aralarında ilinti bulunmayan atımlarının ortalamasının alınması.

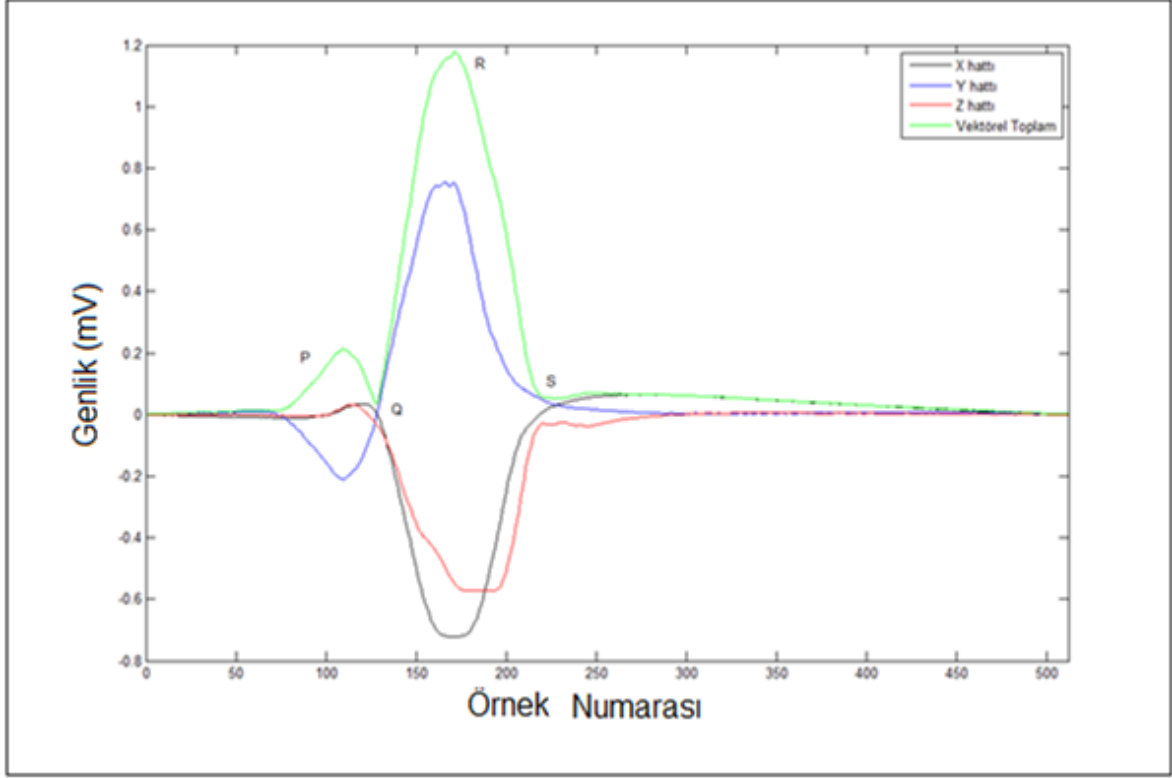
4.1 Analizde Kullanılan Veri Setleri

Bu çalışmada iki çeşit veri seti kullanılmıştır. Birinci veri seti Sussex Üniversitesi tarafından hazırlanmıştır ve hem sağlıklı grup EKG verisi hem de VGP'li EKG verisi içermektedir. İkinci veri seti grubu ise 500 adet yapay EKG verisinden oluşmaktadır. Yapay veri seti, EKG sinyalinde oluşabilecek anormal durumlar göz önüne alınarak sayısal ortamda oluşturulmuştur. Aşağıda bu iki veri seti detaylı bir şekilde belirtilmektedir.

4.1.1 Sussex Üniversitesi Veri Seti

İlk veri seti İngiltere'de bulunan Sussex Üniversitesi veri tabanından gelmektedir. Bu sette 34 adet EKG kaydı bulunmaktadır. Kayıtlardan 21 tanesi Ventriküler Taşikardili hastalara, 13 tanesi ise sağlıklı kişilere aittir. 13 adet sağlıklı veri kontrol grubu olarak adlandırılmış ve gerek parametre çıkarımı gerekse sinir ağları eğitiminde oldukça önemli rol oynamıştır. Bu veriler 2200 Hz frekansında örneklenmiş ve değişken genliklerde yükseltilmiştir. Her bir EKG kaydını oluşturan

dosyada ilk iki satır dışında 6 sütun bulunmaktadır. Bu sütunlardan her biri X, Y ve Z elektrot sisteminin bir kanalına karşılık gelmektedir. 6 adet sütun bulunmasının sebebi ise her bir kayıta 2 farklı atıma ait veriye yer verilmesidir. Ham kayıtlar 311 ms (685 örnek) uzunlukta olmasına karşın X, Y ve Z kanallarının hizalanmasından sonra 233 ms (512 örnek) uzunluğuna düşmektedir.



Şekil 4.1: Sussex Veri Setine Ait Ham EKG Sinyali

Şekil 4.1'de Sussex veri setine ait bir sinyalin yükseltici genliklerine bölünüp, hizalandıktan sonra vektörel büyüklüğünün alınması ile oluşturulmuştur. Negatif yönlü sinyallerin sebebi referans noktasının ters yönde seçilmiş olmasıdır. Bu vektörel toplam sinyali incelendiğinde Şekil 2.2'de belirtilen ideal EKG sinyali ile aynı karakteristiğe sahip olduğu gözlemlenmektedir.

4.1.2 Yapay Veri Seti ve Gecikmiş Potansiyel Yaklaşımı

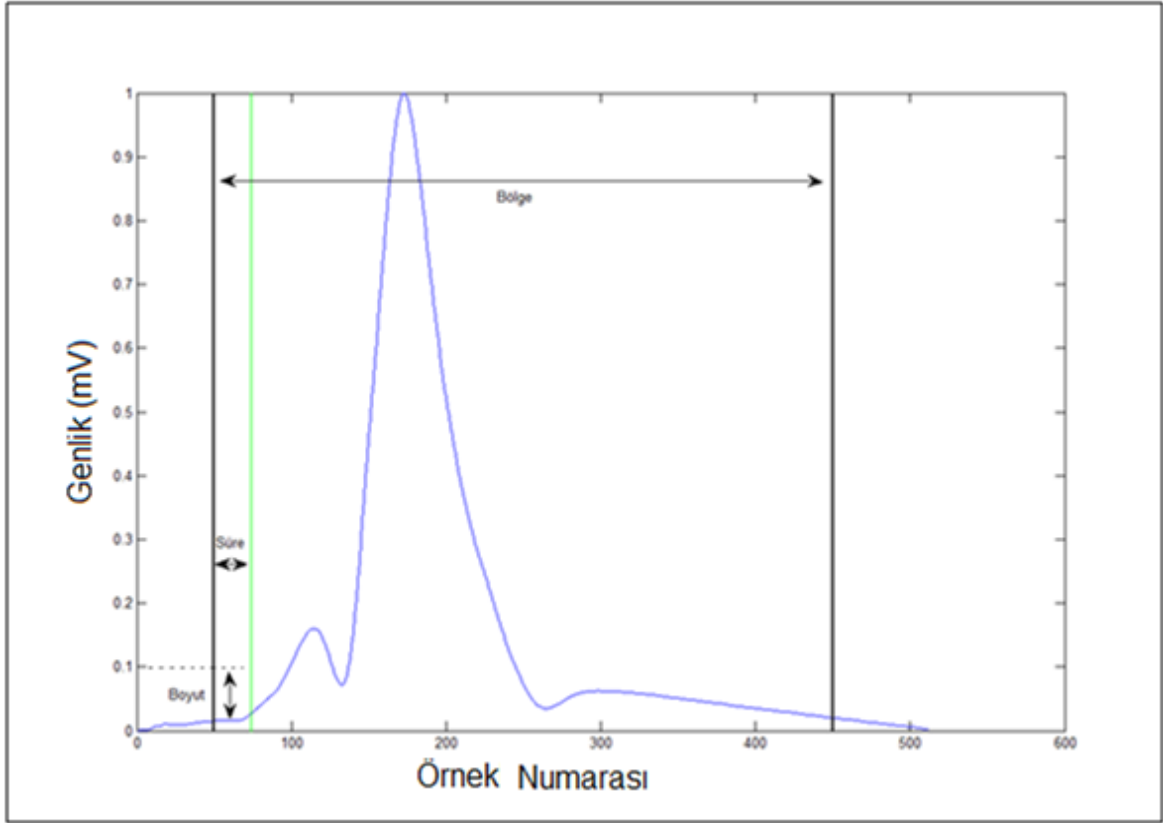
Enfarktüs belirli özelliklere sahip fiziksel hasar olarak tanımlanmaktadır. Bu fiziksel özellikler hasarın boyutuna, bulunduğu bölgeye, türüne ve pozisyonuna göre değişiklik göstermektedir. EKG sinyalinde ortaya çıkan parçalanmış ve düzensiz aktivite bu parametrelerin şiddetine bağlı olarak değişebilmektedir. Ventriküler Geç Potansiyel olarak tanımlanan sinyalin analizinde, sadece QRS bölgesi sonu kullanılsa da gerçekte bu sinyalin EKG'nin herhangi bir bölgesinde bulunabilme ihtimali göz ardı edilmemelidir. Sonuçtan yola çıkılarak tanımlanan Geç Potansiyel kavramının daha iyi anlaşılması ve bu kavramın hastalığın seyri ile ilgili daha kesin bilgi vermesi açısından analiz bölgesini tüm EKG sinyalini içerecek şekilde

genişletmek önem arz etmektedir. Bu noktadan yaklaşıldığında VGP kümesini de içerecek şekilde tanımlanan ve kalbin çalışması sırasında ortaya çıkan gecikme ve iletim bozukluğuna dayalı oluşan yüksek frekanslı bileşenlerin Gecikmiş Potansiyel olarak adlandırılması son derece mantıklı bir yaklaşım olarak ortaya çıkmaktadır [23]. Gecikmiş Potansiyel tanımını sağlayabilmek adına oldukça geniş bir yapay veri seti oluşturulmuştur. Klasik yöntemde kullanılan parametreler incelendiğinde, VGP sinyalinin 3 özelliğine odaklanıldığı gözlenmektedir. Diğer bir ifadeyle sağlıklı bir EKG verisini VGP içeren duruma getirmek için hem QRS süresi uzatılmalı, hem RMS değeri düşürülmeli hem de düşük genlikli sinyal eklenmelidir. Mevcut durum göz önünde bulundurulduğunda bunun için en uygun yolun VGP sinyali ile sağlıklı EKG verisinin ilgili bölgesini konvolüsyon işlemine tabi tutmak olduğu ortaya çıkmaktadır. Bu sebeple yapay veri seti oluşturulurken çeşitli dalga biçimine sahip VGP sinyali ile sağlıklı EKG verisinin konvolüsyonu alınmıştır. Buradaki asıl amaç VGP'nin modellenmesi değil, kalbin iletim hattında ortaya çıkabilecek olası hasarların standart ve yeni yöntemlerle analizinin gerçekleştirilerek karşılaştırılmasıdır. Bu veri setinde kullanılan ve VGP'ye sebep olabilecek sinyaller bölge (VGP sinyali uzunluğu), boyut (VGP sinyali genliği), tür (VGP sinyali frekansı) ve pozisyon (EKG'nin konvolüsyon alınan bölgesi) parametreleri değiştirilerek çeşitlendirilmiştir. Yapay veri seti meydana getirmek amacıyla oluşturulan sinyal P dalgasının hemen önü ile S-T segmenti sonu arasına eklenmiştir (23 – 205 ms aralığı). EKG'nin bu bölgesi hem S-T segmenti gibi yavaş değişen sakin bölgeleri hem de R tepesi yüksek genlikli bölgeleri içermektedir. Eklenen sinyalin uzunluğu % 2 – 5 aralığında değişmekte, genlik olarak ise 10 μ V – 100 μ V civarında değer almaktadır.

Tablo 4.1: Yapay Veri Setini Oluşturmak Amacıyla Kullanılan Parametreler ve Değerleri

Uzunluk (ms)	4-11
Genlik (mV)	0.01-0.1
Frekans (Hz)	80-150
Bölge (ms)	23-205

Şekil 4.2'de bu parametrelerin EKG sinyali üzerindeki karşılıkları gösterilmeye çalışılmıştır. Şekilde gösterilen süre parametresi aralığı eklenen en uzun VGP sinyalini (11 ms), boyut parametresi ise eklenen en büyük genlikli sinyali (100 μ V) göstermektedir. Bölge ise bu veri seti oluşturulurken EKG sinyalinin hangi aralığının kullanıldığını ifade etmektedir.



Şekil 4.2: Yapay Veri Setini Oluşturmak Üzere Kullanılan Parametreler

4.2 Simson Yöntemi

EKG sinyali üzerinde yeni analizler yapmadan önce klasik yöntem olarak adlandırılan Simson Tekniği'nin [1] performansını gözlemek gerekmektedir. Bu kapsamda öncelikle eldeki gerçek EKG verilerine Simson yöntemi uygulanmıştır. Tezin 2. Bölümünde ayrıntılı bir şekilde belirtilen bu uygulama basamakları aşağıdaki gibi özetlenebilmektedir:

- Yüksek Çözünürlüklü EKG sinyali kaydı
- Her bağlantı için atımların başlangıç ve bitiş noktalarını belirleme
- Hizalama ve ortalama alma
- Vektörel Büyüklük Hesaplama
- Filtreleme
- QRS başlangıç ve bitiş noktalarını belirleme
- Simson parametrelerini hesaplama
- Değerlendirme

Bu çalışma sonucunda elde edilen sonuçlar temel kabul edilmiş ve yeni analiz yöntemlerinin performansı buna göre değerlendirilmiştir.

