



**LABVIEW KULLANILARAK BİYOELEKTRİKSEL
İŞARETLERİN ZAMAN FREKANS ANALİZİ**

Seda GÜZEL AYDIN

Yüksek Lisans Tezi

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Turgay KAYA

AĞUSTOS-2016

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

LABVIEW KULLANILARAK BİYOELEKTRİKSEL İŞARETLERİN ZAMAN
FREKANS ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Seda GÜZEL AYDIN
(132113101)

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Turgay KAYA

ELAZIĞ, 2016

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

LABVIEW KULLANILARAK BİYOELEKTRİKSEL İŞARETLERİN ZAMAN
FREKANS ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Seda GÜZEL AYDIN
(132113101)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 13 Temmuz 2016

Tezin Savunulduğu Tarih : 03 Ağustos 2016

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Turgay KAYA (F.Ü.)



Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU (F.Ü.)



Doç. Dr. Davut HANBAY (İ.Ü.)



TEMMUZ-2016

ÖNSÖZ

Bu tezin planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteğini, hiçbir konuda yardımını esirgemeyen, bilgi ve tecrübeleri ile beni yönlendiren değerli hocam ve danışmanım Sayın Yrd. Doç. Dr. Turgay KAYA'ya ve değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Hasan GÜLER'e teşekkür ederim.

Tüm eğitim hayatım boyunca maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen her zaman yanımda olan sevgili aileme ve çalışmamda bana büyük bir sabırla destek olan eşim Özcan AYDIN'a teşekkürlerimi sunarım.

Seda GÜZEL AYDIN

ELAĞIĞ-2016

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	I
İÇİNDEKİLER.....	II
ÖZET	IV
SUMMARY.....	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	VIII
TABLolar LİSTESİ.....	X
SEMBOLLER LİSTESİ.....	XI
KISALTMALAR	XII
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Genel Bilgi	1
1.2. Literatür Özeti	2
1.3. Tezin Amacı	4
1.4. Tezin Kapsamı ve Yapısı	4
2. MATERYAL VE YÖNTEM.....	6
2.1. Sayısal İşaret İşleme	6
2.1.1. İşaret Enerjisi ve Gücü.....	6
2.1.2. Örneklemeye Teoremi.....	7
2.2. Fourier Yaklaşımı.....	8
2.2.1. Sürekli Zamanlı Fourier Serisi	9
2.2.2. Sürekli Zamanlı Fourier Dönüşümü	9
2.2.3. Ayırık Zamanlı Fourier Serisi	10
2.2.4. Ayırık Fourier Dönüşümü ve Hızlı Fourier Dönüşümü	11
2.2.5. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	12
2.3. Dalgacık Yaklaşımı	13
2.3.1. Dalgacık	13
2.3.2. Sürekli Dalgacık Dönüşümü	14
2.3.3. Ayırık Dalgacık Dönüşümü	16
2.4. Güç Spektrumu Kestirimi	19
3. LABVIEW	22
3.1. LabVIEW Tabanlı Biyomedikal İşaret İşleme.....	23
3.2. Biyoelektriksel İşaretler	24

3.2.1. Elektrokardiyogram.....	25
3.2.2. Elektroansefalogram.....	29
4. BİYOELEKTRİKSEL İŞARETLERİN ANALİZİ	34
4.1. Kalp Atım Sayısının Tespiti.....	34
4.1.1. Kullanılan Veriler.....	34
4.1.2. Önişleme	35
4.1.3. Oluşturulan Ara Yüz.....	36
4.1.4. Dalgacık Uygulaması	41
4.2. EKG İşaretinden KHD Parametrelerinin Çıkarımı	46
4.2.1. Önişleme	46
4.2.2. Oluşturulan Ara Yüz.....	48
4.2.3. Temel Bileşen Analizinin Uygulanması.....	52
4.2.4. Sınıflandırmanın Uygulanması	53
4.3. Duyguların EEG Üzerinde Yarattığı Etkilerin İncelenmesi	55
4.3.1. Duygular	55
4.3.2. Kullanılan Veriler.....	57
4.3.3. Önişleme	59
4.3.4. Karakteristik Çıkarımı	63
5. SONUÇ ve ÖNERİLER	69
KAYNAKLAR.....	72
ÖZGEÇMİŞ.....	76

ÖZET

Günümüzde sayısal işaret işleme tekniklerinin biyoelektriksel işaretlere uygulanmasıyla, teşhis ve tanı işlemlerinde insana bağlı karar alma süreçleri önemli ölçüde azalmıştır. İşaretlerin içerdiği bilgileri anlamak için farklı yöntemler araştırılmaya başlanmıştır. Sayısal işaret işleme tekniklerinin bu alanda öneminin anlaşılmasıyla bu konuda yapılan çalışmalar hız kazanmıştır. Bu tez çalışmasının amacı, işaret işleme tekniğini, elektronik sistemlerin uygulama alanlarından biri olan biyomedikal alanında kullanım kolaylığı sağlayacak şekilde uygulamaya geçirmektir. Biyoelektriksel işaret işleme uygulamaları için genellikle MATLAB gibi metin tabanlı programlar kullanılmaktadır. Metin tabanlı dillerdeki en önemli dezavantaj kod ezberleme gerektirmesidir. Bu tez çalışmasında, grafik tabanlı kodlama yöntemine dayalı bir dil olan LabVIEW kullanılarak işaret işleme uygulamaları için yeni ve alternatif bir yöntem araştırılmıştır. Grafik kodlama yöntemiyle metin tabanlı dillerdeki dezavantajlar en aza indirilmeye çalışılmıştır.

Bu tez çalışmasında benzetim ortamı olarak LabVIEW kullanılmıştır. Biyoelektriksel işaretlerden Elektroansefalogram (EEG) ve Elektrokardiyogram (EKG) işaretleri alınarak üç farklı uygulama gerçekleştirilmiştir. İlk uygulamada on tane EKG işaretinden kalp atım sayısı tespit edilmeye çalışılmıştır. Dalgacık dönüşümü aracılığıyla QRS tespiti yapan bir ara yüz oluşturulmuştur. EKG işaretinin işlenmesi üzerine yapılan çalışmalardan farklı olarak, bu tez çalışmasında dört farklı veri tabanlarına ait veri setleri kullanılmıştır.

İkinci uygulamada EKG işaretinin içerisinde bulunan RR aralıklarından parametre çıkarımı yapan bir ara yüz oluşturulmuştur. MIT-BIH veri tabanından sağlıklı ve konjestif kalp yetmezliği hastalığına (KKY) sahip otuz bireye ait RR aralıkları alınarak, Kalp Hızı Değişkenliğine (KHD) ait zaman ve frekans parametreleri çıkartılmıştır. Çıkartılan parametreler boyut indirgeme algoritmalarından biri olan Temel Bileşen Analizine (TBA) uygulanmıştır. TBA'dan elde edilen veriler k-ortalama sınıflandırıcısına uygulanarak oluşturulan programın ve çıkartılan parametrelerin doğruluk oranları belirlenmeye çalışılmıştır.

Son uygulama da ise farklı duyguların EEG üzerinde gözlenebilmesi üzerine bir çalışma yapılmıştır. Çalışma için DEAP veri tabanından dört bireye ait EEG işaretleri alınmıştır. Veri tabanından alınan EEG kayıtları, deneklerde dört farklı duyguyu uyandıracak şekilde

izletilen videolar esnasında kaydedilmiştir. Alınan EEG işaretlerine dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Farklı duygu oluşturmak için izletilen videoların EEG üzerinde meydana getirdiği değişimler Güç Spektrum Yoğunluğu oluşturularak incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: LabVIEW, Biyoelektriksel İşaretler, Elektrokardiyogram (EKG), Elektroansefalogram (EEG)



SUMMARY

Time Frequency Analysis of Bioelectrical Signals Using LabVIEW

Today, the decision-making process depends on people has decreased dramatically with the coming of digital signal processing techniques in biomedical field. To understand the information contained in the signal, different methods have been investigated. The studies have accelerated with understanding the importance of digital signal processing techniques in this field. The aim of this thesis is to implement signal processing techniques in the biomedical field which is one of the applications of electronic systems so as to provide ease of use. In bioelectrical signal processing applications often text-based programs such as MATLAB are used. The major disadvantage in these text-based languages is requiring code memorization. In this thesis, a new and alternative method for signal processing using LabVIEW that is a graphical language based method was investigated. Thanks to the graphic encoding method, disadvantages of the text based language that is tried to be minimized.

In this study, LabVIEW is used as a simulation environment. Bioelectric signals Electroencephalography (EEG) and Electrocardiogram (ECG) were performed in three different applications. In the first study, number of heart beats attempts to find from the ECG signal. In this study, as differently, different data sets have been used. A system for detecting QRS from ECG signal via wavelet transform has been developed.

In second application, an interface have been created for extract parameters from RR intervals which inside in ECG signal. Signals from MIT-BIH Congestive Heart Failure RR Interval and Normal Sinus Rhythms RR Interval of thirty participants were used to obtain parameters for time and frequency domains. Obtained parameters were applied to principal component analysis. Then the obtained normalized data were applied to k-mean classification algorithm so accuracy rate of extraction parameters were determined.

In latter study, EEG signals from the database DEAP of four individuals were examined. EEG recordings of the subjects were recorded during watched videos to evoke four different emotions. The wavelet transform is applied to the recorded EEG signals. The changes on EEG caused by the watched video to create different feelings were examined.

Power Spectrum Density (PSD) was created to examine four different frequency ranges in the EEG.

Keywords: LabVIEW, Bioelectrical Signals, Electrocardiogram (ECG), Electroencephalogram (EEG)



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1.	Farklı dalgacık şekilleri.....	14
Şekil 2.2.	Üç kanallı filtre bankası	16
Şekil 2.3.	Dördüncü dereceden ayrışım.....	17
Şekil 2.4.	Katsayıların frekans alanında gösterimi.....	18
Şekil 2.5.	db 2 ve db 9 için ölçek, dalgacık fonksiyonları ve filtre katsayıları.....	18
Şekil 3.1.	LabVIEW programının ön paneli ve blok diyagramı	23
Şekil 3.2.	Biyomedikal Workbench ve uygulamaları.....	24
Şekil 3.3.	EKG işareti.....	26
Şekil 3.4.	Uluslararası 10-20 sistemi genişletilmiş elektrot yerleşimi	30
Şekil 3.5.	EEG'de görülen dalgalar	31
Şekil 4.1.	(a) Dosya okuma ve (b) örnek seyreltme	35
Şekil 4.2.	(a) Ham EKG işareti, (b) yeniden örneklenen EKG işareti, (c)ham işarete bulunan frekans bileşenleri, (d) yeniden örneklenen işarete bulunan frekans bileşenleri.....	36
Şekil 4.3.	(a) Düşük frekanslı gürültünün atıldığı EKG işareti ve (c) frekans spektrumu, (b) atılan gürültü ve (d) frekans spektrumu	37
Şekil 4.4.	Düşük frekanslı gürültünün atılmasına dair blok diyagram.....	38
Şekil 4.5.	(a) AG süzgeç ve (b) YG süzgeç çıkışında oluşan EKG işaretleri.....	38
Şekil 4.6.	EKG işaretinin yaklaşım ve detay katsayıları	39
Şekil 4.7.	(a) SDD ve (b) KZFD yöntemleriyle EKG işareti için elde edilen zaman-frekans çizimi	40
Şekil 4.8.	Dalgacık uygulaması ve genlik ölçüm blok diyagramı	41
Şekil 4.9.	Çalışmada kullanılan EKG işaretleri	42
Şekil 4.10.	Verilerin LabVIEW ortamında bir matrise aktarılması	47
Şekil 4.11.	(a) KHD'ye ait zaman alanın parametrelerinin ön panel ve (b) blok diyagramı, (c) frekans alanına ait parametrelerin ön panel ve (d) blok diyagramı.....	48
Şekil 4.12.	Zaman alanına ait çıkartılan parametrelerin TBA'ya uygulanması	52
Şekil 4.13.	k-ortalama algoritmasına ve doğruluk oranının hesaplanmasına ait blok diyagram görüntüsü	53
Şekil 4.14.	Sonuçların görselleştirilmesi.....	54
Şekil 4.15.	Robert Plutchik tarafından oluşturulan duygu çemberi	55
Şekil 4.16.	İki boyutlu Değerlik-Uyarılma (Valence-Arousal) duygu modeli	56
Şekil 4.17.	Seçilen video klipler uyandırdığı duygulara göre Değerlik-Uyarılma duygu modelin üzerine yerleştirilmesi.....	58