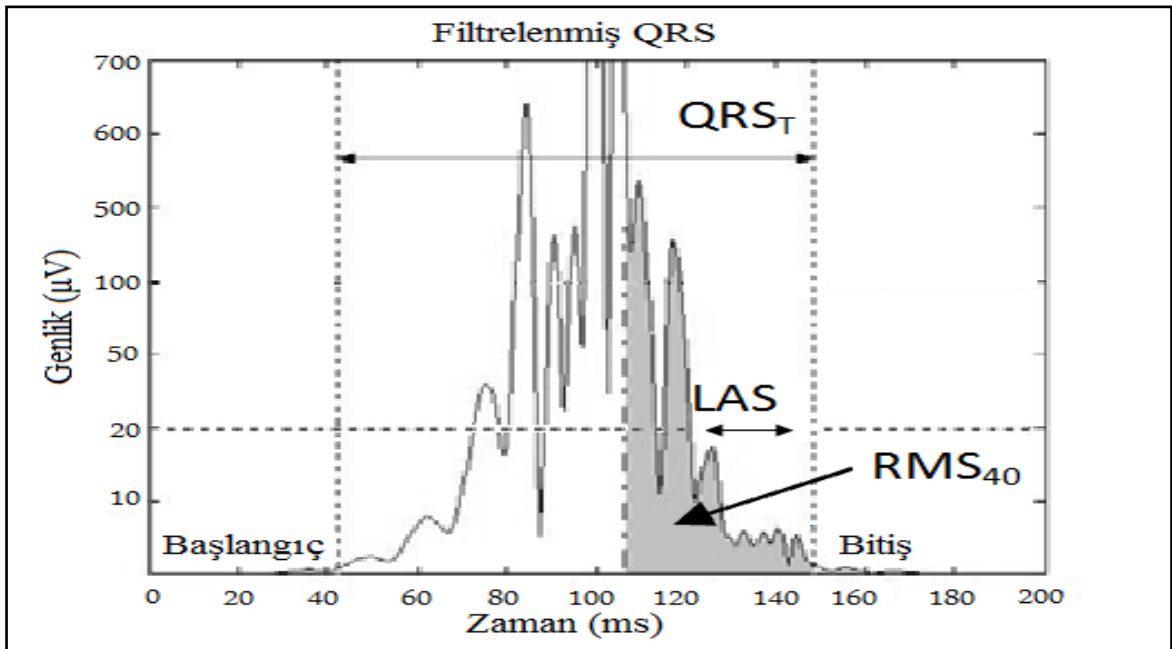
Tablo 4.2: Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Ventriküler Taşikardi Grubu

Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Ventriküler Taşikardi Grubu						
	QRS Süresi (ms)	RMS 40ms (μ V)	Düşük Genlikli Sinyal Süresi (ms)	VGP Durumu		
	90	112	26		Negatif	
	97	110	27		Negatif	
	93	62	20		Negatif	
	133	6	62		Pozitif	
	138	4	68		Pozitif	
	118	11	38		Pozitif	
	157	21	44		Pozitif	
	155	4	83		Pozitif	
	122	5	65		Pozitif	
	100	88	4		Negatif	
	105	52	30		Negatif	
	123	16	66		Pozitif	
	169	3	92		Pozitif	
	97	28	33		Negatif	
	101	46	25		Negatif	
	125	4	45		Pozitif	
	123	37	30		Negatif	
	150	9	40		Pozitif	
	162	21	80		Pozitif	
	111	56	29		Negatif	
	106	13	40		Pozitif	
Ortalama	123	34	45			
Std. Sapma	25	35	23			

Yukarıda Tablo 4.2’de ve Tablo 4.3’te verilen sonuçlar Sussex Üniversitesi veri setinde bulunan Ventriküler Taşikardi ile Kontrol grubuna Simson Yöntemi uygulanarak elde edilmiştir. Bu yöntemde QRS bölgesi süresi, QRS bölgesi son 40ms RMS değeri ve QRS bölgesi sonunda genliği 20μ V’tan düşük sinyal süresi olmak üzere 3 parametre bulunmaktadır. Bu parametreler Şekil 4.3’te tekrar gösterilmiştir (QRS_T: QRS Süresi, RMS₄₀: QRS bölgesi son 40ms RMS değeri, LAS: QRS bölgesi sonunda genliği 20μ V’tan düşük sinyal süresi). 1991 yılında toplanan kurul tarafından alınan kararlara göre bu parametreler için eşik değerleri şu şekilde belirlenmiştir: QRS_T > 114ms, RMS₄₀ < 20 μ V ve LAS > 38 ms. Simson tekniği uygulanan Sussex veri seti için bu eşik değerini aşan durumlar koyu renkle işaretlenmiştir. Bu üç parametreden ikisinin eşik değerini aşması durumunda VGP pozitif olarak değerlendirildiği için Tablo 4.2’de ve Tablo 4.3’te son sütunda Geç Potansiyel durumuna yer verilmiştir.

Tablo 4.3: Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Kontrol Grubu

Sussex Üniversitesi Veri Seti Simson Tekniği Sonuçları, Kontrol Grubu				
	QRS Süresi (ms)	RMS 40ms (μ V)	Düşük Genlikli Sinyal Süresi (ms)	VGP Durumu
	102	45	25	Negatif
	86	97	24	Negatif
	100	50	14	Negatif
	97	163	3	Negatif
	83	111	15	Negatif
	105	37	34	Negatif
	92	121	18	Negatif
	97	72	23	Negatif
	134	18	38	Pozitif
	93	85	2	Negatif
	125	67	10	Negatif
	100	46	19	Negatif
	93	73	16	Negatif
Ortalama	101	76	19	
Std. Sapma	14	40	11	



Şekil 4.3: Simson Parametreleri

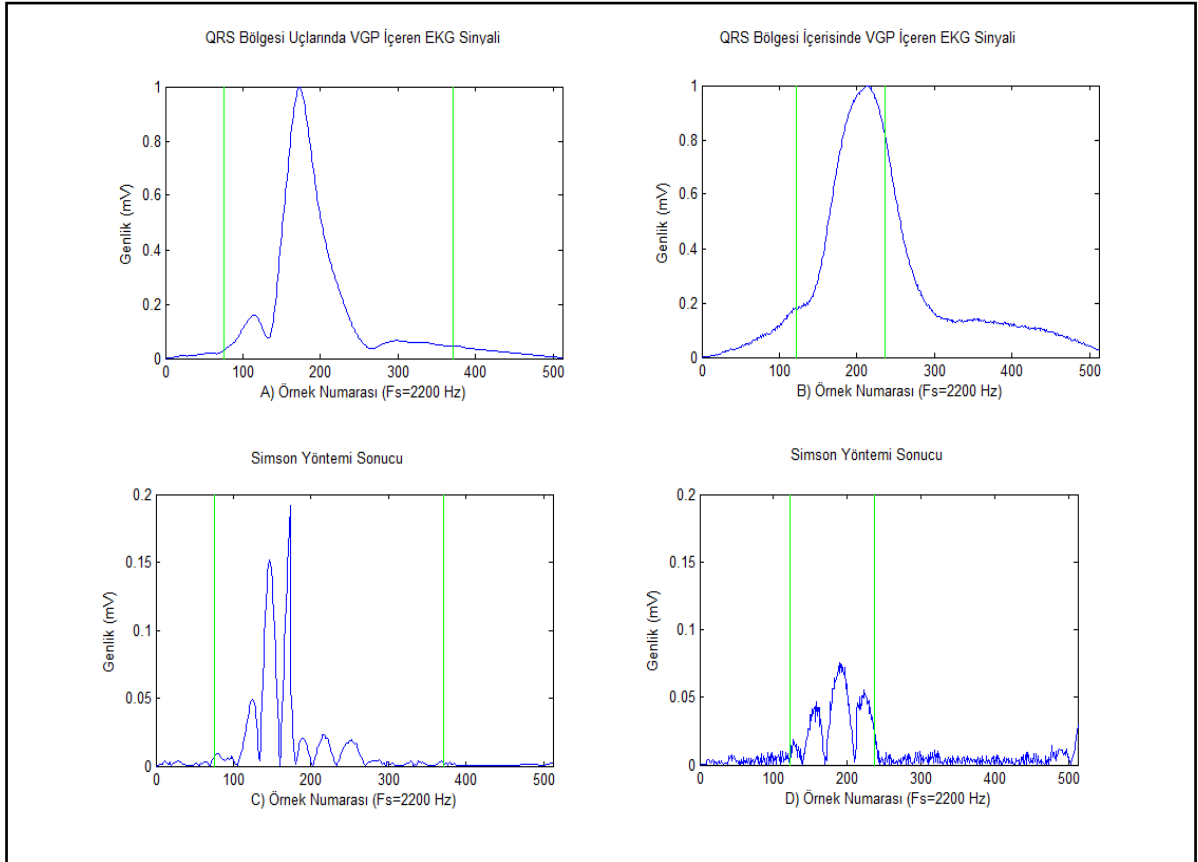
Tablo 4.4'te bu yöntemin sonuçları ifade edilmiştir. Buna göre hastaların %71'i doğru şekilde değerlendirilse de bu sonuç ağırlıklı olarak Gerçek Negatif (sağlıklı) grubundaki başarıdan kaynaklanmaktadır. Diğer bir ifadeyle Simson yöntemi

sağlıklı kişileri %92 oranında doğru tahmin etmektedir. Fakat EKG sinyalinde Geç Potansiyel bulunan ve müşahade altında tutulmaya ihtiyacı olan hastalarda başarı oranı %57 seviyelerinde kalmaktadır.

Tablo 4.4: Sussex Üniversitesi Veri Seti, Simson Yöntemi Sonuçları

	QRS Süresi (ms)	RMS 40ms (μ V)	Düşük Genlikli Sinyal Süresi (ms)	Sonuç
Gerçek Pozitif	11	10	12	12
Gerçek Negatif	11	12	12	12
Yanlış Pozitif	2	1	1	1
Yanlış Negatif	10	11	9	9
%Duyarlılık	52	48	57	57
%Özgüllük	85	92	92	92
%Doğruluk	65	65	71	71

Oluşturulan yapay veri setinin Simson yöntemi ile analiz edilmesi, bu verilerin doğrulanması açısından önem arz etmektedir. Bu sebeple yapay veri seti öncelikle Simson yöntemi ile incelenmiştir.



Şekil 4.4: Yapay Veri Seti Analizi, Simson Yöntemi

Yukarıda belirtilen örnekte veri setinden alınan iki sinyalin klasik yöntem ile analizine yer verilmiştir. Şekil 4.4A'da görülen EKG sinyalinin hem QRS başlangıç hem de QRS bitiş bölgelerinde VGP bulunmaktadır. Bu sinyal klasik yöntemle analiz edildiğinde (Şekil 4.4C), QRS bölgesi sonunda düşük genlikli sinyallerin bulunduğu gözlenmektedir. Şekil 4.4B'de bulunan EKG sinyalinin ise QRS bölgesi içine VGP sinyali eklenmiştir. Aynı veri klasik yöntemle analiz edildiğinde ise (Şekil 4.4D) hiçbir parametrenin eşik seviyesini aşmadığı gözlenmektedir. Böylece oluşturulan yapay veri setinin hem VGP sinyalini de içeren geniş bir Gecikmiş Potansiyel kümesi olduğu doğrulanmaktadır.

Tablo 4.5: Gecikmiş Potansiyel Veri Setinde Simson Yönteminin Başarı Oranları

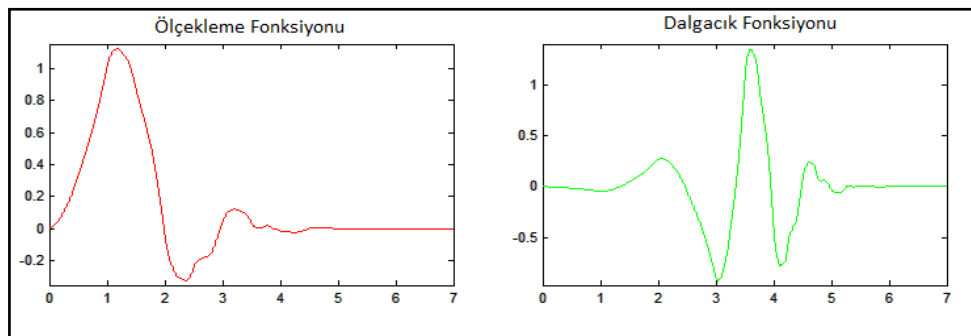
QRS Süresi (ms)	RMS 40ms (μV)	Düşük Genlikli Sinyal Süresi (ms)	Sonuç
%16	%20	%27	%20

Tablo 4.5'te yapay veri setinin Simson yöntemi analizi sonuçlarına yer verilmiştir. Yöntem veri setinde bulunan ve Gecikmiş Potansiyel içeren EKG verilerinin %20'sini başarıyla sınıflandırabilmektedir.

4.3 Dalgacık Dönüşümü Yöntemi

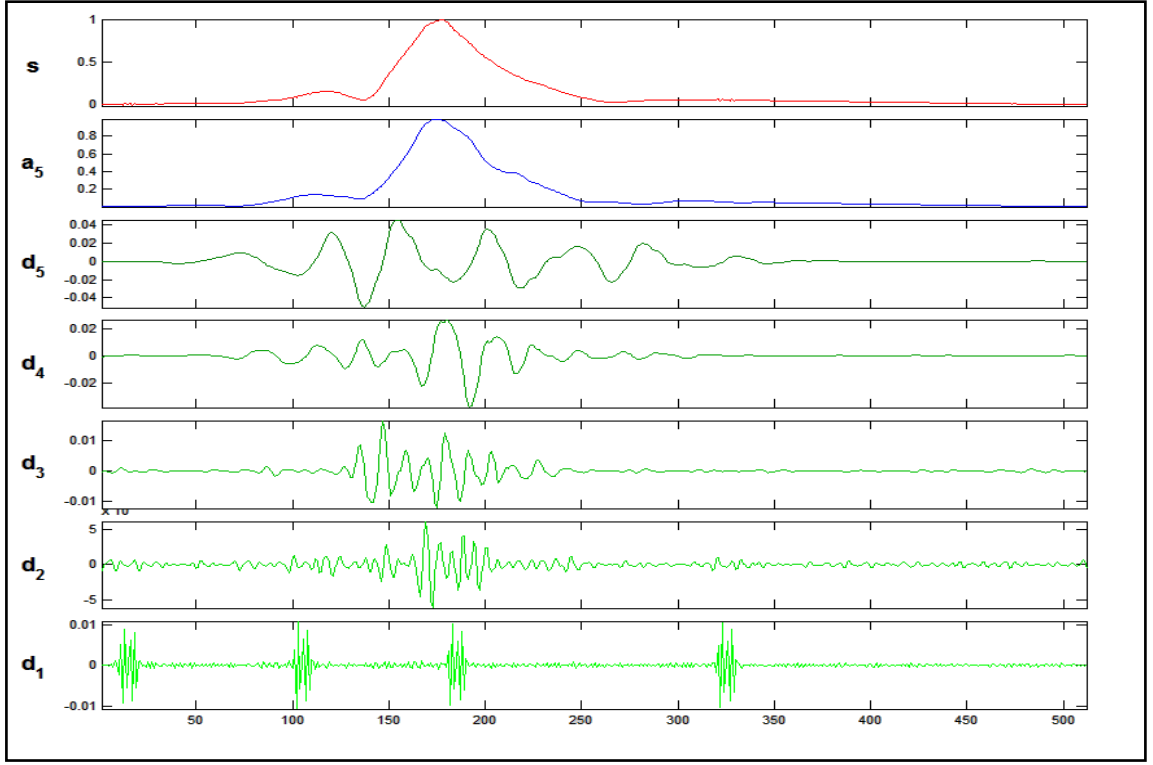
Son yıllarda gerçekleştirilen çalışmalar Ventriküler Geç Potansiyel analizinde Dalgacık Dönüşümü kullanılmasının oldukça etkili olduğunu göstermektedir [13] [31] [32]. Dönüşümün başarısı kanıtlanmış olsa da öncelikle Simson yönteminde kullanılan filtreleme yöntemi ile aynı şartlarda test edilerek karşılaştırılması, konu bütünlüğü bakımından önem arz etmektedir. Bu nedenle analize Dalgacık Dönüşümünün filtreleme etkinliği ile başlamak gerekmektedir.

Dalgacık Dönüşümünde ana fonksiyon olarak kullanılacak birçok dalgacık bulunmaktadır. Bu çalışmada Daubechies ailesinden Daub-4 dalgacı (Şekil 4.5) kullanılmıştır.

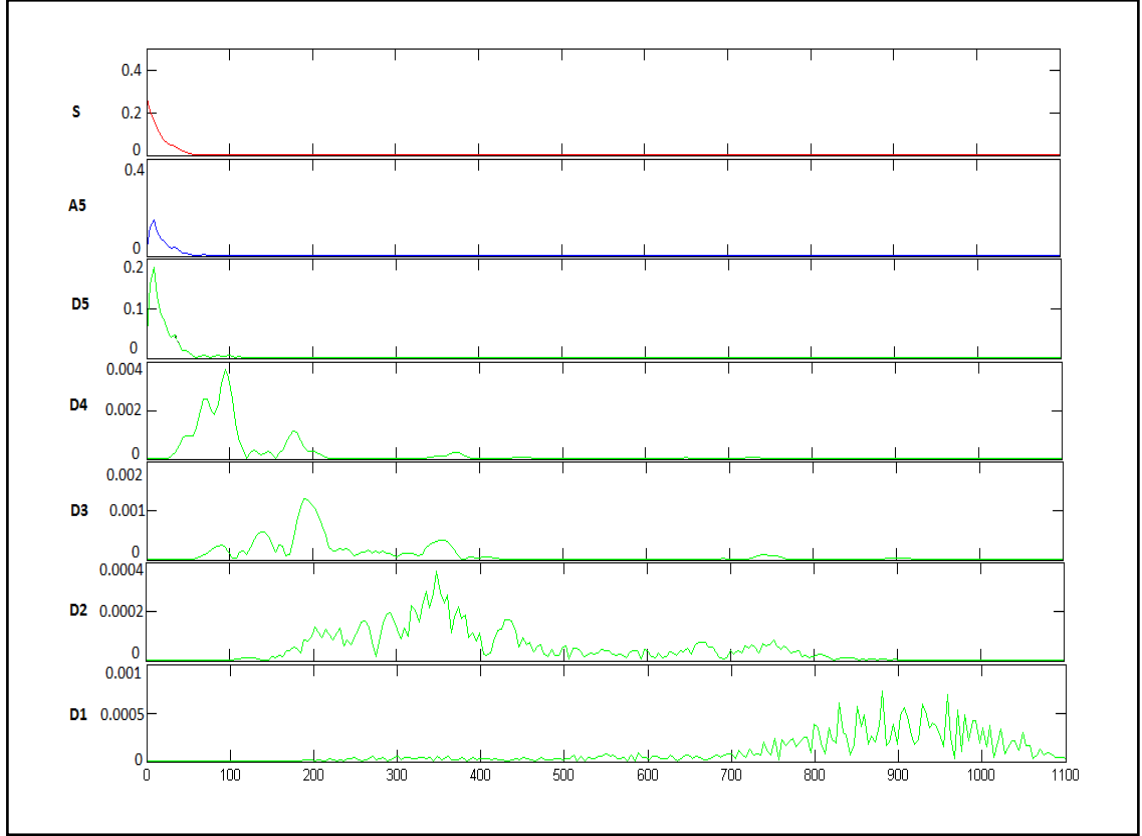


Şekil 4.5: Daub-4 Dalgacı Fonksiyonları

Şekil 4.6'da Dalgacık Dönüşümü seviyeleri, Şekil 4.7'de ise bu seviyelerin Fourier Dönüşümü karşılıkları gösterilmiştir. Şekil 4.6'daki grafiklerin dikey eksenini genliği, yatay eksenini ise örnek numarasını ($F_s=2200$ Hz) göstermektedir.

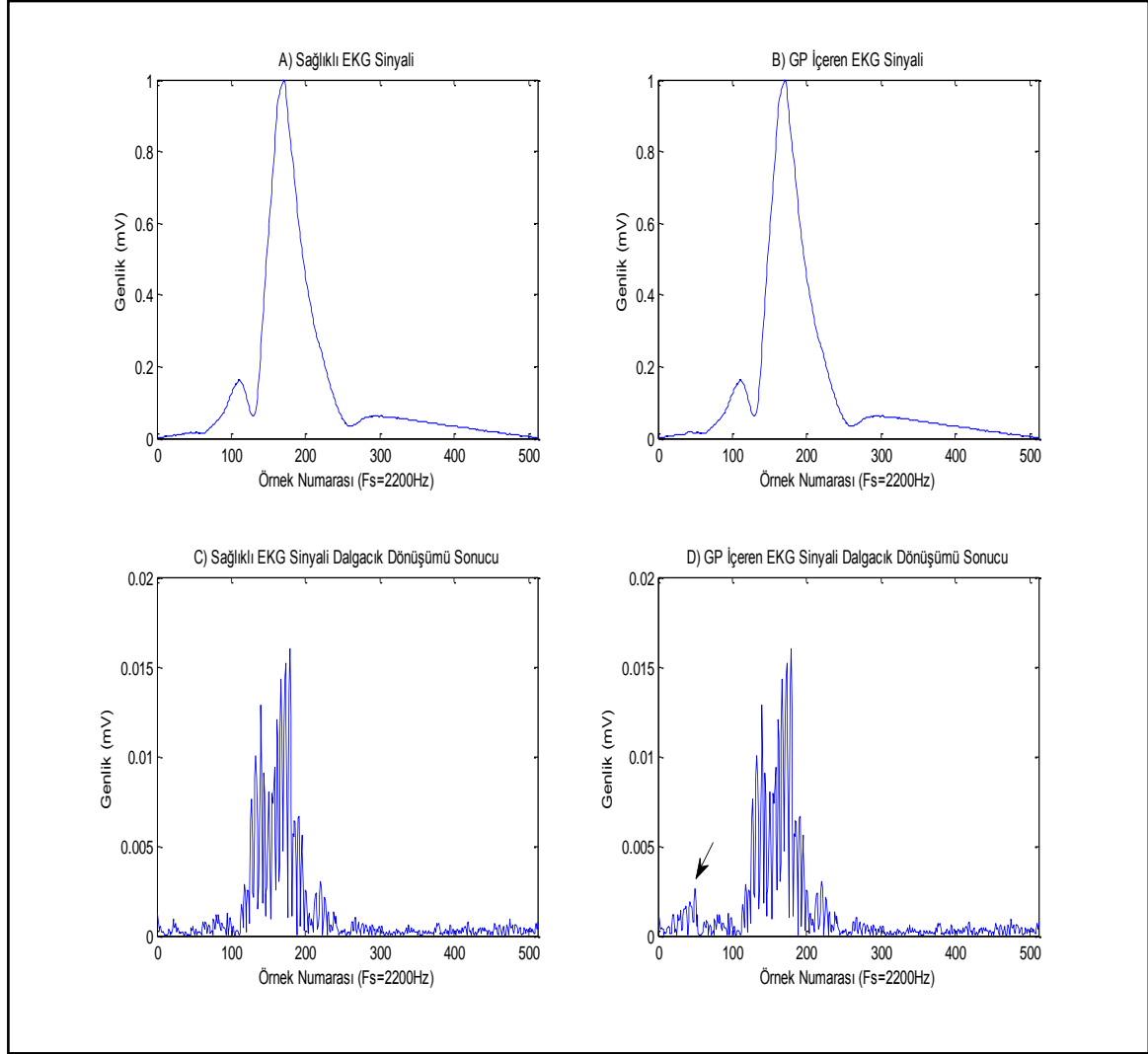


Şekil 4.6: Dalgacık Dönüşümü Analizi Basamakları



Şekil 4.7: Dalgacık Dönüşümü Basamaklarının Fourier Dönüşümü Karşılığı

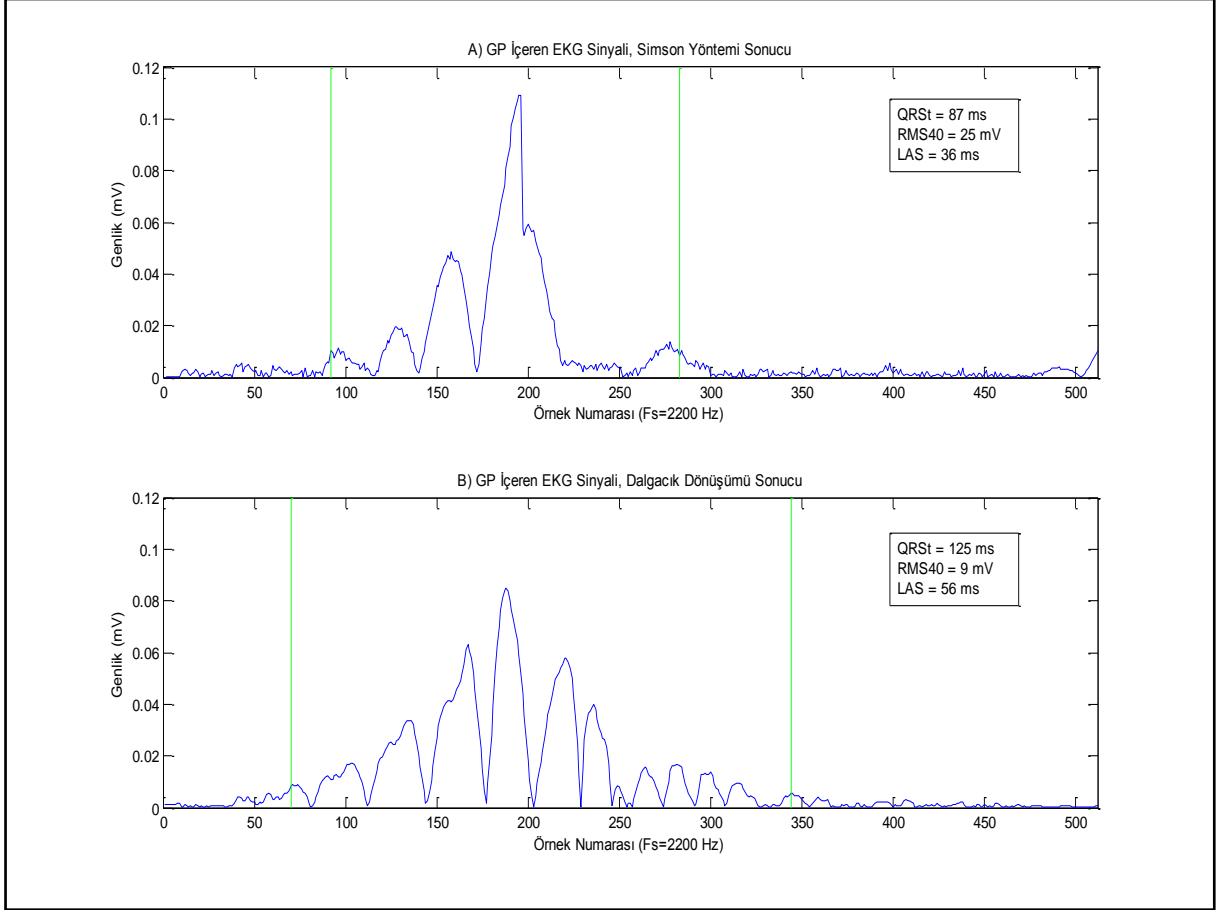
Şekildeki grafikler düşük frekanslı bileşenlerden yüksek frekanslı bileşenlere doğru (d5-d1) sıralanmıştır. En üstte analizi gerçekleştirilen sinyal (s), hemen altında ise dalgacık dönüşümü seviyelerden geriya kalan sinyal ($a_5=s-d_5+d_4+d_3+d_2+d_1$) belirtilmektedir. Şekil 4.6'daki 'd1' sinyalinin 1100 Hz – 550 Hz aralığında bileşenlerinin olması beklenmektedir. Şekil 4.7'deki bu seviyenin Fourier Dönüşümü karşılığı olan 'D1' sinyali gözlemlendiğinde ise 700 Hz – 1050 Hz frekans bandında bulunduğu anlaşılmaktadır. Diğer bir ifadeyle Dalgacık Dönüşümü'nün frekans hassasiyetinin oldukça iyi olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 4.8: Gecikmiş Potansiyel Analizinde Dalgacık Dönüşümü Hassasiyeti