Şekil 4.18. Dosya formatı çevirme işlemi	59
Şekil 4.19. İdeal alçak geçiren süzgeç	61
Şekil 4.20. İdeal olmayan süzgeç genlik frekans yanıtı	61
Şekil 4.21. (a) 33. dereceden Butterworth , (b) Chebyshev, (c) Elliptic, (d) Bessel IIR filtreleri, (e) 33.dereceden FIR ve (f) daha yüksek dereceden FIR filtreleri.....	62
Şekil 4.22. Oluşturulan programın (a) ön panel ve (b) blok diyagram görüntüsü.....	63
Şekil 4.23. Detay ve yaklaşım katsayıları.....	64
Şekil 4.24. 8 nolu katılımcıya ait GSY.....	65
Şekil 4.25. 4 katılımcıya ait Gama dalgası için oluşturulan GSY.....	68



TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 3.1. Biyoelektriksel işaretler ve genlik-frekans aralıkları.....	25
Tablo 3.2. RR aralıkları ile ilgili parametreler	28
Tablo 4.1. Katsayılarla karşılık gelen frekans aralıkları.....	40
Tablo 4.2. db5 dalgacığı ile elde edilen sonuçlar	43
Tablo 4.3. sym4 dalgacığı ile elde edilen sonuçlar	44
Tablo 4.4. coif1 dalgacığı ile elde edilen sonuçlar	45
Tablo 4.5. Frekans alanı ait çıkartılan parametreler	50
Tablo 4.6. Zaman alanına ait çıkartılan parametreler.....	51
Tablo 4.7. EEG elektrot isimleri	60
Tablo 4.8. Dalgacık ayrışım seviyelerine karşılık gelen EEG frekans aralıkları ve EEG dalgaları	64

SEMBOLLER LİSTESİ

E_x	: İşaret enerjisi
$x(t)$	: Sürekli zamanlı işaret
$x[n]$	: Ayrık zamanlı işaret
P_x	: İşaret gücü
f_m	: İşaretin bant genişliği
f_s	: Örnekleme frekansı
Hz	: Hertz
t	: Zaman
f	: Frekans
T	: Periyot
N	: Ayrık zamanlı işaretin temel periyodu
$\psi(t)$	: Dalgacık fonksiyonu
C_ψ	: Geçerlilik şartı
s	: Ölçek parametresi
τ	: Kaydırma parametresi
$d_n(t)$	: n. dereceden dalgacık detay katsayısı
$a_n(t)$	: n. dereceden dalgacık yaklaşım katsayısı
$\phi(t)$	: Ölçekleme fonksiyonu
$S_{xx}(F)$	: İşaretin toplam enerjisi
$R_{xx}(\tau)$	: İşaretin öz korelasyonu

KISALTMALAR

ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AFD	: Ayrık Fourier Dönüşümü
AGS	: Alçak Geçiren Süzgeç
AZFD	: Ayrık Zamanlı Fourier Dönüşümü
AZFS	: Ayrık Zamanlı Fourier Serisi
ÇDF	: Çok Düşük Frekans
DF	: Düşük Frekans
EEG	: Elektroansefalogram
EMG	: Elektromiyogram
EKG	: Elektrokardiyogram
FN	: False Negative (Yanlış Negatif)
FP	: False Positive (Yanlış Pozitif)
GSY	: Güç Spektrum Yoğunluğu
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü
KHD	: Kalp Hızı Değişkenliği
KKY	: Konjestif Kalp Yetmezliği
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
OSS	: Otonom Sinir Sistemi
PT	: Pozitif Tahmin
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SE	: Sanal Enstrüman
SZFD	: Sürekli Zamanlı Fourier Dönüşümü
SZFS	: Sürekli Zamanlı Fourier Serisi
SNR	: Signal Noise Ratio (İşaret Gürültü Oranı)
TBA	: Temel Bileşen Analizi
TP	: True Positive (Doğru Pozitif)
YF	: Yüksek Frekans
YGS	: Yüksek Geçiren Süzgeç

1. GİRİŞ

1.1. Genel Bilgi

İşaret; bilgi taşıyan zaman veya başka değişkenlere bağlı olarak değişen fiziksel bir niceliktir. Biyomedikal işaretler ise canlı vücudundan elektrotlar veya dönüştürücüler yardımıyla algılanan, elektrik kökenli olan ve elektrik kökenli olmayan şekilde iki farklı şekilde isimlendirilen işaretlerdir. Elektroansefalogram, elektrokardiyogram, elektrik kökenli işaretlere, kan basıncı, kalp sesi, sıcaklık ise elektrik kökenli olmayan işaretlere örnektir. Biyoelektrik işaretler insan vücudunda meydana gelen elektrokimyasal olaylar sonucu oluşan işaretlerdir. Kaydedilen işaretlerin birçok gürültü içermesi ve vücudun karmaşık yapısından dolayı içerdikleri bilgilerin anlaşılması zordur. Bu nedenle, sayısal işaret işleme uygulamaları sonucunda anlaşılır hale geldikten sonra yorumlanabilirler. İşaretlerin yorumlanması sayesinde, çeşitli hastalıkların teşhisinde ve uygulanan tedavi süreçlerinin kontrolünde önemli gelişmeler sağlanmıştır. Araştırmacılar tarafından en fazla incelenen biyoelektrik işaretler, EKG ve EEG işaretleridir.

Kalpте meydana gelen elektriksel aktivite sonucu oluşan işaretlere EKG denir. EKG, ritim bozukluğu, iletim bozukluğu, fetal EKG çıkarımı, kalp hızı değişkenliği analizi gibi birçok kalp hastalığının tanısında kullanılan çok önemli bir yöntem olduğundan dolayı araştırmacıların ilgisini çekmektedir.

İnsan beyni çok düşük şiddette, iyonik düzeyde sürekli elektrik akımı üretir ve dalgaları düzenli bir şekilde yayar. EEG, beyin dalgaları aktivitesinin elektriksel yöntemle izlenmesini ölçen ve bilgisayar ortamına kaydedilmesi sağlayan bir yöntemdir. İnsan EEG'sini 1920 yılında Hans Berger'in keşfetmesiyle EEG üzerine yapılan çalışmalar hızla artmıştır. EEG işaretlerinin incelenmesiyle beyin hücrelerinden çıkan elektrik akımlarının değerlendirilmesi yapılabilmektedir. Beyin lezyonlarının, tümörlerinin, epileptik aktivitenin, beyin ölümünün ve beynin elektriksel aktivitesini bozan her türlü hastalığın tanısında uzmanlar tarafından EEG değerlendirilmesi yapıldıktan sonra anlaşılabilir. EKG ve EEG işaretleri, uzun yıllardan beri araştırılmalarına rağmen, sağlık alanında sürekli yeni olayların oluşmasından dolayı, gelecekte de araştırılmaya kuşkusuz devam edilecektir.

1.2. Literatür Özeti

Literatürde biyoelektriksel işaret işleme alanında birçok çalışma yapılmasına rağmen grafik tabanlı programlamayla yapılan çalışmalara çok fazla rastlanmamıştır. Literatür özeti başlığı altında yakın tarihlerde EKG ve EEG işaretleri üzerine yapılan farklı çalışmaları özetlemek mümkündür.

Ondracek ve ark. (2005), çalışmalarında farklı filtre çeşitleriyle biyomedikal işaret işleme uygulamaları gerçekleştirmişlerdir [1]. Biyomedikal işaret olarak fetal EKG işaretini ve benzetim ortamı olarak MATLAB programını kullanmışlardır. Düşük frekanslı gürültülerin işaretten arındırılması için Sonlu İmpuls Cevaplı ve Sonsuz İmpuls Cevaplı süzgeçlerini, yüksek frekanslı bileşenler için uyarlamalı süzgeci kullanmışlardır. Anne EKG işareti ve diğer gürültülerin arındırılması için de yine uyarlamalı süzgeci kullanmışlardır. Chakraborty ve Das (2012), EKG işaretinde işaret-gürültü oranını (SNR) belirleyerek, bu oranı iyileştirmek için bant geçiren ve Savitzky-Golay süzgeçlerini kullanmışlardır [2]. Filtreleme işleminden sonra Pan Tompkins algoritması kullanarak işarete bulunan QRS karmaşığını belirlemeye çalışmışlardır. Sevindir ve ark. (2015), kalp atım hızı tespiti için dalgacık analizini EKG işaretine uygulamışlardır [3]. Farklı dalgacık aileleri kullanarak (db4, db10, coif4), R noktalarını belirlemedeki başarı oranlarını karşılaştırmışlardır. Mahmoodabadi ve ark. (2005), yaptıkları çalışmada çoklu çözünürlük yöntemini kullanarak, dalgacık dönüşümüyle EKG işaretinden QRS karmaşığını belirlemeye çalışmışlardır [4]. Yirmi üç bireye ait işaretlere db4 ve db6 dalgacıklarını uygulayarak literatürde çok kullanılan hassasiyet ve pozitif tahmin parametrelerini hesaplamışlardır. Saritha ve ark. (2008), MATLAB ortamında ürettikleri EKG işaretini, dalgacık dönüşümü kullanarak gürültülerden temizlemeye çalışmışlardır [5]. İşaretteki QRS karmaşığını tespit ederek, normal ve taşikardi, bradikardi gibi anormal kalp ritmi düzensizliklerini db10 dalgacığını kullanarak tespit etmeye çalışmışlardır. Rani ve ark. (2015), MATLAB ortamında db3 ve db4 dalgacıklarını kullanarak yüz yirmi beş kişiye ait EKG işaretleri içerisinde bulunan QRS karmaşıklarını belirlemeye çalışmışlardır [6]. Adıgüzel ve Durak (2007), EKG işaretleri üzerindeki gürültülerin arındırılması için dalgacık ayrıştırma ağacı ile dalgacık tabanlı Wiener süzgeci kıyaslamasını yapmışlardır [7]. Elde ettikleri sonuçları görsel olarak yorumlamış ve dalgacık ayrıştırma ağacının daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir. Gautam ve ark. (2008), MATLAB ortamında yaptıkları çalışmada, R dalgasının tespiti için yeni bir yöntem önermişlerdir [8]. Kullandıkları