Analizde kullanılan Dalgacık Dönüşümü'nün frekans hassasiyeti incelendikten sonra, ayırıştırma performansını gözlemek adına EKG'nin bir bölgesine Gecikmiş Potansiyel eklenmiş ve sonuçlar incelenmiştir. Şekil 4.8'de ise 128 Hz frekansında, 3 μ V genliğinde, 14 ms uzunluğunda (30 örnek) bir Gecikmiş Potansiyel sinyali eklenmiş EKG analizine yer verilmektedir. Şekil 4.8A'da sağlıklı bir EKG sinyali ve hemen altında Şekil 4.8C'de bu sinyalin Dalgacık Dönüşümü çıktısı bulunmaktadır. Dalgacık Dönüşümü çıktısı 7. ve 8. seviyelerin toplamı alınarak (127Hz – 225Hz, 225Hz – 550Hz) oluşturulmuştur. Şekil 4.8B'de ise P dalgası civarına Gecikmiş

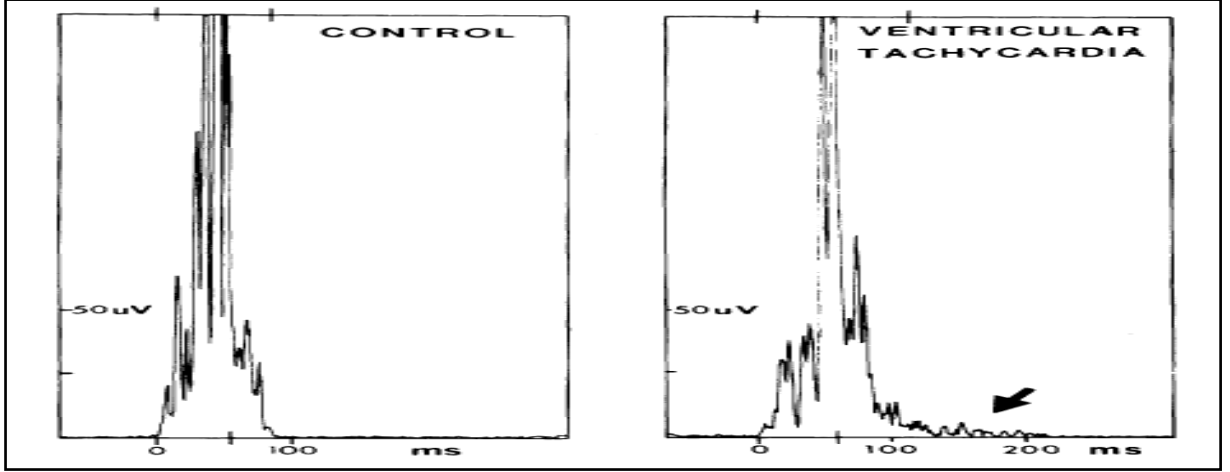
Potansiyel eklenmiş EKG bulunmaktadır. Gözle incelendiğinde sağlıklı bir EKG sinyalinden farkı olmamasına karşın Dalgacık Dönüşümü sonucu (Şekil 4.8D) GP sinyali bölgesini tespit edebilmektedir. Eklenen sinyalin özellikleri göz önüne alındığında, sonucun GP genliği ve GP uzunluğu anlamında da oldukça iyi sonuçlar verdiği görülebilmektedir.



Şekil 4.9: Gecikmiş Potansiyel İçeren EKG için Simson ve DD Yöntemleri Sonuçları

Şekil 4.9'da Gecikmiş Potansiyel veri setinde bulunan bir sinyal için Simson Yöntemi ve Dalgacık Dönüşümü sonuçları gösterilmiştir. Buradaki amaç Simson'ın kullandığı Butterworth filtre ile dalgacık dönüşümünün filtreleme performanslarını karşılaştırmaktır. Simson parametrelerine göre analiz yapıldığında Şekil 4.9A'da belirtilen sinyal sağlıklı olarak değerlendirilmektedir ($QRS_T < 114$ ms, $RMS40 > 20$ mV ve $LAS < 38$ ms). Aynı sinyal Dalgacık Dönüşümü ile analiz edildiğinde ise sonuçlar oldukça değişmektedir. Bu yöntemde kullanılan filtreleme ile tüm Simson parametreleri eşik değerlerini aşmaktadır ($QRS_T > 114$ ms, $RMS40 < 20$ mV ve $LAS > 38$ ms). Bununla birlikte VT içeren sinyallere de benzer bir karakteristik elde edilmektedir. Diğer bir ifadeyle QRS bölgesi sonunda Gecikmiş Potansiyel bulunması durumunda Simson Yöntemi bu durumu tespit edebilmektedir. Şekil 4.10'da bu duruma bir örnek gösterilmiştir.

Fakat Şekil 4.9'da gösterildiği gibi başka bir bölgede Gecikmiş Potansiyel bulunması durumunda Simson Yöntemi yetersiz kalmaktadır.



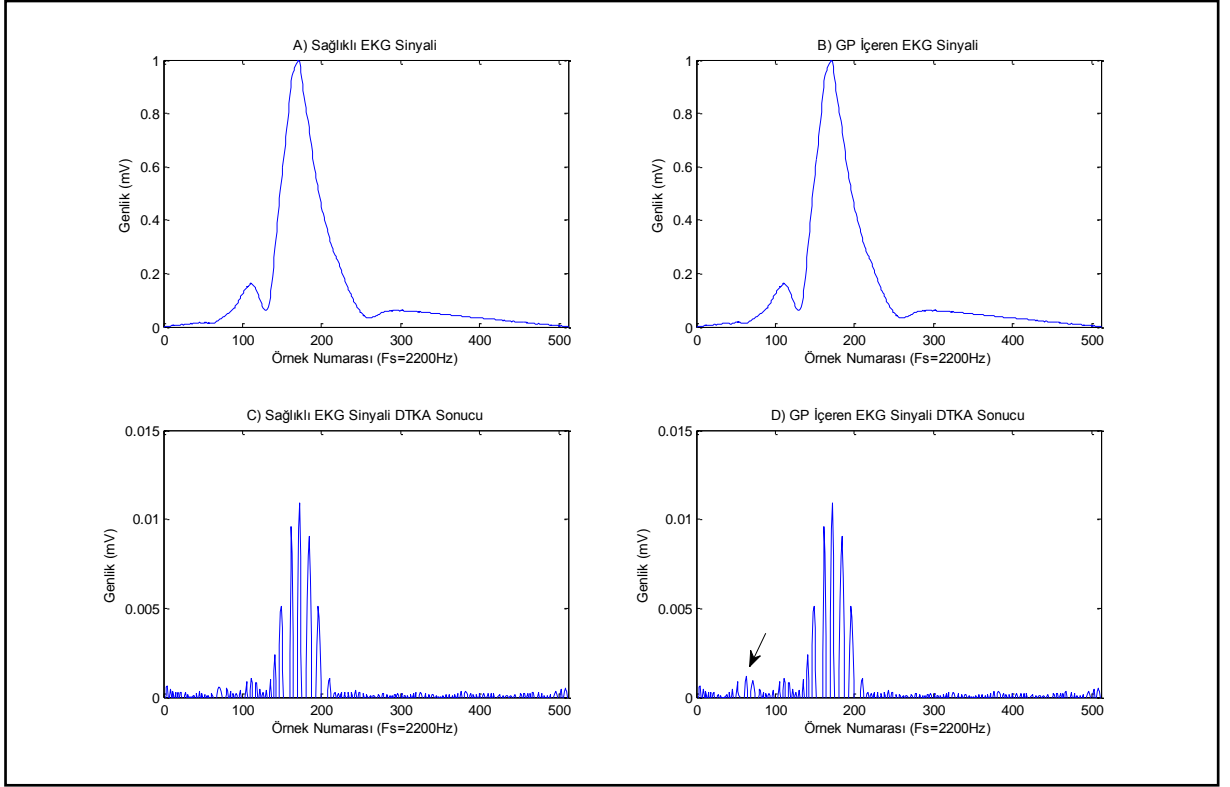
Şekil 4.10: Filtrelenmiş QRS Kompleksi Sonuçları, Solda Kontrol Grubuna Ait (Sağlıklı) EKG Sinyali, Sağda Enfarktüs Sonrası Ventriküler Taşikardili EKG Örneği [33]

4.4 Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı (DTKA) Yöntemi

EKG sinyalinde VGP analizinde genellikle yukarıda da belirtilen Simson Yöntemi ve Dalgacık Dönüşümü Tekniği kullanılmaktadır. Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı ise yakın zamanda tasarlanmıştır ve analiz edilen sinyalin biçimini bozmadığından EKG, EEG gibi doğal sinyallerin analizinde kullanılabilir. DTKA'nın diğer iki yöntemle karşılaştırılabilmesi adına önceki bölümlerde gerçekleştirilen analizler bu bölümde de uygulanmaya çalışılacaktır.

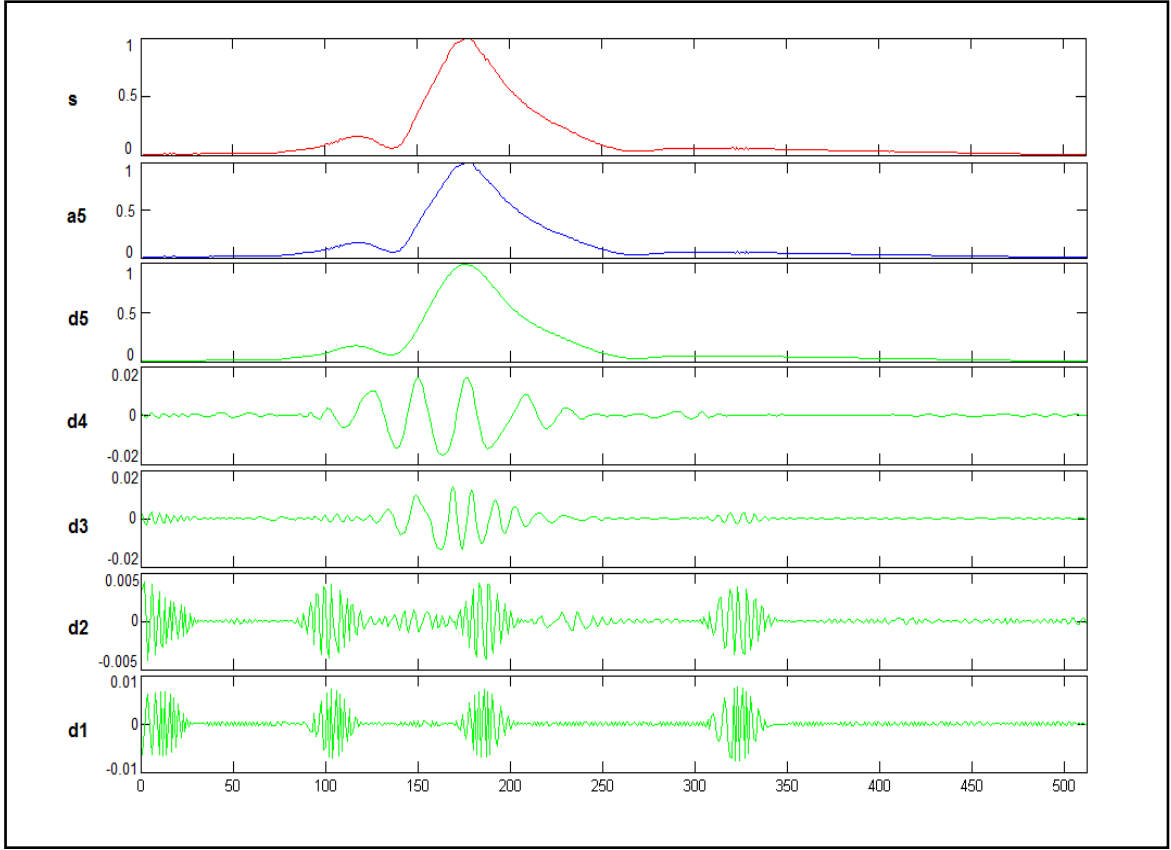
DTKA'da diğer yöntemlerden farklı olarak frekansa göre net bir analiz yapılamamaktadır. Bunun yerine tezin 3. Bölümde de belirtildiği gibi maksimum ve minimum zarflar üzerinden ayrıştırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Kullanılan DTKA algoritmasında 3 adet parametre kullanılmıştır. Bu parametreler ortalama genlik ile zarf genliği arasındaki matematiksel ilişkiyi belirlemektedir. Hem işlem hızı hem de analiz hassasiyeti göz önünde bulundurularak bu parametreler 'Threshold1 = 0.005', 'Threshold2 = 0.05', 'Tolerance = 0.006' şeklinde belirlenmiştir. Gecikmiş Potansiyel sinyalinin bulunduğu seviye ise 2. Basamak olarak belirlenmiştir. Buna göre Dalgacık Dönüşümü ile de analizi gerçekleştirilen sinyalin (Şekil 4.8) DTKA sonuçları aşağıdaki gibi hesaplanmıştır. Şekil 4.11A'daki sağlıklı bir kişiye ait EKG sinyalidir. Şekil 4.11C'de sağlıklı EKG'nin DTKA dönüşümü sonucu belirtilmiştir. Her ne kadar kullanılan EKG sağlıklı olsa da QRS bölgesinde yüksek frekans bileşenleri göze çarpmaktadır. Şekil 4.11B'de ise P dalgası önüne 3 µV'luk Gecikmiş Potansiyel eklenen EKG bulunmaktadır. Buradaki sinyal, dönüşümün performansını daha hassas belirlemek amacıyla eklenmiştir (Yapay eğitim setinde bu sinyal ile ilgili EKG bölgesi konvolüsyon işlemine tabi tutulmuştur). Şekil 4.11D'de ise ok ile gösterilen bölge Gecikmiş

Potansiyeli belirtmektedir. Eklenen sinyalin genliği $3 \mu\text{V}$ olmasına karşın GP bölgesinin genliği $1 \mu\text{V}$ civarında ve gürültü seviyesine oldukça yakın çıkmaktadır.

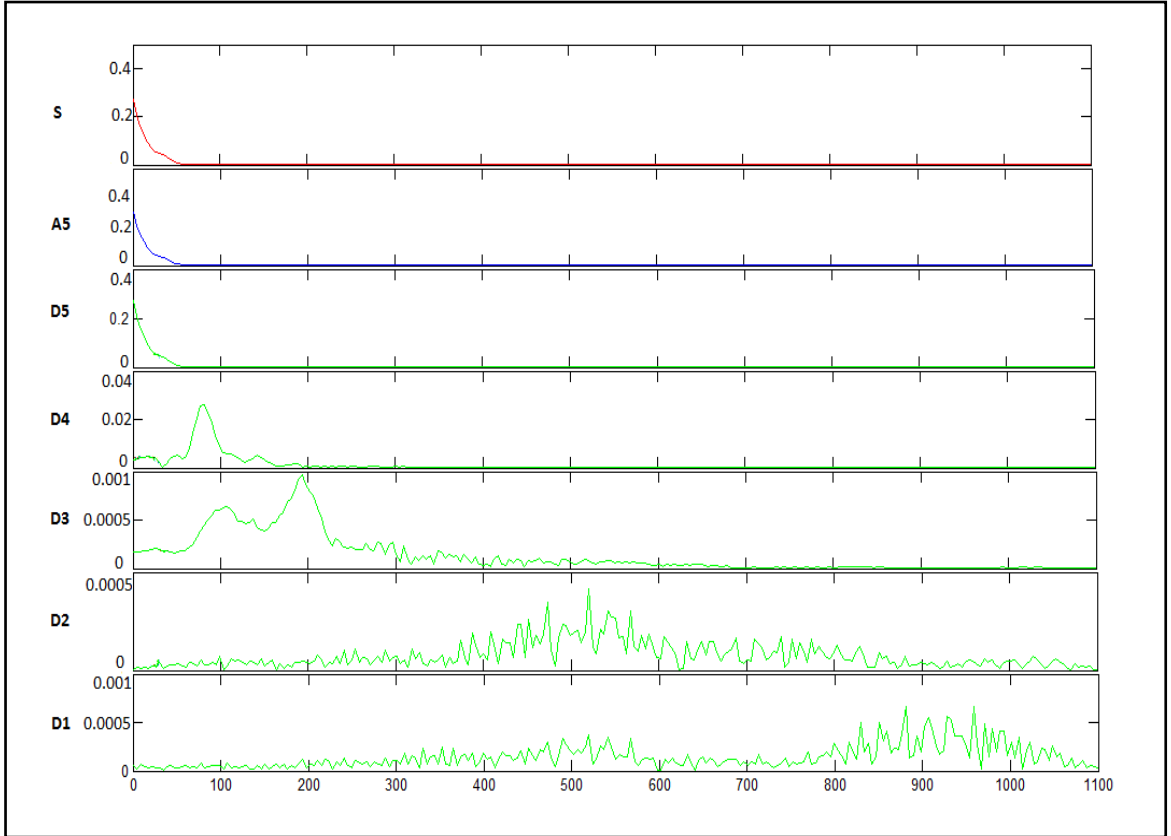


Şekil 4.11: Gecikmiş Potansiyel Analizinde DTKA Hassasiyeti

Şekil 4.12'de ise EKG sinyalinin DTKA dönüşümü çıktıları, Şekil 4.13'te de bu çıktıların Fourier Dönüşümü karşılıkları gösterilmektedir. Aynı sinyalin Dalgacık Dönüşümü sonuçları Şekil 4.6'da gösterilmişti. Burada 's' sinyalin kendisini, 'a5' ise DTKA dönüşümü sonucu oluşan ÖKF'lerin toplamını ifade etmektedir. 'd5', 'd4', 'd3', 'd2' ve 'd1' ise DTKA seviyelerini göstermektedir. Daha önce de belirtildiği gibi analiz basamağı olarak 2. seviye (d2) kullanılmıştır. Bu iki şekil birlikte incelendiğinde her bir seviyede frekansın arttığı gözlenmektedir. DTKA'nın adaptif yapısından dolayı her bir seviyedeki frekans bileşenleri sınırlandırılmamaktadır. Bu yüzden 2. seviyedeki frekansın 500 Hz civarında olması, bütün sinyallerde bu bileşenlerin bulunacağını garanti etmemektedir.



Şekil 4.12: Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı Analiz Basamakları



Şekil 4.13: DTKA Basamaklarının Fourier Dönüşümü Karşılığı

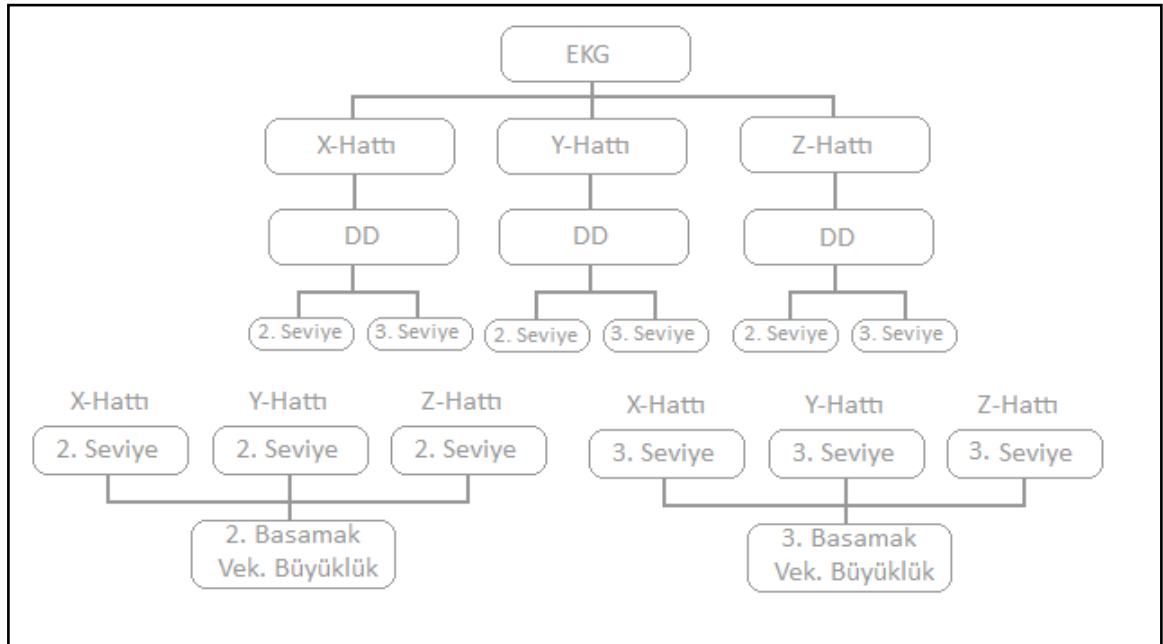
5 SINIFLANDIRMA, VERİ İŞLEME VE ANALİZ PARAMETRELERİ ÇIKARMA

Klasik yöntemin Butterworth filtreleme ile gerçekleştirdiği analiz sonucunda sağlıklı ve VGP içeren EKG sinyallerini bir birinden ayırmak amacıyla 3 parametre belirlenmiştir (QRS Süresi, QRS Bölgesinin Son 40 ms RMS değeri ve QRS Bölgesi Sonu Düşük Genlikli Sinyal Süresi). Bu parametrelerin her biri QRS başlangıç ve bitiş değerlerine bağlı olduğundan Simson yönteminin zayıf noktası olarak kabul edilmektedir. Hem Butterworth filtre uygulamasında ortaya çıkan hem de 2. Bölümde de ifade edilen Standart Metotta karşılaşılan problemler nedeniyle kesin sonuçlar elde edilememektedir. Bu problemler geliştirilen tekniklerle çözülmeye çalışıldığında ise mevcut parametrelerin yetersiz kaldığı tespit edilmektedir. Bu bölümde klasik yöntemdeki parametreler yerine analiz sonuçlarını iyileştirmek adına yeni parametrelerden bahsedilecektir.

Klasik yöntemde kullanılan ortalama alma işlemi EKG sinyali üzerindeki gürültünün sinyalden bağımsız olmasını gerektirmektedir. Ayrıca Geç Potansiyellerin kısa süreli sinyaller olması sebebi ile istatistiksel özelliklerinin zamanla değişmesi beklenmektedir. Bu nedenle Dalgacık Dönüşümü ve DTKA uygulamalarında ortalama alma işlemi kullanılmamış, tek bir atımın analizi gerçekleştirilmiştir.

5.1 XYZ Ölçümlerinin İyileştirilmesi

X, Y ve Z hatlarının vücut yüzeyine bir birine dik olarak yerleştirilmesi ise elektriksel olarak dikeyliği garanti etmemektedir. Bu işlemde kaynaklanan çapraz terimler Geç Potansiyellerin tespitini zorlaştırmaktadır.



Şekil 5.1: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Vektörel Büyüklük Hesaplama

Çapraz terimlerden kurtulmak amacıyla filtreleme hem vektörel büyüklük işleminden önce hem de sonra gerçekleştirilmiştir. Dalgacık Dönüşümü yönteminde ise vektörel büyüklük işleminde EKG sinyalinin 2 basamağı kullanılmaktadır. Bu basamakların kendi aralarındaki çapraz terimlerini de ortadan kaldırmak adına vektörel büyüklük işlemi 2 düzeyde yapılmıştır. Şekil 5.1’de Dalgacık Dönüşümü basamakları ifade edilmeye çalışılmıştır. Hizalanmış X, Y ve Z hatlarından oluşan EKG sinyaline öncelikle 1. basamak Dalgacık Dönüşümü uygulanmaktadır. Burada VGP frekans bandına düşen 2. ve 3. seviye sinyaller ayrıştırılmakta ve her bir seviye için vektörel büyüklük hesaplanmaktadır. Vektörel büyüklüğün iki kez hesaplanmasının temel nedeni 2. ve 3. seviye sinyalleri arasında oluşabilecek çapraz terimlerin engellenmesidir. Vektörel büyüklük işleminin hesaplanmasından sonra iki sinyale de tekrar Dalgacık Dönüşümü uygulanmakta ve bu sinyaller toplanmaktadır. Böylece EKG içerisindeki VGP bileşenlerini en yüksek hassasiyetle ortaya çıkarmak amaçlanmaktadır.

5.2 Sınıflandırma Parametrelerinin Çıkartılması

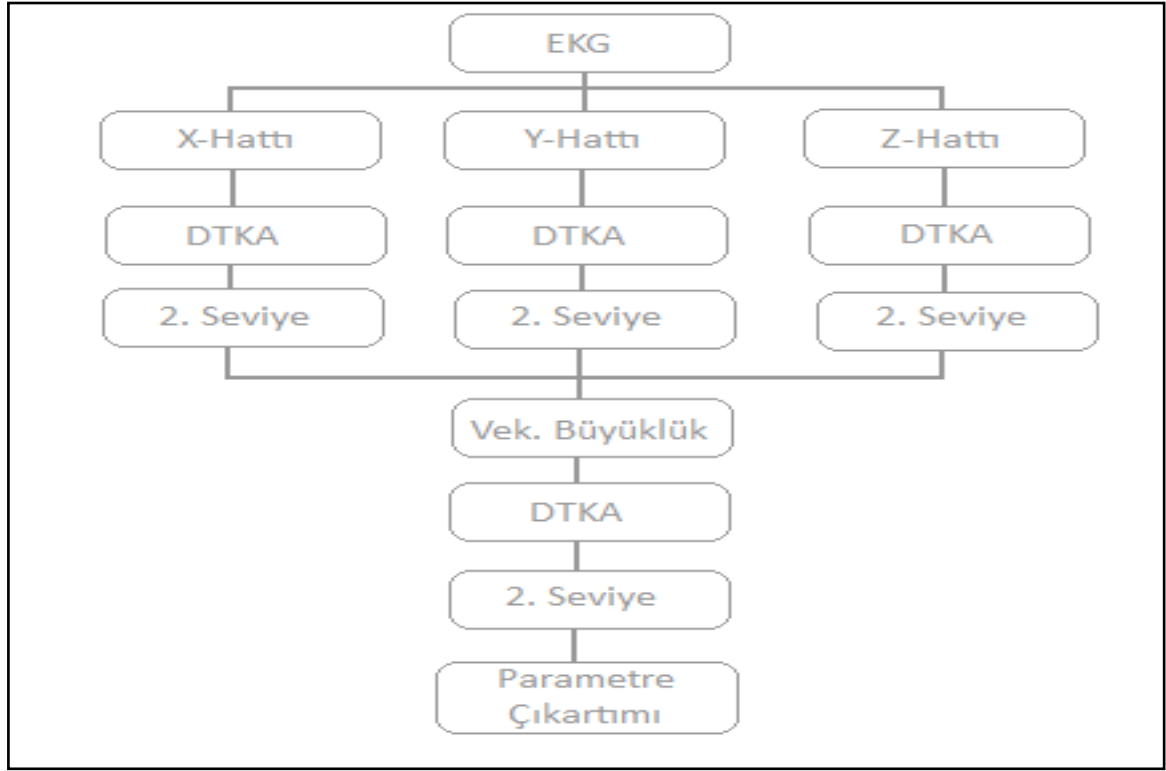
Parametre çıkartımı bölümünde ise klasik yöntemde tanımlanan 3 parametre yerine oluşturulan Vektörel Büyüklük sinyalinin özelliklerini daha kapsamlı tanımlamak ve Gecikmiş Potansiyelleri tespit edebilmek adına 5 adet yeni değişken tanımlanmıştır. Bu değişkenler Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi, Sinyal Alanı, Sinyal RMS Değeri, Filtrelenmiş EKG Alanı ve Eşikleme Tanımlı Sinyal Alanının tüm Filtrelenmiş EKG Alanına oranı şeklinde belirlenmiştir.