yöntemle SNR oranını iyileştirdiklerini belirtmişlerdir. Ayrıca EKG işaretinin hızlı Fourier dönüşümünü alarak işareti frekans ortamında da incelemişlerdir. Yazgı ve Yıldız (2009) yutkunmanın kalp hızı değişkenliği üzerine olan etkisini incelemişlerdir [9]. KHD parametresi olarak on iki denekten aldıkları EKG işaretlerinin spektral analizini yapmışlardır. Çalışmaları sonucunda yutkunmanın KHD güç spektrumunda değişime neden olduğunu tespit etmişlerdir. Aeron ve ark. (2012) çocuklarda ani kalp durması ile KHD arasında bir ilişki olduğunu iddia ederek KHD'nin ani kalp ölümlerinin erken teşhisinde kullanılabileceğini ifade etmişlerdir [10]. Yazarların amaçları çocuklarda ani kalp ölümünü önceden tespit eden bir model geliştirmektir. Sınıflandırma için destek vektör makinaları algoritmasını kullanmışlardır. Narin ve ark. (2013), konjestif kalp yetmezliğinin tespiti için KHD parametrelerini kullanmışlardır [11]. Yaptıkları çalışmada farklı sınıflandırıcıların hastalığı tespit etmesindeki başarı oranlarını karşılaştırmışlardır. Destek vektör makinaları, k-en yakın komşu, çok katmanlı algılayıcı, doğrusal ayraç analizi ve radyal tabanlı fonksiyon algoritmalarından en iyi sınıflandırma başarısının çok katmanlı algılayıcı ile elde edildiğini gözlemlemişlerdir. Koenig ve ark. (2016) cinsiyet ile KHD arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir [12]. Yaptıkları çalışmada KHD'ye ait güç spektrum yoğunluğuna bakarak, kadınlar için yüksek frekanslı bileşenlerinin düşük frekanslı bileşenlere göre güç yoğunluklarının daha fazla olduğunu gözlemlemişlerdir. Verkuil ve ark. (2015) kadınlar ve erkekler üzerine yaptıkları araştırmada kadınlarda depresyon durumunun yüksek KHD ile ilişkili, erkeklerde depresyon durumunun ise düşük KHD ile ilişkili olduğunu söylemişlerdir [13]. Bu nedenle KHD ile belirlenebilecek bazı hastalık ve durumların cinsiyete göre farklılık gösterdiğini belirtmişlerdir. Murugappan ve ark. (2010) iğrenme, korku, sürpriz, mutlu ve nötr duygularının EEG üzerinde gözlemlenmesi için yaptıkları çalışmada db4 dalgacığını kullanarak enerji tabanlı öznitelikleri kullanmışlardır [14]. Liu ve ark. (2011), temel duyguları değerlik-uyarılma duygu modelinde incelemişlerdir [15]. Korku, üzüntü, mutluluk, tatmin, memnun ve ürkme duygularının uyarımı için müzik ve ses kullanmışlardır. Lokannavar ve ark. (2015), hızlı Fourier dönüşümü ve otoregresif yöntemlerini kullanarak mutlu, rahatlık, üzüntü ve korku duygularının EEG spektrumu üzerinde ayırt edilmesini araştırmışlardır [16]. Lin ve ark. (2010), müzik yardımıyla uyandırmaya çalıştıkları mutlu, keyif, üzüntü ve memnuniyet duygularının EEG üzerindeki yansımalarını incelemişlerdir. Çalışmalarının sonunda frontal ve parietal bölgelerinde bulunan elektrotlardan aldıkları EEG işaretleriyle duygular arasında yakın bir ilişki olduğunu söylemişlerdir [17]. Polat ve ark. (2015), 15 farklı

duyguya neden olabilecek on beş hikâye dinletilerek kaydedilen EEG işaretleriyle yaptıkları araştırmada, her duygunun EEG spektrumu üzerinde 5-8 Hz frekanslarında farklı genliklere neden olduğunu gözlemlemişlerdir [18].

1.3. Tezin Amacı

Tıp alanında ve işaret işleme uygulamalarının gerektiği tüm alanlarda sayısal işaretlerin incelenmesi için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasının temel amacı, işaret işleme tekniğini tıp alanında kullanım kolaylığı sağlayacak şekilde hayata geçirmek ve disiplinler arası çalışmaya olanak sağlayarak biyoelektrik işaretlerin analizinde grafik tabanlı bir analiz yönetimini literatüre kazandırmaktır. Ayrıca bu tezin amaçlarından bir tanesi de hastalıkların teşhisinde ve tedavi sürecinin kontrolünde daha ucuz, yan etkileri olmayan, uygulanması kolay alternatif bir yöntemin geliştirilmesidir. Alternatif bir yöntemin geliştirilmesi diğer araştırmacılara ve özellikle teşhis ve tanıda karar mekanizması kullanan uzman kişilere büyük katkılar sağlaması beklenmektedir.

1.4. Tezin Kapsamı ve Yapısı

Bu tez çalışması aşağıda açıklaması yapılan beş ana bölümden oluşmaktadır.

Tezin birinci bölümünde, tez çalışmasına genel bir bakış yapılmıştır. Biyoelektrik işaretlerden EKG ve EEG için işaret işleme uygulamaları ile ilgili literatür araştırılması özetlenerek ve tezin amacından bahsedilmiştir.

Materyal ve yöntemleri anlatan ikinci bölümde, tezde kullanılan sayısal işaret işleme uygulamaları olan Fourier yaklaşımı, dalgacık yaklaşımı ve güç spektrum kestirimi yöntemlerinden bahsedilmiştir.

Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan LabVIEW programı hakkında genel bilgi verilerek, bu programın işaret işleme uygulamalarındaki avantajlarından bahsedilmiştir. Ayrıca EKG ve EEG işaretleri hakkında genel bilgiler de bu bölümde anlatılmıştır.

Dördüncü bölümde tez çalışmasında yapılan EKG işaretinden kalp atım sayısı tespiti, KHD parametrelerinin çıkarımı ve farklı duyguların EEG işareti üzerinde oluşturduğu değişiklikler olmak üzere toplam üç farklı uygulama gösterilmiştir.

Beşinci bölüm olan son bölümde ise dördüncü bölümde yapılan uygulamaların sonuçları tartışılmış ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar hakkında öneriler sunulmuştur.



2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Sayısal İşaret İşleme

Sayısal işaret işleme; sayı dizileri şeklinde temsil edilen işaretlerden gerekli bilgileri elde etmek için işaretleri inceleyen, işaretlerin sayısal hesaplama yöntemleri yardımıyla dönüştürülmesiyle ilgilenen, son zamanlarda hızla ilerleyen bir alandır. Yazılım yoluyla işaret işleme uygulamaları daha güvenilir ve kolay yapılmakla beraber esnek bir yapıya da sahiptir [20]. Gerçek hayatta karşılaşılan işaretlerin hemen hemen hepsi analogdur. Analog işaretler sayısal sistemlerde işlenmek üzere sayısal verilere dönüştürülürler. Bilgisayarla işlenecek işaret, örneklenerek, nicemlenerek ve en sonunda kodlanarak elde edilir.

Bazı durumlarda zaman alanında işaretlere bakarak ne anlama geldikleri, içerisinde hangi bilgileri taşıdıklarını anlamak mümkün olmayabilir. Zaman alanında işaret işlemenin zor olduğu durumlarda, genellikle işaretler frekans alanında tanımlanarak işlemler yapılır. Bu dönüşüm sayesinde işaret özellikleri daha açık gözlenebilir ve zaman alanına kıyasla daha kolay işlenebilir.

2.1.1. İşaret Enerjisi ve Gücü

İşaret sınıflandırılmasında kullanılan önemli özelliklerden biri enerji ve güçtür [19]. Sürekli zamanlı bir işaretinin enerjisi (2.1)'deki gibi tanımlanır.

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (2.1)$$

Ayrık zamanlı $x[n]$ işareti için enerji tanımı (2.2)'de gösterildiği gibi tanımlanır.

$$E_x = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} |x[n]|^2 \quad (2.2)$$

İşaretin sonlu bir enerjiye sahip olabilmesi için (2.1)'deki integralin yakınsaması gerekir. Ayrık zamanlı işaretlerin de sonlu bir enerjiye sahip olabilmesi için (2.2)'deki toplamın yakınsaması gerekir. Fakat bazı işaretler için bu integral veya toplam yakınsamaz ve işaretin enerjisi sonsuz çıkar. Bu tür işaretler, enerji yerine işaretin ortalama gücü

hesaplanarak tanımlanırlar [19]. Periyodik işaretlerin ortalama gücü (2.3), bir periyot boyunca alınan ortalama güce eşittir.

$$P_x = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{+T/2} |x(t)|^2 dt \quad (2.3)$$

Ayrık zamanlı $x[n]$ işareti için ortalama güç tanımı (2.4)'te gösterildiği gibidir.

$$P_x = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N} \sum_{n=-N}^{+N} |x[n]|^2 \quad (2.4)$$

Sonlu enerjiye sahip işaretlere enerji işaretleri denir. Sonsuz işaret enerjisine ancak sonlu güce sahip işaretlere de güç işareti denir. Periyodik işaretler sonsuz enerjiye sahiptirler. Bundan dolayı bu işaretler güç işaretidirler.

2.1.2. Örneklem Teoremi

Ayrık zamanlı işaretler ile yapılan işlemlerde, sürekli zamanlı işaretlerin ayrık zamanlı işaretlere dönüştürülmesi gerekir. Ayrık zamanlı işareti elde etmek için en çok kullanılan yöntem analogdan sayısala çevirme işlemidir. Bu işlem işaretin belirli bir frekansta örneklenmesiyle başlar. Daha sonra örneklenen işaret nicemlenip en sonunda da kodlanarak sayısal bir veriye dönüştürülür. Örneklem yapılırken dikkat edilmesi gereken en önemli nokta, işaretin örneklem hızıdır. Çünkü örneklenecek analog işaret, sayısal zaman hale dönüştürüldüğü zaman, analog halde içerdiği tüm bilgileri içermesi gerekir. Ayrıca ayrık zamanlı yapıya dönüştürülmüş işaretten tekrar sürekli hale geri getirirken de yine bütün bilgilerin korunarak geri getirilmesi gerekir. Örneklem hızı, işaretin ne kadar hızlı değiştiğine, yani içerisinde bulundurduğu frekans bileşenlerine bağlıdır [20]. Bununla ilgili temel çalışma *Nyquist* tarafından tanıtılmış, daha sonra ise *Shannon* tarafından geliştirilmiş olan Örneklem teoremidir. Bu teoreme göre, analog bir $x(t)$ işareti, içerisinde bulunan en yüksek frekans bileşeninin en az iki katında örneklenirse, bozulmaya uğramadan geri elde edilebilir veya çatılabilir. En yüksek frekans bileşeninin iki katından daha yavaş frekansta örneklenirse, işaretin yeniden oluşturulmasında örtüşme meydana gelir ve geri oluşturulan işaret orijinal işaretin aynısı olmaz [20].

Örneklenecek işaretin bant-genişliği f_m olsun. Buna göre örnekleme hızı f_s frekansı, f_m 'nin en az iki katı olmak zorundadır. $2f_m$ frekansına *Nyquist Frekansı* denir. Örnekleme hızının örtüşme etkisinin zaman alanında gözlemlenmesi biraz zordur. Fakat frekans alanında etkisi açık bir şekilde gözlemlenebilir.

Örtüşmenin engellenmesi için alçak geçiren bir süzgeç kullanılabilir. Örnekleme yapmadan önce işaret alçak geçiren filtreden geçirilerek yüksek frekanslı bileşenler süzülür. Sadece düşük frekans bileşenlerine sahip işaret örneklenerek örtüşme ihtimali ortadan kaldırılabilir.

Zamanda sınırlı işaretler için durum biraz daha farklıdır. Çünkü zamanda sınırlı işaretler sınırlı bir bant genişliğine sahip değildir. Dolayısıyla sonsuz örnekleme hızı gereklidir. Bazı durumlarda Nyquist hızı işaretin geri çatılması veya elde edilmesi için yeterli olmayabilir [20]. Bir işaretin kendi örneklerinden tekrar elde edilmesinden emin olmak için Nyquist hızından daha yüksek bir hızda örneklenmesi gerekebilir.

Örnekleme sürekli zamanlı işaretlerde yapıldığı gibi ayrık zamanlı işaretler için de yapılır [19]. Yine burada da dikkat edilmesi gereken konu, örneklenecek ayrık zamanlı işaretin bilgilerini koruyarak örneklenmesidir. Ayrık zamanlı işaretlerin örneklenmesi iki şekilde olur. Bunlar örnek sayısını azaltma işlemi olan örnek seyreltme ve örnek sayısını artırma işlemi olan ara değerlemedir. Örnek seyreltme işlemi çoğu zaman veri hızını azaltmak için ve yüksek frekanslı gürültülerin filtreler yardımıyla engellenemediği durumlarda kullanılır. İşaretin örneklenmesinin ardından tekrar elde edilmesi sürecinde çakışma meydana gelmemesi için, aşırı hızda örneklenip daha sonra örnek seyreltilerek veri hızının indirilmesi uygulamalarda sıkça kullanılmaktadır.

2.2. Fourier Yaklaşımı

Sistemlerin ve işaretlerin analizinde kullanılan önemli araçlardan bir tanesi Fourier yaklaşımıdır. Bu yaklaşımın temelinde işaretlerin, sinüzoidallerin doğrusal birleşimleriyle ifade edilebileceği yatar. Yani işaretler, farklı genlik ve frekanstaki sinüzoidal bileşenlere ayrılarak gösterilir. Bu ayrıştırma sayesinde işaretler frekans bölgesine taşınabilir ve frekans içerikleri gözlemlenebilir. Zaman alanında gözlemlenemeyen birçok olay, bu dönüşüm sayesinde frekans alanında görülebilir hale gelir.

2.2.1. Sürekli Zamanlı Fourier Serisi

Fourier serisi, periyodik bir işaretin $Ae^{j\omega t}$ gibi karmaşık sinüzoidallerin veya $A\sin(\omega t + \theta)$ ve $A\cos(\omega t + \theta)$ biçiminde gerçel sinüzoidallerin doğrusal birleşimi olarak ifade edilmesidir [19]. Periyodik sürekli zamanlı $x(t)$ işareti için Sürekli Zamanlı Fourier Serisi (SZFS) denklem (2.5)'de gösterildiği şekilde bulunur:

$$x(t) = a_x[0] + \sum_{k=1}^{+\infty} (a_x[k]\cos(2\pi kt/T) + b_x[k]\sin(2\pi kt/T)) \quad (2.5)$$

Denklem (2.5)'teki eşitliğe, SZFS'nin trigonometrik açılımı denir. Bu eşitlikte işaret, sinüslerin ve kosinüslerin doğrusal birleşimi olarak gösterilmiştir. $a_x[0]$ işaretin sıfır frekansındaki değeri veya ortalama değeri, k harmonik sayısı, $a_x[k]$ ve $b_x[k]$ katsayıları ise sinüs ve kosinüslerin genliklerini belirleyen k 'nıncı harmonik fonksiyonlardır [19]. k sadece tamsayı değerlerinde tanımlıdır. Diğer değerler için tanımlı değildir. Bundan dolayı, sürekli zamanlı bir işaretin SZFS'i ayrık değerlidir.

Denklem (2.5)'de bulunan $a_x[k]$ ve $b_x[k]$ katsayılarının bulunması için aşağıdaki eşitlikler kullanılmaktadır.

$$a_x[k] = \frac{2}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) \cos(k\omega t) dt \quad (2.6)$$

$$b_x[k] = \frac{2}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) \sin(k\omega t) dt \quad (2.7)$$

$$a_x[0] = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} x(t) dt \quad (2.8)$$

SZFS'i alınacak bir işaret, zaman alanında süreklidir. Fakat frekans alanında ayrık değerlidir. Periyodikliğin sonucu olarak, spektrumlar eşit uzaklıklı çizgilerden oluşur.

2.2.2. Sürekli Zamanlı Fourier Dönüşümü

SZFS aracılığıyla periyodik işaretler, sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının doğrusal birleşimi olarak ifade edilebilir. Harmonik katsayılarının bulunmasıyla bu fonksiyonların genlikleri ve fazları da bulunmuş olur. Uygulamada kullanılan bütün işaretler veya gerçek hayatta karşılaşılan birçok işaret periyodik değildir. Periyodik olmayan işaretlerin de

sinüzoidallerin doğrusal birleşimi olarak ifade edilmesi, işaret işleme uygulamaları için çok önemli kolaylıklar sağlayacaktır. Bu nedenle, SZFS'yi genelleştirerek periyodik olmayan işaretler için de tanımlamak gerekir. Periyodik işaretlerin SZFS'i, spektrum gösteriminde birbirine eşit uzaklıkta çizgilerden oluşur. Bu çizgiler arasındaki mesafe işaretin periyodu ile ters orantılıdır. Periyot arttıkça çizgiler birbirine yaklaşır, periyot azaldıkça da çizgiler birbirinden uzaklaşır. Periyodik olmayan bir işaret, sonlu bir zaman içinde kendini tekrarlamaz. Bu işaretin kendini sonsuzda tekrarladığı varsayılarak, periyodu sonsuz kabul edilip, SZFS uygulanabilir. Bu durumda periyodik işaretlerin SZFS'sinde birbirine eşit uzaklıklarda bulunan çizgiler, periyodun sonsuza gitmesiyle birbirine yaklaşarak sürekli hale gelirler. Bu işleme Sürekli Zamanlı Fourier Dönüşümü (SZFD) denir.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.9)$$

Ters Fourier Dönüşümü:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f)e^{j2\pi ft} df \quad (2.10)$$

SZFD uygulanan işaretin frekans alanı gösterimi ayrık değil sürekli haldedir. Bu eşitlikte anlaşılabacağı üzere Fourier Dönüşümü frekansın fonksiyonudur.

2.2.3. Ayrık Zamanlı Fourier Serisi

Ayrık Zamanlı Fourier Serisi (AZFS) yöntemi, periyodik işaretin bir periyot boyunca alınan örnekleri üzerinden Fourier katsayılarını bulur.

Sürekli zamanlı periyodik işaretlerin Fourier serisi sonsuz sayıda frekans bileşeni bulundurulur. Sürekli zamanlı işaret için frekans eksenini $-\infty$ ile ∞ arasında tanımlanır. Fakat ayrık zamanlı işaretler için frekans tanım aralığı 0 ile 2π arasında veya $-\pi$ ile π arasındadır. Ayrık zamanlı işaretler için temel periyot N 'dir. Frekans bileşenleri $2\pi/N$ veya $f = 1/N$ mesafelerle ayrılır. Bundan dolayı, ayrık zamanlı işaretler için Fourier serisi en fazla N frekans bileşenine sahip olur.

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} c_k e^{j\frac{2\pi kn}{N}} \quad (2.11)$$

$$c_x[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [x[n]e^{-j2\pi kn/N}] \quad (2.12)$$

Burada, N tane örnek için $k = 0, 1, \dots, n - 1$ aralığına sahip olacaktır ve katsayılar da bu sayıda olacaktır. Bu aralık dışında Fourier serileri periyodik $c[k] = c[k + N]$ olacaktır.

F_s örnekleme hızı kullanılarak örneklenecek bir işaret için N tane örnek alınmış olsun. Burada, $k = 0, 1, \dots, n - 1$ aralığı frekans bölgesinde $0 < F < F_s$ bölgesine karşılık gelir. Bundan dolayı, örneklenecek sürekli zamanlı bir işaret için örnekleme hızı çok önemlidir. Çünkü işaret içinde incelenecek maksimum frekans örnekleme frekansı kadar olacaktır.

2.2.4. Ayırık Fourier Dönüşümü ve Hızlı Fourier Dönüşümü

Ayrık zamanlı işaretlerin analizi, zaman tanımlı işaretin frekans alanındaki eşdeğerine dönüştürülmesiyle yapılır. Periyodik olmayan ayırık işaretler için Fourier dönüşümleriyle yapılan frekans alanı tanımı sürekli haldedir. Sayısal işaret işleme uygulamaları için işaretlerin ayırık zamanlı veya işaretin spektrumunun frekans bölgesinde örneklenmesine ihtiyaç vardır. Bunun için de ayırık zamanlı bir işaretin frekans alanında da ayırık hale getirilmesi gerekir. Bu da Ayırık Fourier Dönüşümüyle (AFD) mümkündür. Periyodik olmayan ayırık zamanlı işaretlerin Fourier dönüşümleri $0-2\pi$ arasında periyodiktir [20]. Frekans alanı $0-2\pi$ arsında örneklenecek sayısal işaret işleme uygulamaları için veriler elde edilebilir. Zaman alanında tanımlı $x[n]$ işaretinde örnek sayısı çok fazla olabilir. Sayısal işlem yapacak elemanlar belirli bir kapasiteye sahiptirler. Bu nedenle $x[n]$ işaretinin belirli uzunluktaki örnekleri alınarak işlem yapılır. İşaretinin alınan örnek sayısı L uzunluğunda olsun. Frekans bölgesinde ayırık zaman dönüştürülecek işaretin örnekleme frekansı N olsun. Buna göre, Fourier dönüşümüyle frekans alanında tanımlanan işaretin, tekrar elde edilmesi için $N \geq L$ olmalıdır. Aksi takdirde frekans alanından elde edilecek zaman alanı işaretinde çakışma meydana gelir. İşaretin örnek sayısı $L < N$ olduğu durumlarda işareti N uzunluğuna getirmek için $N - L$ kadar sıfır eklenir. Buna göre işleme alınacak işaret;

$$x_p[n] = \begin{cases} x[n], & 0 \leq n \leq L - 1 \\ 0, & L \leq n \leq N - 1 \end{cases} \quad (2.13)$$

olarak tanımlanır.

İşarete sıfır eklemek frekans spektrumunda değişiklik meydana getirmez [20]. Bu durumda Ayırık Fourier dönüşümü ve ters Ayırık Fourier dönüşümü sırasıyla (2.14) ve (2.15)'de gösterildiği şekilde uygulanır.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-\frac{j2\pi kn}{N}}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.14)$$

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{\frac{j2\pi kn}{N}}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.15)$$

Bu işleme N - noktadan Ayırık Fourier Dönüşümü denir. Uzun dizilerle işlem yapıldığında AFD işlem sayısı artar. N - noktadan AFD alınan bir işaret için N^2 karmaşık çarpma, $N(N-1)$ karmaşık toplama işlemi gerekmektedir. Uzun diziler için diziyi parçalara bölüp işlem yapılabilir. İşlem sayısını azaltmak için geliştirilen farklı algoritmalar vardır. Bu algoritmalar genel olarak Hızlı Fourier Dönüşüm (HFD) algoritmaları denir. Burada temel yaklaşım, N boyutundaki dizinin daha kısa parçalara bölünerek AFD alınmasına dayanmaktadır. AFD'nin boyutu iki veya dördün katları şeklinde alındığı zaman önemli derecede işlem sayısı azalmaktadır. Sayısal işaret işleme işlemcileri için iki veya dört tabanında örnek seyreltme ve işlem yapma, hız ve hafıza açısından sıkça tercih edilir [20].

2.2.5. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümlerinde işaretler frekans alanına dönüştürüldüklerinde zaman bilgisi kaybolur. Çoğu uygulama için zaman frekans alanlarının beraber gözlenmesi gerekmektedir. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü (KZFD) ile bu problemin üstesinden gelinmeye çalışılmıştır. KZFD bir işareti zaman ekseninde belirli uzunlukta parçalara ayırarak, her bir parçanın HFD'sini alır. Böylelikle, her bir parçaya karşılık gelen zaman dilimine ait frekans spektrum bilgisi elde edilebilir. Dönüşümü yapılan işaretin zaman bilgisi kaybolmaz. KZFD (2.16)'da gösterilen eşitlikle bulunur;

$$X_{STFT}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.16)$$

Ayrık zamanlı işaretler için;

$$X[n, l] = \sum_{n=l}^{l+N} x[n]h[n-l]e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (2.17)$$

şeklinde hesaplanır.

Bu dönüşümde, işaret $w(t)$ penceresiyle çarpılıp, kaydırılır. Böylelikle farklı zaman aralıklarında işaretin frekans analizi yapılabilir. KZFD işleminin performansı $w(t)$ penceresinin genişlik seçimine bağlıdır. Genişliği büyük seçilirse frekans çözünürlüğü artar fakat zaman çözünürlüğü azalır. Genişlik küçük seçilirse frekans çözünürlüğü azalır fakat zaman çözünürlüğü artar [21].