Şekil 5.2: Dalgacık Dönüşümü Analiz Parametreleri Çıkartımı

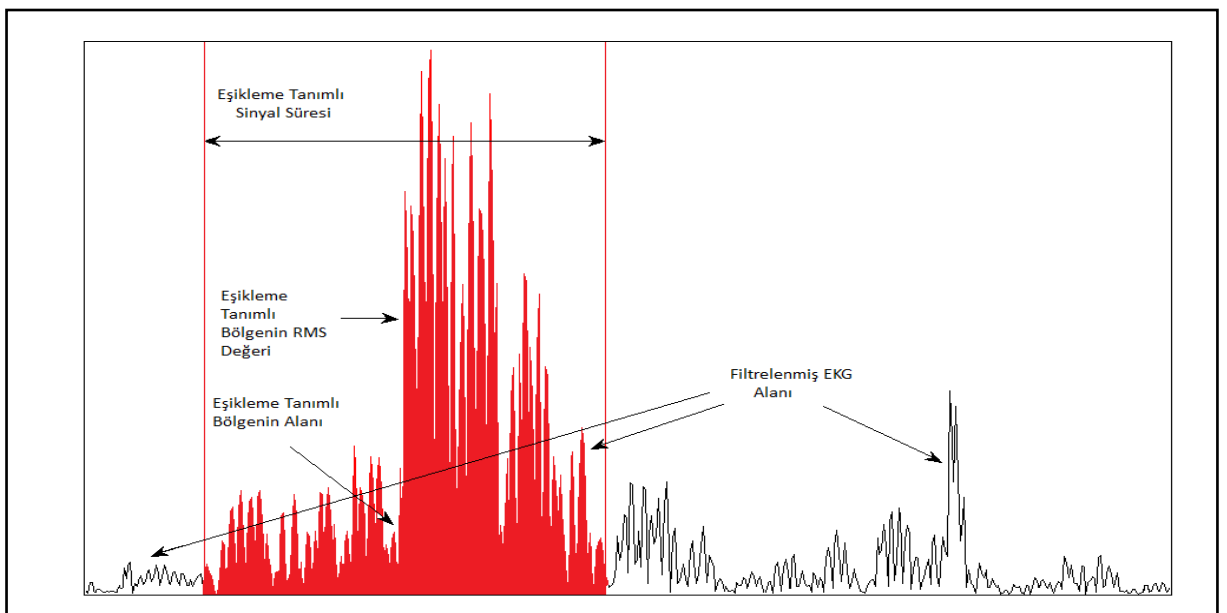
Dalgacık Dönüşümü sonucu hesaplanan vektörel büyüklük sinyali doğrudan Sinir Ağlarına uygulanamadığından parametre çıkartımı işlemi gerçekleştirilmektedir. Şekil 5.2’de ve Şekil 5.3’te bu basamaklar gösterilmeye çalışılmıştır. Daha sonra Sinir Ağlarına verilmek üzere 5 adet yeni parametre tanımlanmıştır. Bunlardan Eşikleme Tanımlı bölge, EKG sinyalinin en yüksek genliğe ulaştığı bölgeden

başlayarak sakin bölgeye düşmesi olarak tanımlanmıştır. Şekil 5.4'de koyu renk ile gösterilen alan bunu işaret etmektedir.



Şekil 5.3: Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı Analiz Parametreler Çıkartımı

Bu bölgenin önemini vurgulamak adına RMS ve Alan değerleri de yeni parametreler olarak ele alınmıştır. Daha sonra filtrelenmiş vektörel büyüklük sinyalinin alanı hesaplanmış ve bu alan ile Eşikleme Tanımlı bölgenin alanı oranı son parametre olarak belirlenmiştir.



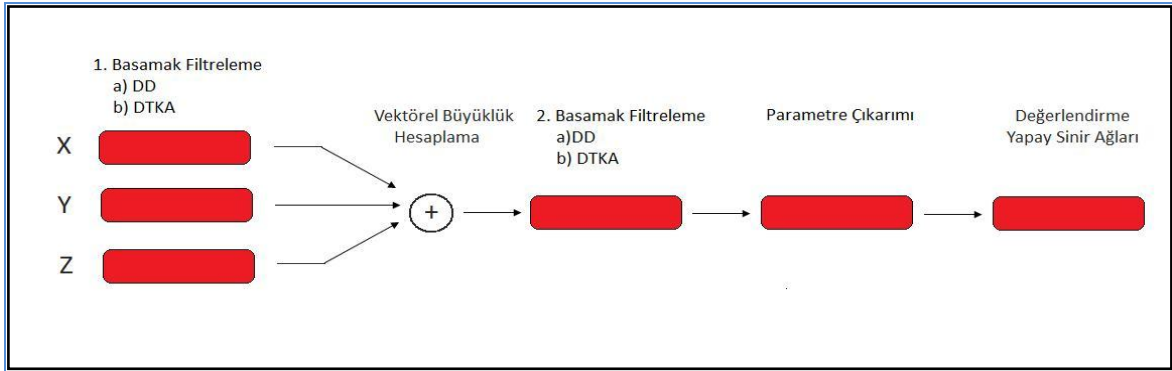
Şekil 5.4: Analiz Parametreleri

Çıkarılan bu parametrelerin analiz işlemi Sinir Ağları kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

5.3 Sinir Ağları Yöntemi Sonuçları

Şu ana kadar EKG sinyaline uygulanan işlemler Şekil 5.5’de özetlenmiştir. Öncelikle 1. seviye dönüşümler uygulanmış ve VGP bandı bileşenleri ayrıştırılmıştır. Daha sonra vektörel büyüklük hesaplanarak X, Y ve Z hatları tek bir sinyal haline getirilmiştir. Ardından 2. basamak dönüşümler uygulanmış ve VGP sinyalini ayırt etmek için gereken parametreler çıkarılmıştır. Son olarak da bu parametreler Sinir Ağlarına gönderilerek ağ eğitimi ve sınıflandırma işlemleri gerçekleştirilmiştir.

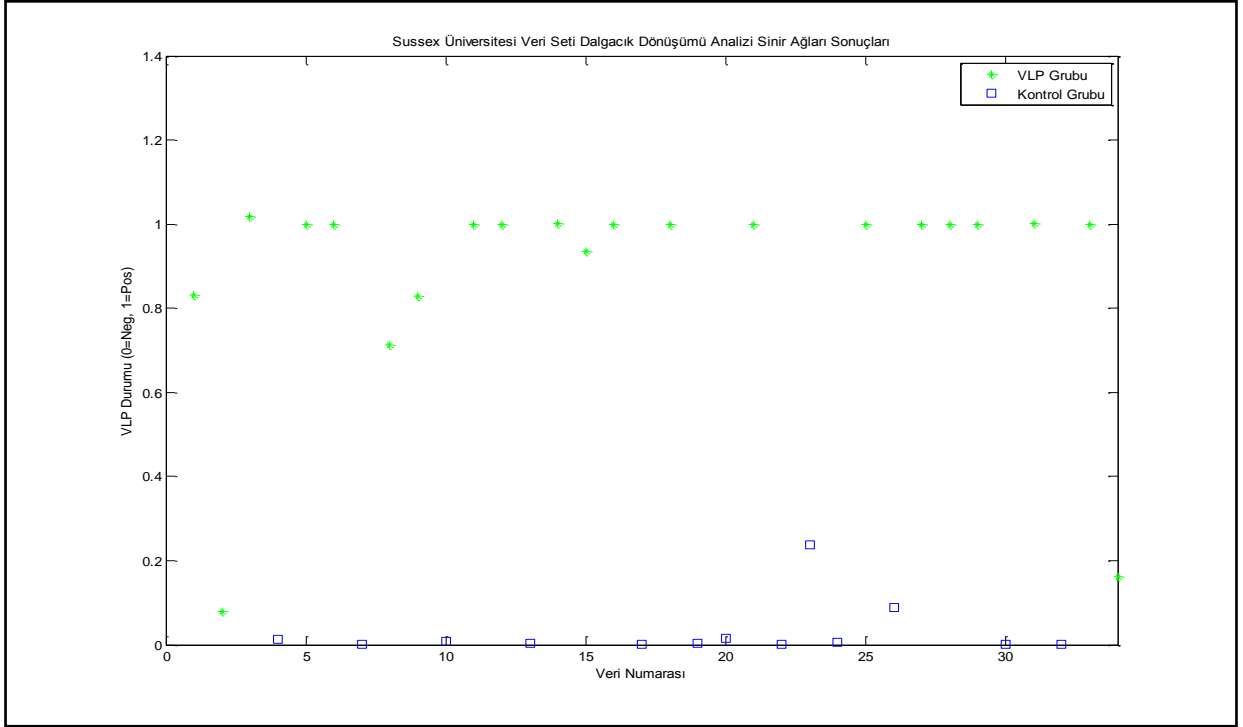
EKG sinyalinin Dalgacık Dönüşümü ve DTKA analizleri sonucunda belirlenen parametreler için sabit bir eşik şiddeti belirlemek yerine karar verme aşaması için Sinir Ağları kullanılmıştır. Sussex Üniversitesi veri setinde bulunan gerçek EKG sinyallerinin sayısının yetersiz kalması ve bu sinyallerin Gecikmiş Potansiyel kavramını tam olarak ifade edememesi sebebiyle Yapay Veri seti oluşturulmuştur. Sussex Üniversitesi veri seti (34 adet) ve Yapay Veri setinden (500 adet) oluşturulan havuzdan alınan 83 veri (83/534) eğitim setinde kullanılmış ve tüm veri havuzu ile test edilerek sonuçlar gözlenmiştir. Eğitim setinde kullanılan verilerin az sayıda olması sebebi ile Sinir Ağlarının performansını artırmak amacıyla eğitim setindeki veriler dairesel şekilde kaydırılmış ve Sinir Ağları tekrar eğitilmiştir. Bu yöntem ile Sinir Ağlarının performansı %10 seviyelerinde artırılmıştır.



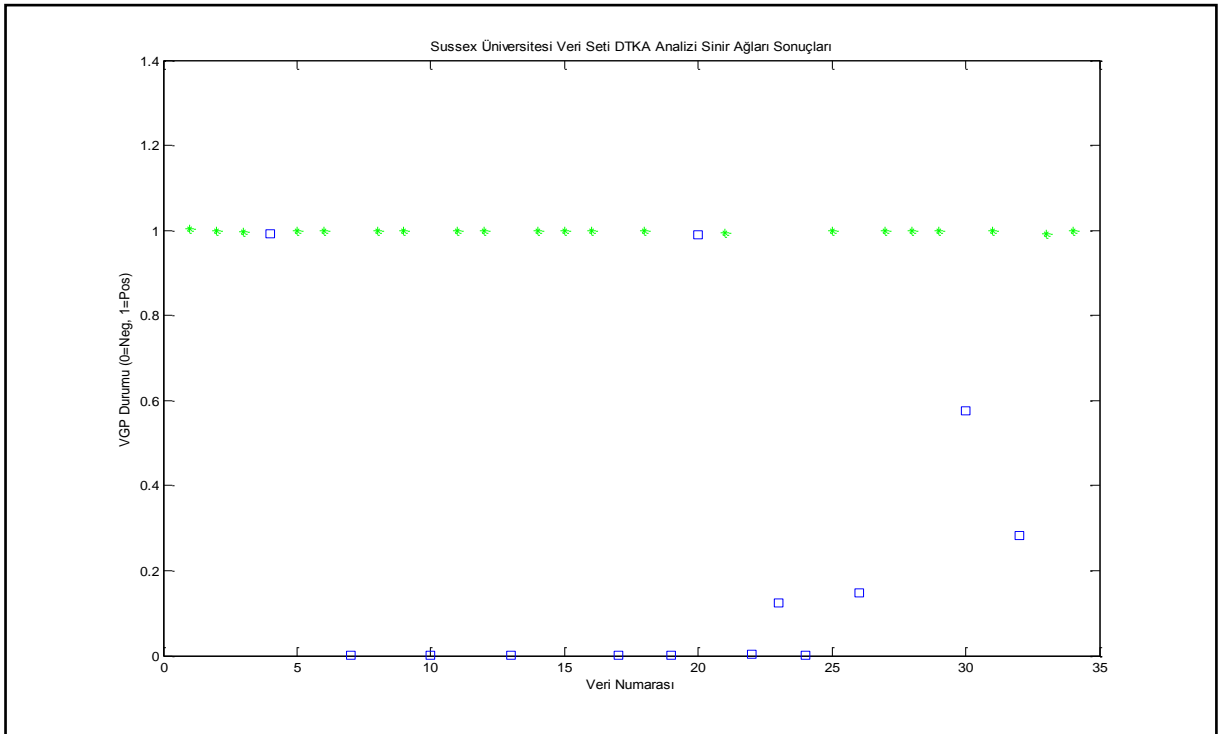
Şekil 5.5: VGP Tanıyımı Basamakları

Şekil 5.6’da Sussex Veri Setinin Dalgacık Dönüşümü ve Sinir Ağları kullanılarak gerçekleştirilen analiz sonuçlarına yer verilmiştir. Veri setine ait 34 adet EKG sinyalinden 24’ü eğitim setinde kullanılmış, veri setinin tamamı ile de Sinir Ağı test edilmiştir. Buna göre Sinir Ağı 34 veriden 32’sini doğru sınıflandırabilmiş, VGP içeren 2 sinyali ise sağlıklı olarak nitelendirmiştir. Aynı veri seti Şekil 5.7’de gösterildiği gibi Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı ve Sinir Ağları ile incelediğinde ise 3 adet sağlıklı EKG sinyali hatalı sınıflandırılmış, Geç Potansiyel içeren tüm sinyaller ise doğru bir şekilde ayırt edilebilmiştir (Sağlıklı EKG sinyalleri sıfır ile VGP içeren

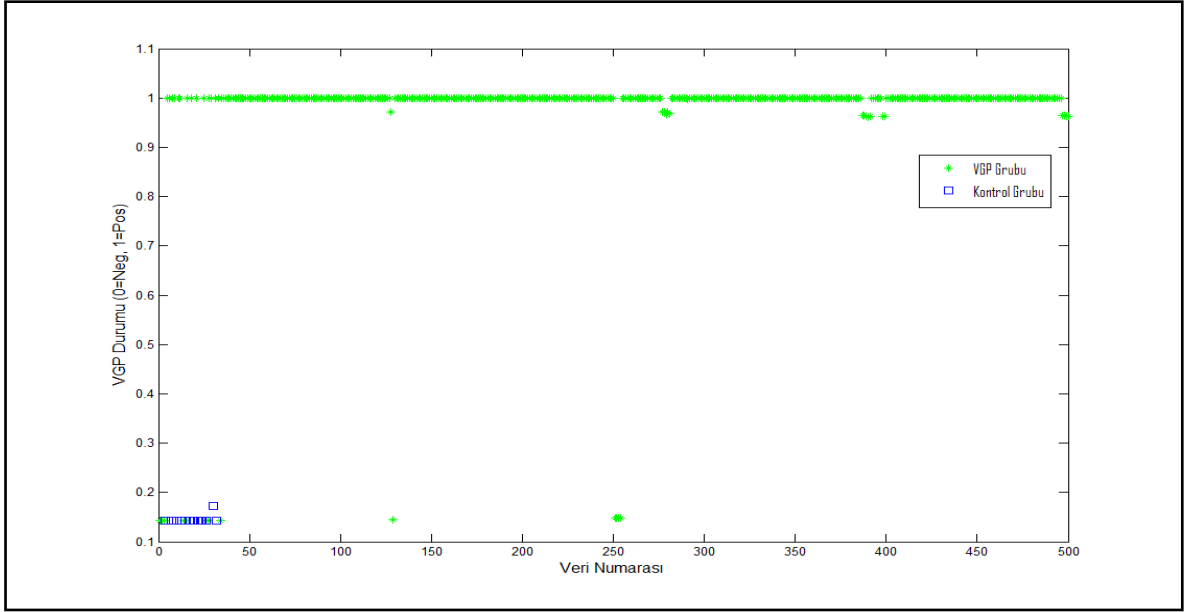
sinyaller ise 1 ile tanımlanmıştır. 0.5 değeri eşik şiddeti olarak belirlenmiş, eşik şiddetinden büyük Sinir Ağları çıktıkları VGPIi, küçük olanlar ise sağlıklı olarak kabul edilmiştir).



Şekil 5.6: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Parametrelerle Sinir Ağları Analizi Sonuçları, Sussex Veri Seti

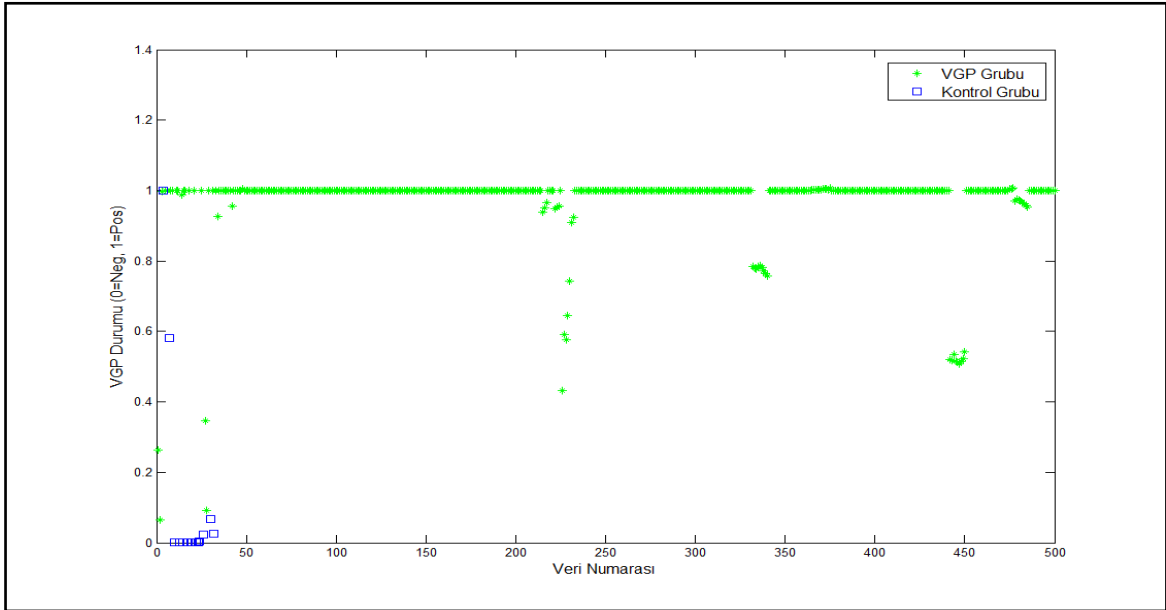


Şekil 5.7: DTKA Tabanlı Parametrelerle Sinir Ağları Analizi Sonuçları, Sussex Veri Seti



Şekil 5.8: Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Parametrelerle Sınıflandırma Sonuçları

İlk çalışmalarda Simson parametrelerine ek olarak QRS Bölgesi Alanı ve QRS Bölgesi RMS değeri parametreleri de eklenerek Sinir Ağları sonuçları gözlenmiştir. Bu çalışmalarda Sinir Ağları performansı yeterli görülmemiştir.



Şekil 5.9: DTKA Tabanlı Parametrelerle Sınıflandırma Sonuçları

Bu nedenle 34 EKG verisinden 1 tanesi test için dışarıda bırakılmış ve 33 veri ile Sinir Ağları eğitilmiştir. Dışarıda kalan test verisi ise sırayla değiştirilerek eğitim 34 kez tekrarlanmıştır. Diğer bir ifadeyle bütün eğitim seti eğitim kümesinde kullanılmıştır. Bu yöntemle gerçekleştirilen simülasyon sonucunda Sinir Ağları 1 veriyi hatalı olarak nitelendirmiştir. Fakat bu durumda da bütün verilerin eğitim kümesinde kullanılması, parametrelerin tekrar gözden geçirilmesine sebep olmuştur. Bundan sonra ilk olarak X, Y ve Z kanallarındaki frekans karışımını

önlemek amacıyla vektörel büyüklük işlemi 2 aşamada gerçekleştirilmiştir. Bu sayede çapraz terimlerin ayrıştırma performansı artırılmıştır. İkinci olarak ise VGP tanımı üzerinde durulmuştur. Ayad Mousa'nın çalışmasında da önerdiği gibi ilgilenilen geç potansiyel bölgesi tüm QRS bölgesini kapsayacak şekilde genişletilmiştir. Böylece Ventriküler Geç, daha geniş bir tanım olan Geç Potansiyeller penceresinden değerlendirilmiştir. Parametre çıkarımı aşamasında problem gözlenen husus ise karar verme basamağı olmuştur. Klasik yöntemde Ventriküler Geç Potansiyel varlığı sabit eşik değerleri ile belirlenmiştir. Bu eski teknik iki boyutlu uzayda oldukça faydalı ve hızlı olsa da VGP ayrıştırması gibi çok boyutlu uzay çözümü gerektiren problemlere katkı sağlayamamaktadır. Bu amaçla karar verme aşamasında Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır.

Konvolüsyon yöntemi ile oluşturulan Yapay Veri seti ile Sussex Üniversitesi Veritabanından alınan veri seti birlikte kullanılarak yeni bir veri havuzu oluşturulmuştur. 34 adet Sussex kaydından 17'si, 500 adet yapay EKG sinyalinden 75'i Sinir Ağının eğitiminde kullanılmış (92/534), daha sonra tüm sinyaller kullanılarak test işlemi gerçekleştirilmiştir. Eğitim işleminde oldukça az sayıda veri kullanılmasından dolayı Sinir Ağının performansını artırmak adına eğitim seti dairesel şekilde kaydırılarak Sinir Ağı tekrar eğitilmiştir. Bu çalışmanın sonuçları Şekil 5.6, Şekil 5.7, Şekil 5.8 ve Şekil 5.9'da gösterilmiştir. Dalgacık Dönüşümü az sayıdaki Kontrol Grubu verilerini doğru bir şekilde sınıflandırmış, 12 adet Gecikmiş Potansiyel içeren EKG sinyalini ise sağlıklı olarak nitelendirmiştir. Buna göre Dalgacık Dönüşümünün Gecikmiş Potansiyel tanımıındaki genel başarısı %97.8 olarak belirlenmektedir. Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı da oldukça hassas sonuçlar vermiştir. Algoritma 2 adet Kontrol Grubu sinyalini GPLi olarak algılamış, 35 adet Gecikmiş Potansiyel içeren sinyali ise sağlıklı olarak sınıflandırmıştır. DTKA'nın genel başarısı ise %94 seviyelerinde kalmıştır.

Yapay Veri Seti	Başarı Yüzdesi	Başarı Oranı
Simson	20%	102/500
Dalgacık Dönüşümü	99%	494/500
DTKA	94%	468/500
Sussex Veri Seti		
Simson	71%	24/34
Dalgacık Dönüşümü	94%	32/34
DTKA	91%	31/34

Tablo 5-1 Yapay ve Gerçek EKG Veri Setleri İçin Tüm Yaklaşımların Karşılaştırması

Filtreleme işlemini düzeltmek oldukça etkili olsa da performansı yeterli görülmemiştir. Bu sebeple vektörel büyüklük hesaplanırken meydana gelen çapraz terimleri elimine etmek amacıyla iki aşamalı filtreleme gerçekleştirilmiştir. Burada hem Dalgacık Dönüşümü hem de Deneme Tabanlı Kip Ayrıştırması kullanılmış ve her bir simülasyonun sonucu incelenmiştir. Böylece iki teknik karşılaştırılarak aralarındaki avantaj ve dezavantajlar pratik olarak gözlenmeye çalışılmıştır.

6 SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Standart yöntemler QRS sonunda ortaya çıkan potansiyelleri hassas bir şekilde saptayabilmektedir. Fakat Geç Potansiyeller gibi QRS'in herhangi bir bölgesinde ortaya çıkabilecek sinyaller için yeterli performansı sağlayamamaktadır. Bu alanda gerçekleştirilen yeni çalışmalar olağandışı potansiyellerin hem QRS boyunca hem de QRS sonunda ortaya çıkabileceğini ifade etmektedir [34]. Klasik yöntemde analiz amacıyla çıkartılan üç parametre eldeki probleme dar bir pencereden bakılmasına sebep olmakta, kullanılan sinyal işleme teknikleri ise hassas sinyallerin tespitine izin vermemektedir. Vektörel büyüklük hesaplanırken ortaya çıkan çapraz terimler düşük genlikli sinyalleri gölgelemekte, ortalama alma işlemi sinyalin genliğini zayıflatabilmekte ve VGP'nin bulunmasını zorlaştırmaktadır. Kullanılan karar verme kriterleri, sağlıklı ve VGP içeren EKG'leri tamamen ayırtıramamakta ve yanlış yorumlara sebep olmaktadır.

Klasik yöntemin bu dezavantajları geliştirilmiş analiz tekniği ile giderilmeye çalışılmıştır. Klasik yöntemde kullanılan ortalama alma işlemi kaldırılmış ve çapraz terimleri yok etmek adına her bir frekans bandının vektörel büyüklüğü hesaplanmıştır. EKG sinyali gibi durağan ve doğrusal olmayan sinyallerin analizinde kullanılan Dalgacık Dönüşümü ve Deneme Tabanlı Kip Ayırıştırması algoritmaları hem duyarlılık hem de kesinlik bakımından sonuçlara oldukça katkı sağlamıştır. Simson Yöntemi parametrelerinden QRS Son 40ms Gerilimi ve Düşük Genlikli Sinyal Süresi sonuçlarındaki yetersiz performans, frekans bandı ile ilişkilendirilmektedir. Klasik yöntemde seçilen 40ms süresi 25 Hz frekansına karşılık gelmektedir fakat Dalgacık Dönüşümü ve Deneme Tabanlı Kip Ayırıştırma algoritmalarında taban frekans olarak 100 Hz bölgesi seçilmektedir. Simson parametreleri yerine EKG'nin tüm bölgelerini kapsayan 5 adet parametre (Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi, Eşikleme Tanımlı Bölgenin RMS Değeri, Eşikleme Tanımlı Bölgenin Alanı, Filtrelenmiş EKG Alanı ve Eşikleme Tanımlı Bölgenin Filtrelenmiş EKG Alanına Oranı) tanımlanmıştır. Bu parametreler VGP'li ve Kontrol Grubu sinyalleri analiz edilerek oluşturulmuş ve geniş bir EKG sınıfı ile de test edilerek performansı gözlenmiştir. Analiz sonuçlarına göre Deneme Tabanlı Kip Ayırıştırma yöntemi gürültüye karşı daha hassas olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca DTKA'nın frekans analizi donanımlarından yoksun olması diğer bir zayıf nokta olarak ortaya çıkmaktadır. Dalgacık Dönüşümü aynı şartlarda daha hassas sonuçlara ulaşmıştır. Burada Dalgacık Dönüşümü'nün başarısının frekans ayırıştırmasındaki keskinliğinden geldiği düşünülmektedir. Unutulmaması gereken nokta her iki yöntemin de temel algoritmalarının kullanılmış olmasıdır.

Geliştirilen yöntemin son basamağı olarak karar verme bölümünde Yapay Sinir Ağları tercih edilmiştir. Bu sayede hem kullanıcıya gerek kalmadan sistem otomatik hale getirilmekte hem de uzayda doğrusal çizgilerle ayırıştırılamayan veriler ayırt edilebilmektedir. Ayrıca ağ performansını artırmak ve eğitimde

kullanılan veri sayısını düşürmek adına eğitim seti dairesel olarak kaydırılarak Sinir Ağı tekrar eğitilmiştir. Bu sayede ağ performansı %10 seviyelerinde artırılmış ve eğitim setinde kullanılan veri sayısı azaltılarak test etme imkânı artırılmıştır. Sonuçlara göz atıldığında hem Sussex Veri Setinde hem de Yapay Veri Setinde sistemin performansı %90 seviyelerinin üzerinde çıkmıştır. Yapay Sinir Ağları mevcut veri seti için yüksek performans gösterse dahi, bu sistemin güvenilirliğini sağlamak açısından daha fazla gerçek EKG verisi kullanılarak sonuçlar değerlendirilmelidir. Değerlendirilmesi gereken diğer bir nokta da EKG üzerinde yüksek frekanslı sinyallere sebep olan kalp hastalıklarının tek bir başlık altında toplanmasıdır. Ventriküler Geç Potansiyeller ve P Dalgası Aritmisi gibi hastalıkların genel olarak Gecikmiş Potansiyeller başlığı altında toplanarak tek bir yöntemle analiz edilmesinin, bu alana oldukça katkı yapacağı düşünülmektedir.