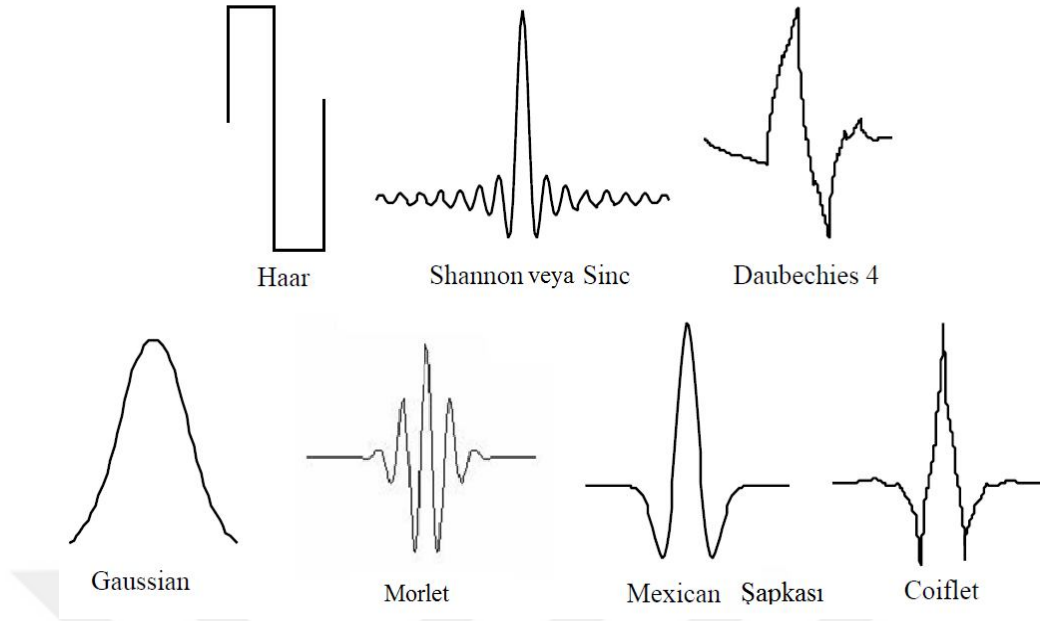
2.3. Dalgacık Yaklaşımı

Fourier serisi, periyodik işaretleri sinüzoidal işaretlerin doğrusal birleşimi olarak gösterip, bunların frekans bileşenlerini bulmak için çok ideal bir yöntemdir. Fakat daha sonra, periyodik olmayan işaretler için genelleştirilerek, bu işaretlerinde frekans bileşenleri bulunmaya çalışılmıştır. Fourier yaklaşımı, incelenecek işaret ile sinüzoidal işaret arasındaki benzerlik esasına dayanmaktadır. Dalgacık yaklaşımı ise Fourier yaklaşımının genelleştirilmiş halidir. Fourier yaklaşımında işaret ile karmaşık üstel arasındaki benzerliğe göre işlem yaparken, dalgacık dönüşümü işaret ile ana dalgacık arasındaki benzeşme esas alınır.

2.3.1. Dalgacık

Dalgacık fonksiyonları, ölçekleme ve kaydırma parametreleri kullanılarak bir ana dalgacıktan türetilen fonksiyonlardır. $\psi(t)$ şeklinde gösterilen dalgacıklar, farklı frekans bileşenlerine sahip osilasyonlu fonksiyonlardır [21]. Bazı dalgacıklar Şekil 2.1'de gösterilmiştir.

Oluşturulacak dalgacıkların şekli sinüzoidallere kıyaslanınca daha esnek bir yapıya sahiptir. Fakat bir fonksiyonun dalgacık olabilmesi için bazı koşullar vardır [22]. Bu koşullar şunlardır;



Şekil 2.1. Farklı dalgacık şekilleri

-Dalgacık sonlu enerjiye sahip olmalı.

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.18)$$

$-\psi(t)$ fonksiyonunun Fourier dönüşümü $\psi(f)$ olsun. Buna göre;

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\psi(t)|^2}{f} df < \infty \quad (2.19)$$

Bu eşitsizlik, işaretin içerisinde sıfır frekansının bulunmaması gerektiğini ve işareti ortalama değerinin mutlaka sıfır olması gerektiğini göstermektedir. Bu koşula *geçerlilik* şartı veya *kabul edilebilirlik* şartı (admissibility) denir [22].

2.3.2. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümüyle (SDD) durağan olmayan işaretlerin frekans-zaman çözünürlüğü optimum şekilde elde edilebilir. Dönüşüm (2.20)'de gösterilmiştir.

$$SDD(\tau, s) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{\tau, s}^*(t) dt \quad (2.20)$$

SDD, τ ve s değişkenlerinin bir fonksiyonu olup, burada, $\psi(t)$ ana dalgacığı göstermektedir. * işareti karmaşık eşleniği, s ölçek parametresini (scale), τ ise kaydırma parametresini göstermektedir. Sürekli dalgacık dönüşümünde esas olay, işaretin pencere fonksiyonu olan $\psi(t)$ dalgacığı ile çarpılmasıdır [21]. KZFD’de pencere genişliğinin artması zaman çözünürlüğünü azaltırken frekans çözünürlüğünü artırmaktadır. Pencere genişliğinin azaltılması, zaman çözünürlüğünü artırırken frekans çözünürlüğünü azalmaktadır. KZFD yönteminde hem zaman hem de frekans çözünürlüğünü aynı anda optimum hale getirilememektedir [23]. Dalgacık fonksiyonları ise esnek bir yapıya sahiptir. Her bir frekans bileşeni hesaplanırken, pencere genişliği (ölçek) değiştirilir. Böylelikle, hem zaman hem de frekans alanında aynı anda optimum çözünürlük sağlanabilir. Bu işlem genellikle çoklu çözünürlük analizi (multi-resolution analysis) olarak bilinir.

Dalgacık fonksiyonlarının hepsi $\psi(t)$ ana dalgacığının ölçeklenmiş ve ötelenmiş fonksiyonlarından oluşur [21].

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (2.21)$$

Şeklinde ölçekleme ve kaydırma işlemi yapılır. Buna göre $x(t)$ işareti için dalgacık dönüşümü ve ters dalgacık dönüşümü;

$$X_{DD}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t - \tau}{s}\right) dt \quad (2.22)$$

$$x(t) = \frac{1}{C_{\psi}^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} X_{DD}(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) d\tau ds \quad (2.23)$$

şeklinde olmaktadır. Burada C_{ψ} ifadesinin, dalgacık fonksiyonun olması için gereken ikinci koşulu sağlaması gerekir. İşaretin enerjisi her ölçekte $\frac{1}{\sqrt{|s|}}$ dalgacık katsayısı ile çarpılarak normalize edilir. Ana dalgacık s ölçekleme parametresiyle daraltılıp, genişletilebilir.

$$s = \frac{1}{f} \quad (2.24)$$

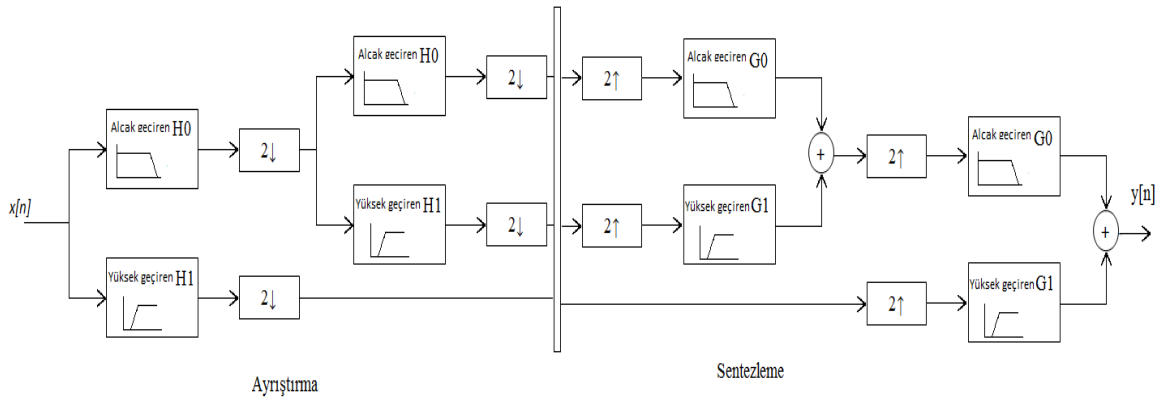
(2.24) eşitliğinde s parametresinin frekansın tersi olduğu gözlemlenir. Denklemde frekans yerine s parametresi kullanılmıştır. Zamanda ölçekleme parametresinin artmasıyla frekansta daralma, azalmasıyla da frekansta genişlemeye neden olur. Zamanda kaydırma işlemi ise τ parametresiyle yapılmaktadır.

2.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümü, ölçekleme ve kaydırma parametrelerini kullanarak çok-çözünürlüklü analiz yapar. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ise sayısal filtre bankaları kullanarak çok-çözünürlüklü analiz yapmaktadır [22]. Sürekli dalgacık dönüşümde frekans yerine ölçek kullanıldığından hesaplama işlemleri uzun sürmektedir. Yorumlama sırasında ölçek parametresi ile frekans arasında dönüşüm yapmak ekstra bir iş olarak görülür. Daha az işlem yapmak ve hesap yükünü azaltmak için ADD kullanılır.

a. Filtre Bankaları

Filtre bankaları, işareti farklı frekans bantlarına ayırmak için kullanılan birden fazla filtreden oluşmaktadır [21]. İki kanallı filtre bankası, yüksek geçiren süzgeç (YGS) ve alçak geçiren (AGS) süzgeçlerden oluşmaktadır. Her filtre giriş olarak işaretin tamamını alır. Filtre çıkışlarında giriş işareti iki ile seyreltilerek örnek sayısı her adımda yarıya düşürülür [23]. Sayısal formdaki işareten örnek çıkarma işlemi, genellikle veri hızını azaltmak için kullanılır. Aynı zamanda, yüksek frekansları atmak düşük frekansların analizini yapmak için de kullanılır. Şekilde 2.2’de üç kanallı bir filtre bankası gösterilmiştir.

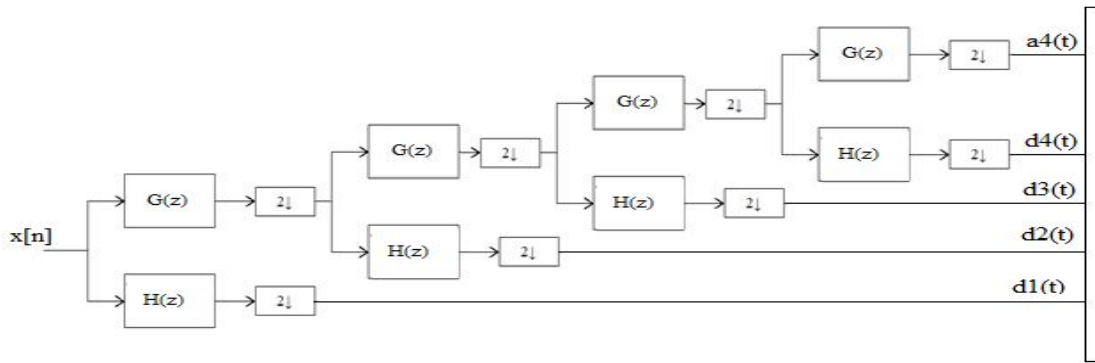


Şekil 2.2. Üç kanallı filtre bankası

$x[n]$ işareti ilk olarak iki filtreye beraber uygulanır. AGS çıkışında oluşan işaret ayrıştırılmak istenen bileşenlere ulaşıncaya kadar tekrar AGS ve YGS girişlerine uygulanır. İşaretin yeniden elde edilmesi için iki faktörüyle yukarı örnekleme yapılır.

b. Çok Çözünürlüklü Filtre Bankaları ve Dalgacık Filtreleri

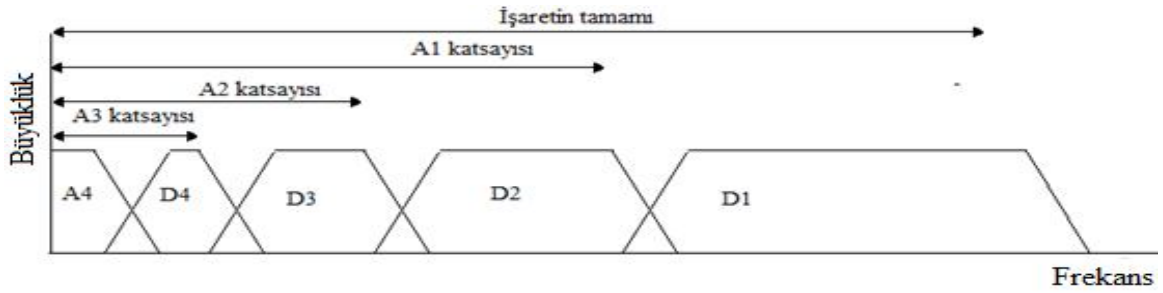
Çok çözünürlüklü analiz yöntemi, işaretlerin farklı frekanslarda farklı çözünürlüklerle analiz edilmesine olanak sağlar. Yüksek frekansların analizi için (dalgacıkta düşük ölçek) kısa zaman aralıkları iyi bir zaman çözünürlüğü sağlar. SDD'de farklı frekansların analizi için dalgacığın ölçeği değiştirilerek ve pencere kaydırılarak işlem yapar. Ayrık dalgacık dönüşümünde ise zaman-frekans çözünürlüğü farklı kesim frekanslarına sahip sayısal filtrelerle yapılmaktadır [21]. Bu filtre bankaları giriş işaretini *yaklaşım* ve *detay* katsayılarına ayırır. SDD'deki ölçekleme işlemi ise örnek seyreltme ile yapılır. Yüksek frekansların analizi için kullanılan yüksek geçiren filtre çıkışlarında oluşan işarete *detay* (D , *detail*), düşük frekansların analizi için kullanılan alçak geçiren filtre çıkışlarında oluşan işaretlere *yaklaşım* (A , *approximation*) katsayıları denir. Şekil 2.3'te dördüncü dereceden ayrışım gösterilmiştir.