Sonuç olarak Ventriküler Geç Potansiyel analizi için yüksek duyarlılık ve yüksek kesinlik belirten yeni bir sistem geliştirilmiştir. Yeni bir sinyal işleme yöntemi olan Deneme Tabanlı Kip Ayırımı VGP analizinde kullanılmış ve kayda değer performans göstermiştir. Bu konuda VGP analizi konusunda sıklıkla kullanılan Dalgacık Dönüşümü yöntemine de bir alternatif geliştirilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Breithardt G., Cain M.E., El-Sherif N., Flowers N.C., Hombach V., Janse M., Simson M.B., Steinback G., Standards for analysis of ventricular late potentials using high resolution or signal averaged electrocardiography, *European Heart Journal*, 12, 473-480, **1991**.
- [2] Cain M., Anderson J., Arnsdorf M., Mason J., Schienman M., Waldo A., Acc expert consensus document: signal averaging electrocardiography, *Journal of the American College of Cardiology*, 27, 473-480, **1996**.
- [3] Jane R., Rix H., Caminal P., Alignment methods for averaging high-resolution cardiac signals: a comparative study of performance, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 38, 571-579, **1991**.
- [4] Simson, M.B. M.D., Use of signals in the terminal QRS complex to identify patients with ventricular tachycardia after myocardial infarction, *Circulation*, 64, 235-242, **1981**.
- [5] Wu S., Qiao Y., Gao Z., Lin F., A novel method for beat-to-beat detection of ventricular late potentials, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48, 931-935, **2001**.
- [6] Worley S.J., Mark D.B., Smith W.M., Wolf P., Califf R.M., Strauss H.C., Manwarning M.G., Ideker R.E., Comparison of time domain and frequency domain variables from the signal-averaged electrocardiogram: a multivariable analysis, *Journal of the American College of Cardiology*, 11, 1041-1051, **1988**.
- [7] Machac J., Weiss A., Winters S.L., Barecca P., Gomes J.A., A comparative study of frequency domain and time domain analysis of signal-averaged electrocardiograms in patients with ventricular tachycardia, *Journal of the American College of Cardiology*, 11, 284-296, **1988**.
- [8] Kinoshita O., Fontaine G., Lascault G., Tonet J., Frank R., Rostand H.J., Seine I.S., Frequency domain analysis of the signal-averaged ECG in patients with arrhythmogenic right ventricular dysplasia, *Journal of the American College of Cardiology*, 74, 1074-1075, **1994**.
- [9] Nogami A., Iesaka Y., Takahashi A., Nitta J., Chun Y., Aonuma K., Hiroe M., Marumo F., Hiraoka M., Combined use of time and frequency domain variables in signal-averaged ECG as a predictor of inducible sustained monomorphic ventricular myocardial infarction, *Journal of the American Heart Association*, 86, 780-789, **1992**.

- [10] Catalano, J.T., *Guide To ECG Analysis*, 1st Edition, J. B. Lippincott Company, **1993**.
- [11] Vester E.G., Strauer B.E., Ventricular late potentials: state of the art and future perspective, *European Heart Journal*, 15, 34-38, **1994**.
- [12] Meste O., Rix H., Ventricular late potentials characterization in time-frequency domain by means of a wavelet transform, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 41, 625-634, **1994**.
- [13] Mousa A., Yilmaz A., A method based on wavelet analysis for the detection of ventricular late potentials in ECG signals, IEEE 44th Midwest Symposium on Circuits and Systems, 14-17 August, Ohio, USA, **2001**.
- [14] Mousa A., Yilmaz A., Neural network detection of ventricular late potentials in ECG signals using wavelet transform extracted parameters, IEEE 23rd Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society, 25-28 October, Istanbul, Turkey, **2001**.
- [15] Lander P., Deal R.B., Berberi E.J., The analysis of ventricular late potentials using orthogonal recordings, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 35, 629-639, **1988**.
- [16] Mousa A., Yilmaz A., Ortogonal EKG kayıtlarından elde edilen sinyal vektör büyüklüklerinin dalgacık dönüşüm yöntemi analizi, Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 12-14 Haziran, Denizli, Türkiye, **2002**.
- [17] Oppenheim V, Schafer R., *Discrete-Time Signal Processing*, Prentice Hall, 3rd Edition, **1989**.
- [18] Gramatikov, B., Digital filters for the detection of late potentials in high-resolution ECG, *Medical and Biological Engineering and Computing*, 31, 416-420, **1993**.
- [19] Mäkijärvi M., Montonen J., Toivonen L., Leino M., Siltanen P., Katila T., High-resolution and signal-averaged electrocardiography to separate post-myocardial infarction patients with and without ventricular tachycardia, *European Heart Journal*, 15, 189-199, **1994**.
- [20] Qiao F., Introduction to Wavelet (A Tutorial). cseweb.ucsd.edu/~baden/Doc/wavelets/qiao_wavelet_intro.pdf (Ağustos **2009**).
- [21] Burrus O. S., Gopinath R. A., Guo H., Intoduction to wavelets and wavelet transform; a primer, Prentice Hall, 1st Edition, **1997**.
- [22] Mallat, S., A wavelet tour of signal processing, Academic Press, 3rd Edition, **2008**.

- [23] Mousa A., Yilmaz A., Comparative analysis on wavelet transform based detection of finite duration low-amplitude signals related to ventricular late potentials, *Physiological Measurements Journal*, 25, 1443-1457, **2004**.
- [24] Mousa A., Yilmaz A., EKG sinyallerinde dalgacık analizi kullanılarak ventriküler geç potansiyellerin algılanması, Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 12-14 Haziran, Antalya, Türkiye, **2000**.
- [25] Huang N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.C., Tung C.C., Liu H.H., The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis, *London : Proceedings of the Royal Society*, 454, 903-995, **1998**.
- [26] Liang H., Lin Z., McCallum R.W., Artifact reduction in electrogastrogram based on empirical mode decomposition method, *Medical and Biological Engineering and Computing*, 38, 35-41, **2000**.
- [27] Zhidong Z., Yi L., Qing L., Adaptive noise removal of ECG signal based on ensemble empirical mode decomposition, *Adaptive Filtering Applications*, 123-140, 1st Edition , **2011**.
- [28] Rilling, G., EMD algorithm, <http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/emd.html>, (Haziran, **2011**).
- [29] Erdoğan P., Pekçakar A., Dalgacık dönüşümü ile EKG sinyallerinin özellik çıkarımı ve yapay sinir ağları ile sınıflandırılması, International Advanced Technology Symposium, 13-15 May, Karabük, Turkey, **2009**.
- [30] Haykin, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall Inc., 3rd Edition, **1999**.
- [31] Lewand 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*, 38, 666-673, **2000**.
- [32] Subramanian A.S., Gurusamy G., Selvakumar G., Detection of ventricular late potentials using wavelet-neural approach, *European Journal of Scientific Research*, 58, 11-20, **2011**.
- [33] Kuchar D.L., Thorburn C.W., Sammel N.C., Late potentials detected after myocardial infarction: natural history and prognostic significance, *Circulation*, 74, 1280-1289, **1986**.
- [34] Berbari E. J., Vasquez C., Cardiac late potential signals and sources, *Journal of Electrocardiology*, 43, 530-534, **2010**.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : İlker GÜNAY

Doğum Yeri : Beypazarı / ANKARA

Medeni Hali : Bekar

Eğitim :

Lise: 2001-2004 Beypazarı N.K.V. Anadolu Lisesi

Lisans:2004-2009 Hacettepe Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği

Yabancı Dil ve Düzeyi:

İngilizce, Çok İyi

Almanca, Orta

İş Tecrübesi:

2010 – Mühendis, ASELSAN A.Ş., ANKARA

EK-1

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Yöntemi, Ventriküler Taşikardi Grubu Sonuçları

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Tekniği Sonuçları, Ventriküler Taşikardi Grubu					
	Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi (ms)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin RMS Değeri (μV)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin Alanı, ETBA ($\mu V*s$)	Filtrelenmiş EKG Alanı, FEKGA ($\mu V*s$)	ETBA/FEKGA
	93,18	0,11	0,02	0,03	0,59
	74,55	1,23	0,15	0,15	0,97
	55,00	0,52	0,04	0,06	0,75
	26,82	0,06	0,00	0,02	0,16
	26,36	0,07	0,00	0,01	0,21
	46,36	1,44	0,11	0,23	0,50
	39,09	0,05	0,00	0,01	0,23
	50,45	0,23	0,02	0,03	0,59
	36,82	0,58	0,04	0,05	0,65
	56,36	1,86	0,16	0,18	0,87
	128,18	0,35	0,06	0,07	0,92
	13,18	0,11	0,00	0,02	0,13
	26,36	2,19	0,11	0,29	0,40
	45,00	0,14	0,01	0,03	0,36
	43,64	0,20	0,01	0,03	0,43
	65,45	1,76	0,19	0,20	0,95
	130,91	0,05	0,01	0,01	0,74
	30,00	0,21	0,01	0,03	0,39
	38,18	0,59	0,04	0,08	0,49
	58,18	0,24	0,02	0,04	0,55
	58,64	0,88	0,07	0,09	0,82
Ortalama	54,42	0,61	0,05	0,08	0,56
Std. Sapma	30,89	0,68	0,06	0,08	0,26

EK-2

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Yöntemi, Kontrol Grubu Sonuçları

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Tekniği Sonuçları, Kontrol Grubu					
	Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi (ms)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin RMS Değeri (μV)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin Alanı, ETBA ($\mu V*s$)	Filtrelenmiş EKG Alanı, FEKGA ($\mu V*s$)	ETBA/FEKGA
	67,27	0,16	0,02	0,03	0,55
	79,55	2,97	0,36	0,37	0,99
	94,09	0,35	0,05	0,06	0,80
	108,64	0,07	0,01	0,02	0,65
	95,91	0,35	0,04	0,05	0,88
	78,64	1,23	0,13	0,14	0,92
	69,09	0,79	0,09	0,10	0,86
	85,45	0,09	0,01	0,02	0,58
	85,91	0,39	0,05	0,06	0,86
	83,18	0,43	0,04	0,05	0,87
	83,64	0,36	0,04	0,05	0,81
	86,36	0,09	0,01	0,02	0,72
	82,27	0,35	0,04	0,04	0,91
Ortalama	84,62	0,59	0,07	0,08	0,80
Std. Sapma	10,85	0,78	0,09	0,09	0,14

EK-3

Sussex Üniversitesi Veri Seti Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı Yöntemi, Ventriküler Taşikardi Grubu Sonuçları

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Tekniği Sonuçları, Ventriküler Taşikardi Grubu						
	Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi (ms)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin RMS Değeri (μV)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin Alanı, ETBA ($\mu V*s$)	Filtrelenmiş EKG Alanı, FEKGA ($\mu V*s$)	ETBA/FEKGA	Dikeylik
	93,18	0,11	0,02	0,03	0,59	0,38
	74,55	1,23	0,15	0,15	0,97	0,24
	55,00	0,52	0,04	0,06	0,75	0,21
	26,82	0,06	0,00	0,02	0,16	0,25
	26,36	0,07	0,00	0,01	0,21	0,15
	46,36	1,44	0,11	0,23	0,50	0,28
	39,09	0,05	0,00	0,01	0,23	0,18
	50,45	0,23	0,02	0,03	0,59	0,20
	36,82	0,58	0,04	0,05	0,65	0,26
	56,36	1,86	0,16	0,18	0,87	0,32
	128,18	0,35	0,06	0,07	0,92	0,18
	13,18	0,11	0,00	0,02	0,13	0,08
	26,36	2,19	0,11	0,29	0,40	0,23
	45,00	0,14	0,01	0,03	0,36	0,11
	43,64	0,20	0,01	0,03	0,43	0,22
	65,45	1,76	0,19	0,20	0,95	0,16
	130,91	0,05	0,01	0,01	0,74	0,16
	30,00	0,21	0,01	0,03	0,39	0,29
	38,18	0,59	0,04	0,08	0,49	0,16
	58,18	0,24	0,02	0,04	0,55	0,20
	58,64	0,88	0,07	0,09	0,82	0,36
Ortalama	54,42	0,61	0,05	0,08	0,56	0,22
Std. Sapma	30,89	0,68	0,06	0,08	0,26	0,08

EK-4

Sussex Üniversitesi Veri Seti Deneme Tabanlı Kip Ayrışımı Yöntemi, Kontrol Grubu Sonuçları

Sussex Üniversitesi Veri Seti Dalgacık Dönüşümü Tekniği Sonuçları, Kontrol Grubu						
	Eşikleme Tanımlı Sinyal Süresi (ms)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin RMS Değeri (μV)	Eşikleme Tanımlı Bölgenin Alanı, ETBA ($\mu\text{V}\cdot\text{s}$)	Filtrelenmiş EKG Alanı, FEKGA ($\mu\text{V}\cdot\text{s}$)	ETBA/FEKGA	Dikeylik
	67,27	0,16	0,02	0,03	0,55	0,27
	79,55	2,97	0,36	0,37	0,99	0,19
	94,09	0,35	0,05	0,06	0,80	0,35
	108,64	0,07	0,01	0,02	0,65	0,16
	95,91	0,35	0,04	0,05	0,88	0,24
	78,64	1,23	0,13	0,14	0,92	0,32
	69,09	0,79	0,09	0,10	0,86	0,13
	85,45	0,09	0,01	0,02	0,58	0,15
	85,91	0,39	0,05	0,06	0,86	0,32
	83,18	0,43	0,04	0,05	0,87	0,37
	83,64	0,36	0,04	0,05	0,81	0,16
	86,36	0,09	0,01	0,02	0,72	0,27
	82,27	0,35	0,04	0,04	0,91	0,27
Ortalama	84,62	0,59	0,07	0,08	0,80	0,25
Std. Sapma	10,85	0,78	0,09	0,09	0,14	0,08