Şekil 2.3. Dördüncü dereceden ayrışım

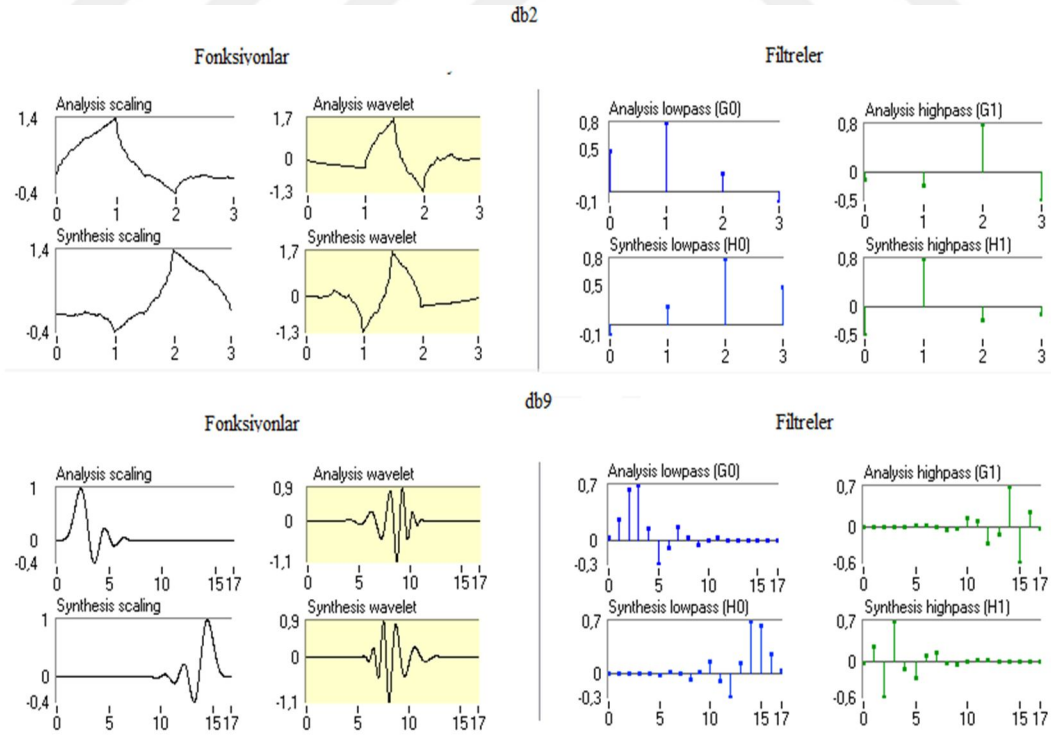
Burada $d_1(t)$ yüksek geçiren filtreden çıkan detay katsayısını veya işaretini, $d_2(t)$ önce alçak geçiren sonra yüksek geçiren filtreden çıkan işareti, $a_4(t)$ ise dört tane alçak geçiren filtreden çıkan işareti veya yaklaşım katsayısını göstermektedir. Sürekli dalgacık dönüşümünde ana dalgacık merkez frekansına sahiptir ve $x(t)$ işaretini bant geçiren filtreden süzer gibi işlem yapmaktaydı. AG ve YG filtreler bant geçiren filtre gibi davranmaktadır. Aynı şey ayrık dalgacık dönüşümü için de geçerlidir. Örnek seyreltme

oranının artırılması daha uzun zaman aralıkları için düşük frekansların analizini kolaylaştırır. Yaklaşım katsayıları işaretin yüksek ölçekli düşük frekanslı bileşenlerini gösterirken, detay katsayılar ise işaretin düşük ölçekli yüksek frekanslı bileşenlerini gösterir. Şekil 2.3'te gösterilen dördüncü seviyeden ayrıştırma yapan bir filtre bankası için katsayıların frekans düzlemine yerleşimleri Şekil 2.4'te gösterilmiştir [23].



Şekil 2.4. Katsayıların frekans alanında gösterimi

ADD'de kullanılan filtre katsayıları genellikle SDD'de kullanılan sürekli zamanlı dalgacıklardan elde edilir. Herhangi bir $x[n]$ işareti ayrılmak istene seviyeye kadar ölçekleme ve dalgacık fonksiyonlarıyla ifade edilir.



Şekil 2.5. db 2 ve db 9 için ölçek, dalgacık fonksiyonları ve filtre katsayıları

Şekil 2.5’de db2 ve db9 için ölçek, dalgacık fonksiyonları ve AG ve YG filtre katsayıları gösterilmiştir. Dalgacık fonksiyonlarının yanında bulunan $db - N$ gibi N sayısı filtrelerdeki katsayıları tanımlar. N sayısı için AG ve YG filtrelerde $2xN$ kadar katsayı kullanılır. Şekil 2.6’da gösterilen db2 için filtrelerde dört, db9 için filtrelerde toplam on sekiz katsayı kullanılmıştır.

2.4. Güç Spektrumu Kestirimi

Bir işaretin yapısı tam olarak bilinmese bile bazı yöntemler kullanarak işaret hakkında bilgiler elde edilebilir. Zaman bölgesindeki bir işaret, çeşitli matematiksel araçlarla frekans alanında gösterilebilir. Frekans çözümlemesi için kullanılan bu yöntemler, işaretlerden başka şekilde görülmeyecek bilgilerin çıkarılmasını amaçlar [20]. Bu yöntemlerden bir tanesi güç spektrum kestirim yöntemidir. Güç spektrum kestirimiyle işaret gücünün yaklaşık bir tanımına, frekans düzleminde sahip olunur. Güç spektrumunun matematiksel olarak hesaplanamadığı durumlarda, süzgeçler yardımıyla yaklaşım olarak tahmin yapılabilir. GSY ile gücün frekans bölgesinde de korunduğu anlaşılmaktadır. İşaretlerdeki rastgele olaylardan dolayı, rastgele işaretleri istatistiksel bakış açısıyla da incelemek gerekir [20]. GSY’yi veren öz korelasyon fonksiyonunun Fourier dönüşümü de zaman bölgesinden frekans düzlemine geçiş sağlamaktadır.

Deterministik işaretler için enerji yoğunluğu $E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt$ şeklinde bulunmaktadır. Parseval eşitliğinden ise;

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(F)|^2 dF \quad (2.25)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $|X(F)|^2$ denkleminde, işaret enerjisinin frekansın bir fonksiyonu olarak ifade edilebileceği görülür ve buna işaretin enerji yoğunluk spektrumu denir.

$$S_{xx}(F) = |X(F)|^2 \quad (2.26)$$

ifadesi işarettaki toplam enerjiyi gösterir. $S_{xx}(F)$ ile $x(t)$ işaretinin özkorelasyonu olan $R_{xx}(\tau)$ arasındaki ilişki (2.27) ve (2.28)’de gösterilmiştir [20].

$$R_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x^*(t)x(t + \tau) dt \quad (2.27)$$

$$S_{xx}(F) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau)e^{-j2\pi F\tau} d\tau \quad (2.28)$$

Bu eşitliklerden anlaşılacağı gibi $S_{xx}(F)$ ve $R_{xx}(\tau)$ birbirlerinin Fourier dönüşüm çiftleridir. Ayrık zamanlı işaretler için;

$$S_{xx}(f) = |X(f)|^2 = \sum_{-\infty}^{\infty} r_{xx}(k)e^{-j2\pi fk} \quad (2.29)$$

$$r_{xx}(k) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x^*[n]x[n+k] \quad (2.30)$$

Denklem (2.29) ve (2.30)'ten de anlaşılacağı üzere, enerji yoğunluk fonksiyonu, öz korelasyon fonksiyonunun Fourier dönüşümü olarak da bulunabilir. Uygulamalarda sonlu süreli işaretler için işlem yapılabilir. Bu nedenle giriş işaretinin $0 \leq n \leq N-1$ uzunluğunda (2.31)'te gösterildiği şekilde $w[n]$ gibi dikdörtgen bir pencere fonksiyonu ile çarpılması gerekir.

$$x[n]w[n] = \begin{cases} x[n], & 0 \leq n \leq N-1 \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (2.31)$$

Zaman alanında çarpma işlemi Fourier özelliklerinde frekans alanında konvolüsyona denk gelmektedir. Rastgele işaretlerde (kesin olarak bilinmeyen işaretlerde) öz korelasyon [20];

$$\gamma_{xx}(\tau) = E[x^*[n]x[n+\tau]] \quad (2.32)$$

olarak bulunur. Burada, $E[.]$ İstatiksel ortalamayı gösterir.

$$\Gamma_{xx}(F) = \int_{-\infty}^{\infty} \gamma_{xx}(\tau)e^{-j2\pi F\tau} d\tau \quad (2.33)$$

Eşitliğine göre, işaretin GSY'si, özkorelasyon fonksiyonunun Fourier dönüşümüdür.

$$P_{xx}(f) = \sum_{m=-(N-1)}^{N-1} r_{xx}(m)e^{-j2\pi fm} \quad (2.34)$$

$$P_{xx}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi f n} \right|^2 = \frac{1}{N} |X(f)|^2 \quad (2.35)$$

GSY'nin bilinen ismi *periyodogram* dır [20].



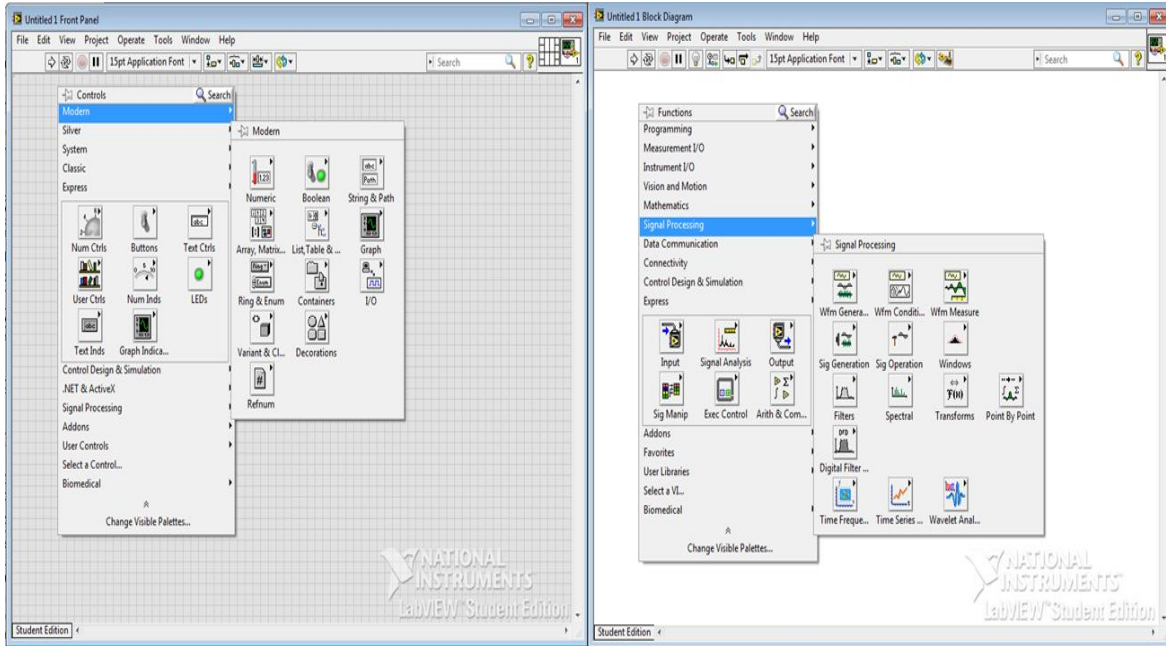
3. LABVIEW

LabVIEW, Amerikan National Instruments firmasının geliřtirmiş olduđu grafik tabanlı yazılım platformudur. Mühendislik uygulamaları ve işaret işleme konularında sıklıkla kullanılmakta olan bu program, geleneksel metin tabanlı programlama dillerinden farklı olarak görsel bir programlama diline sahiptir [24]. Görsel olmayan bir yapıya sahip metin tabanlı dillerde editör ara yüzü ve komutlar tamamen metinlere dayalı olarak oluşturulmaktadır. Daha sonra geliştirilen nesne tabanlı diller görsel diller ile birçok komutu yazmaya gerek duymadan bir takım seçenek grupları ile yapılan ayarlamalar sonucu program yazmak mümkün hale gelmiştir. Görsel programlama dili olarak ifade edilen bu diller ile tamamen kod yazma ve komut öğrenme zorunluluđu ortadan kalkmamıştır. Amerikan National Instruments firmasının LabVIEW programını geliřtirmesiyle içinden veri akan hatlar yardımıyla fonksiyonel noktaları birbirine bağlayarak, bir grafik gösterim üzerinden program yapabilmek mümkün hale gelmiştir [24-28]. Bu program birçok komut ikon haline getirilmiş olup, veri akışı animasyon şeklinde canlandırılabilmekte ve yazılım grafiksel olarak tasarlanabilmektedir. Geleneksel dillerde karşılaşılan kod ezberleme gibi dezavantajlar, bu yazılım ile ortadan kalkmıştır. LabVIEW 20 yılı aşkın bir süre boyunca sürekli geliřtirilmekte ve bilim insanları, mühendis gibi kişiler için tasarlanmış, interaktif bir program geliřtirme ve uygulama sistemi olarak kullanılmaktadır. Gerçek zamanlı, sahada programlanabilen kapı dizileri uygulamaları, Biyomedikal workbench, kontrol modülü, görüntü işleme modülü gibi birçok ek bileşenleri bulunan bu programın uygulamaları Windows veya Linux gibi işletim sistemleri altında çalışabilmektedir.

LabVIEW programının görünümü ve işlemleri osiloskop, multimetre gibi fiziksel elemanları örnek aldığından dolayı, sanal enstrüman (SE) olarak adlandırılır. Her SE kullanıcısı, ara yüzünden veya diđer kaynaklardan ve bilgi aktarımı sağlayan diđer dosya veya bilgisayarlardan oluşan girişleri, fonksiyonları kullanarak programı kolaylıkla yönetebilir. LabVIEW ile programlama mantığı, program kodu yazılan programlama mantığına benzemektedir. Kontrol, Sabit ve Gösterge olmak üzere üç çeşit nesne vardır [24]. Bu nesneler arasında veri yolu bağlantısı ile program akışı sağlanır.

SE programı ön panel (front panel) ve blok diyagramı (block diagram) olmak üzere iki kısımdan oluşur. Blok diyagram, geleneksel programlardaki kod yazma bölümüne denk

gelmektedir. Ön panel ise kullanıcı ara yüzünün hazırlandığı SE içerisindeki giriş ve çıkışlara bağlı kontrolör ve göstericilerin düzenlenebildiği bölümdür [24]. Kontrol araçları butonlar, anahtarlar ve diğer giriş araçlarından oluşur. Grafikler, ledler ise göstericileri oluşturur. Ön panel ve blok diyagramda, kontrol ve fonksiyon paleti olmak üzere iki önemli palet vardır. Şekil 3.1’de ön panel, blok diyagram, kontrol ve fonksiyon araçları verilmiştir.

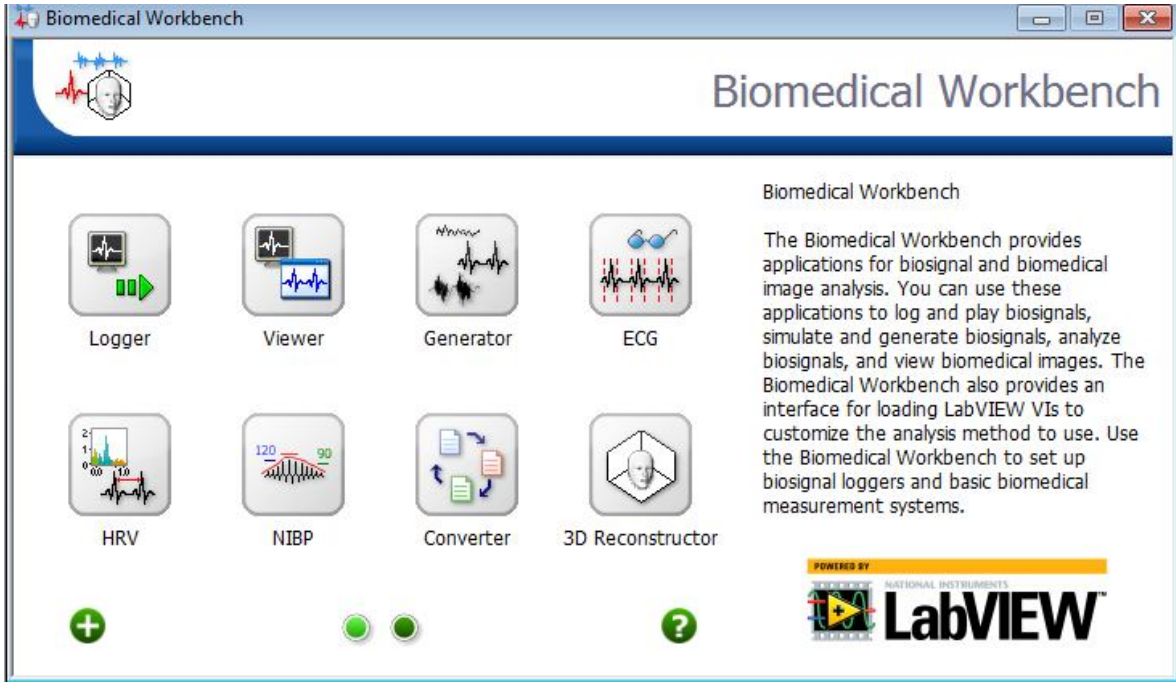


Şekil 3.1. LabVIEW programının ön paneli (front panel) ve blok diyagramı (block diagram)

3.1. LabVIEW Tabanlı Biyomedikal İşaret İşleme

LabVIEW biyomedikal işaretlerinin işlenebilmesi için birçok imkân sunmaktadır. Yazılımda bulunan İleri Düzey İşaret İşleme (LabVIEW Advanced Signal Processing Toolkit) ve Sayısal Filtre Tasarımı (Digital Filter Design Toolkit) araçları ile zaman serisi analizi, zaman-frekans analizi ve dalgacık analizi gibi birçok analiz yöntemleri uygulanabilmektedir [29]. Çok boyutlu veri kümelerinde kullanılan boyut düşürme tekniklerinden biri olan Temel Bileşen Analizi (TBA), Sonsuz Dürtü Yanıtı Filtre, Sonlu Dürtü Yanıtı Filtre gibi uygulamalarıyla, geleneksel yazılım dilleriyle yapılabilen birçok uygulama grafiksel araçlar sayesinde kolaylıkla yapılabilmektedir [29-31]. Program içerisinde bulunan Biyomedikal Workbench aracı ile biyomedikal işaretlerin ve görüntülerin

analizi kolaylıkla yapılabilir. Farklı formatlarda kaydedilen işaretler özellikle çeşitli biyomedikal işaretleri ücretsiz olarak sunan Physiobank MIT-BIH veri tabanında bulunan biyomedikal işaretlerin kaydedildiği formatlar, bu araç içerisinde bulunan dosya çevirme uygulaması ile istenen formata getirilebilir. Şekil 3.2’de biyomedikal işaret işleme aracı olan Biyomedikal Workbench ve uygulamaları gösterilmiştir.



Şekil 3.2. Biyomedikal Workbench ve uygulamaları

3.2. Biyoelektriksel İşaretler

Tıp elektroniği, biyomedikal mühendisliği gibi alanlar, teşhis ve tanı cihazları geliştirme, ilaç üretimi, medikal alet geliştirme, protez üretimi ve geliştirilmesiyle ilgilenen alanlardır. Bu işlemler genellikle biyoelektriksel işaretlerin incelenmesiyle yapılmaktadır. Deri yüzeyine yerleştirilen elektrotlar yardımıyla kaydedilen biyoelektriksel işaretler, genellikle çok düşük genlik değerine ve farklı frekans bileşenlerine sahip işaretlerdir. Bazı biyoelektriksel işaretler ve özellikleri Tablo 3.1’de gösterilmiştir.

Biyoelektriksel işaretler teşhis ve tanıda, hastalık süreçlerinin kontrolünde, ilaç etkilerinin gözlenmesinde, protez gibi bazı medikal cihazların tasarımında sıklıkla kullanılmaktadırlar. Ancak işaretler bilgisayar ortamına alınırken, birçok gürültüyle beraber kaydedilmektedir. Ayrıca ham işaretlere bakılarak yorum yapılması hem çok zor

hem de güvenilir bir yol değildir. Bu nedenle bahsedilen alanlarda işaretlerin kullanılabilmesi için uygun yöntemlerle işlenip, anlamlı hale getirilmesi gerekmektedir.

Tablo 3.1. Biyoelektriksel işaretler ve genlik-frekans aralıkları

Biyoelektriksel işaret	Genlik aralığı	Frekans aralığı
EKG (Elektrokardiyogram), Kalp aktivitesi	100 μ -500 μ V	0,1-150Hz
EEG (Elektroensefalogram), Beyin aktivitesi	0,2 μ -200 μ V	0,5-50 Hz
EMG (Elektromiyogram), Kas aktivitesi	100 μ -1m V	10-500 Hz

İşaretlerin matematiksel olarak analizi için işaretlerin matematiksel modellerine ihtiyaç vardır. Bu modele bakarak işaretin önceki, şimdiki ve sonraki değerleri hesaplanabilir veya tahmin edilebilir. Bu şekilde matematiksel bir ifadeyle tanımlanabilen işaretlere deterministik işaret denir. Fakat biyoelektriksel işaretler matematiksel modellerle tanımlanamazlar. Biyoelektriksel işaretler zamanda öngörülemez şekilde değişmekte olan, deterministik olmayan işaretlerdir.

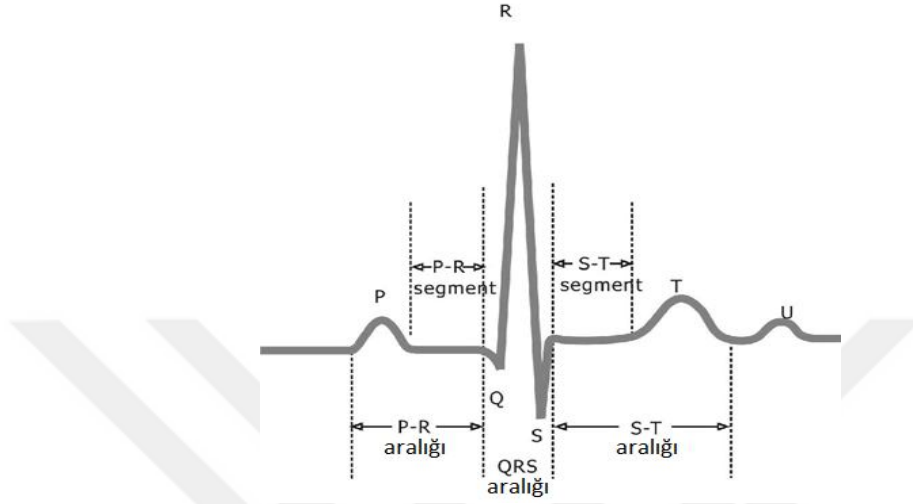
Biyoelektriksel işaretler için frekans çözümlemesi, işaretin içerisinde bulunan frekans bileşenlerini şekilsel olarak gösterimini sağlar. Bu işlemler Fourier veya dalgacık gibi temel matematiksel araçlarla yapılabilmektedir. Bir işaretin frekans bileşenlerini elde etme işlemine spektral çözümleme denir. Birçok işaret matematiksel olarak tanımlanamadığı için spektral bileşenleri tam olarak elde edilemez. Bunun yerine spektrum kestirimi yapılır [20].

3.2.1. Elektrokardiyogram

Kalpte meydana gelen elektriksel aktivite sonucu oluşan, vücudun belirli yerlerinden, deri yüzeyine yerleştirilen elektrotlar yardımıyla alınan işaretlere EKG denir. Bu yöntem, kalp-damar hastalıklarının tanısında kullanılan en etkili yöntemlerin başında yer alır. EKG derivasyonları elektrotların konumlarına göre elde edilir. Bir pozitif bir negatif elektrot kullanılmasıyla kaydedilen derivasyona bipolar, sadece bir pozitif elektrottan elde edilen derivasyona unipolar derivasyon denir.

Normal bir EKG işareti Şekil 3.3'de gösterildiği gibi P, T ve U dalgaları, QRS karmaşığı ve bunlar arasındaki düz çizgilerden oluşmaktadır [29]. Bu dalgaların oluşma süreleri, yükseklikleri ve dalgalar arasındaki mesafeler kalbin çalışması hakkında önemli

bilgiler taşımakta, kalp-damar hastalıklarının tanısında kullanılmaktadırlar. Araştırmacılar arasında en fazla araştırılan dalga QRS karmaşığıdır. QRS oluşma ve tamamlanma süresi, oluşan QRS dalgalarının birbirine benzerliği, birbirini takip eden QRS karmaşıklarının aralarındaki zaman değışkenliği en çok araştırılan konuların başında gelmektedir.



Şekil 3.3. EKG işareti

- P dalgası: sağ ve sol atriyumların fonksiyonları sonucu oluşur. Yaklaşık 0.1 sn. sürer.
- P-R aralığı: P dalgasının başlangıcı ile QRS karmaşığının başlangıcı arasındaki süreyi ifade eder. Süresi 0.13-0.16 sn. arasında değışir.
- P-R segmenti: P dalgasının bitimiyle QRS karmaşığının başlangıcı arasındaki zamanı gösterir.
- QRS karmaşığı: Ventriküllerin depolarizasyonu sonucu oluşur. Yaklaşık 0.08 sn. sürer. Arka arkaya gelen iki QRS karmaşığı arasındaki zaman kalbin atımı için geçen süreyi gösterir.
- S-T segmenti: QRS karmaşığının bitimiyle T dalgasının başlangıcı arasındaki zamanı ifade eder. 80-120 msn. aralığında değışir.

EKG birçok kalp hastalığının tanısında kullanılan çok önemli bir yöntemdir. Bunların bazıları:

- Ritim bozukluğu
- İletim bozukluğu

- Fetal EKG çıkarımı
- Kalp hızı değişkenliği analizi

3.2.1.1. Kalp Hızı Değişkenliği

Birbirini takip eden iki kalp atışı arasındaki zaman dalgalanmasına ya da QRS kompleksi içerisinde bulunan ardışık R noktaları arasındaki zaman değişimlerine Kalp Hızı Değişkenliği (KHD) denilmektedir [9-13]. Sağlıklı bir kalp atışı sabit bir ritme sabit değildir. Dakikadaki atım sayısı altmış olan bir birey için her atım arasındaki zamanın bir saniye olduğu söylenemez. Her kalp atımı arasında zaman dalgalanması meydana gelmektedir. Atımlar arasındaki bu zaman dalgalanmaları sinir sistemi ile ilgili önemli bilgiler taşımaktadır. Bu değişiklikler, Otonom Sinir Sistemi (OSS) tarafından yapılmaktadır.

OSS sindirim, nefes alıp verme, heyecanlanma gibi beyin tarafından kontrol edilemeyen birçok fonksiyonu yönetmekte ve vücudun düzenli bir işleyişe ve iç düzene sahip olmasını sağlamaktadır [27]. Beyinde hipotalamus denilen bir bölge tarafından kontrol edilen OSS vücutta meydana gelen en ufak değişiklikleri anında algılar ve gerekli tedbirleri alır. Sempatik ve parasempatik olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır.

Dinlenme esnasında daha aktif olan parasempatik sinir sistemi vücut fonksiyonları üzerinde yatıştırıcı bir etkiye sahiptir. Sempatik sinir sistemi ise bunun aksine vücut fonksiyonları üzerinde artırıcı bir etkiye sahiptir. Sınav stresi, korku ve telaş gibi durumlarda sempatik sinir sistemi daha dominant etkiye sahiptir.

Zihinsel aktiviteler, solunum, metabolizma olayları, yaş, cinsiyet gibi birçok faktör KHD analizinden gözlemlenebilir [12,13]. Bunun yanında diyabet, aritmi gibi hastalık ve fonksiyon bozuklukları da KHD analizinden teşhis edilebilir [10]. Normal bir insanda kalp atım hızı dakikada kırk ile yüz arası gibi bir standarda sahip olmasına rağmen KHD ile ilgili çıkarılan birçok parametre için bir standart yoktur.

KHD, EKG işareti içerisinde bulunan QRS tespitiyle, R-R aralıklarının hesaplanmasıyla, parmakta atriye basıncı veya photoplethysmographic yöntemiyle, ultrasound teknikleriyle çıkarılabilmektedir [33].

3.2.1.1.1. KHD Analiz Yöntemleri

Zaman Alanı, Frekans Alanı, Doğrusal olmayan analiz ve zaman-frekans bölgesi analizi olmak üzere genellikle dört farklı analiz yöntemi kullanılmaktadır [29].

Zaman Alanı Analizi

Zaman alanında yapılan analiz ile R-R aralıkları ile ilgili birçok bilgi çıkarılabilmektedir. RR ortalama ve standart sapması, RMSSD, NN50 sayımı, pNN50 gibi Tablo 3.2’de gösterilmiştir [29].

Tablo 3.2. RR aralıkları ile ilgili parametreler

Değişken	Birim	Tanım
NN	ms	Ardışık iki atım arasındaki zaman
RR std	s	RR aralıklarının standart sapması
RR mean	s	RR aralıklarının ortalaması
HR mean	1/min	Ortalama atımsayısı
HR std	1/min	Kalp atımının standart sapması
RMSSD	ms	Ardışık NN aralıklarının karesel ortalamalarının karekökü
NN50 Count	N/A	50 m saniyeden farklı olan ardışık RR aralıkları
pNN50	%	Toplam RR aralığı ayısının NN50 sayısına oranı

Frekans Alanında Yapılan Analizler

Zaman alanında yapılan analizlerde sempatik ve parasempatik sinir sistemine ait bilgiler incelenememektedir [27]. Otonom sinir sistemine ait bu bileşenlerin incelenebilmesi için frekans alanında analizler yapmak gerekmektedir. Frekans alanında kullanılan teknik GSY tekniğidir. RR aralıklarının güç spektrum yoğunluklarını çıkarmanın iki yolu bulunmaktadır. FFT kullanarak yapılan parametrik-olmayan ve AR kullanılarak yapılan parametrik yöntemlerin birbirlerine göre avantaj ve bazı dezavantajları bulunmaktadır.

KHD işaretinin frekans alanında Çok Düşük Frekans (ÇDF, Very Low Frequency-VLF), Düşük Frekans (DF, Low Frequency-LF) ve Yüksek Frekans (YF, High frequency-HF) bölgeleri olmak üzere üç temel spektral bileşene sahiptir [12,13].

- ÇDF, 0.04 Hz'in altındaki frekans bileşenlerini içermektedir.
- DF, 0.04 Hz ile 0.15 Hz arasındaki bölgeyi kapsamaktadır.
- YF ise 0.15 Hz ile 0.4 Hz arasındaki bölgeyi kapsamaktadır.

YF/DF oranındaki değişim kardiyak hastalıkların habercisi olabilmektedir.

3.2.2. Elektroansefalogram

İnsan beyni çok düşük şiddette, iyonik düzeyde sürekli elektrik akımı üretir ve bu akımları düzenli bir şekilde yayar. EEG, beyin dalgaları aktivitesinin, elektriksel yöntemle izlenmesini ölçen bir yöntemdir [14]. İnsan EEG'sini 1920 yılında Hans Berger'in keşfetmesiyle birlikte EEG üzerine yapılan çalışmalar hızla artmıştır.

EEG işaretleri kafa yüzeyine yerleştirilen elektrotlar yardımıyla alınmakta ve bu elektrotların yerleşimlerinde farklı yöntemler kullanılmaktadır. Genellikle, uluslararası 10-20 sistemine göre veya 10-10 sistemine göre elektrot yerleşimleri yapılmaktadır. 10-20 sistemi; baş üzerindeki kemik işaret noktaları arasındaki uzaklık mesafelerini kullanır. Bu yöntem başı boydan boya kat eden ve toplam uzunluklarının %10 veya %20'si kadar olan aralıklarla bölünen bir çizgi sistemi oluşturur. Esnek ve ek elektrot yerleştirme olanağı veren bu sistemde elektrotlar kesişme bölgelerine yerleştirilir. Unipolar, bipolar ve ortalama olmak üzere toplam üç adet EEG ölçüm metodu vardır. Şekil 3.4'te gösterildiği gibi 10-20 sistemine göre yerleştirilen elektrotların isimlendirilmesi her elektroda harfle eşlik eden bir rakamdan oluşur. Harfler elektrotun üzerinde bulunduğu beyin lobunu belirtmektedir.

- Fp: ön kutup (frontal pole)
- F: ön (frontal)
- C: merkez (central)
- T: şakak (temporal)
- P: pariyetal
- O: oksipital

Ara elektrotların gösterimi FC (frontal-central arası) gibi iki harfle ifade edilir. Fz, Cz elektrotlarda bulunan z harfi ortalarda bulunan elektrotları gösterir. Kafanın sağ tarafında bulunan elektrotlar çift, sol tarafında bulunan elektrotlar tek sayılarla belirtilir. Bilgisayar

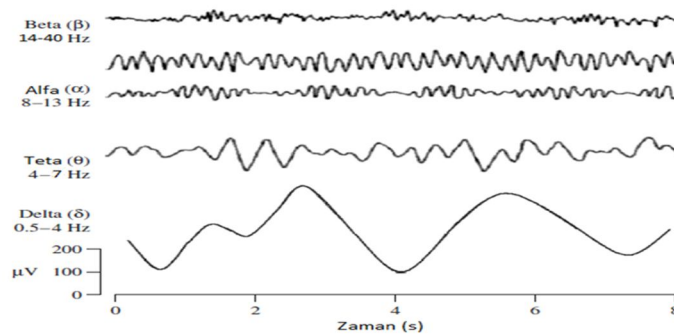
- Beyin bilgisayar ara yüzlerinin geliştirilmesi

gibi birçok uygulamada kullanılmaktadır.

Kaydedilen EEG işaretlerinden gerekli bilgilerin çıkarılabilmesi için işaret işleme aşamalarından geçmesi gerekmektedir. Düzensiz ve durağan olmayan bir yapıya sahip olan bu işaretlerin anlamlı bir hale getirilmesi için teşhis amacına yönelik literatürde birçok yöntem uygulanmıştır [14-18]. Epilepsi teşhisleri için zaman alanında yapılan incelemeler, uyku durumu için de frekans alanında yapılan incelemeler bu yöntemlerin önde gelenleridir. Yine benzer şekilde işaretlerin kaydedilmesi de teşhis amacına göre değişmektedir. Epilepsi teşhisi amacıyla kaydedilen işaretlerin örnekleme frekansı ile uyku durumlarının incelenmesi amacıyla kaydedilen işaretlerin örnekleme frekansı farklılık göstermektedir.

3.2.2.1. EEG İşaretlerinde Frekans Analizi

EEG işaretlerini, içerdiği tüm bilgileri açığa çıkarmak için sadece zaman alanında değil aynı zamanda frekans alanında da incelemek gerekir. İşaret frekans alanında incelendiğinde, farklı frekanstaki dalgaların oluştuğu görülmektedir. Oluşan dalgaların genliği μV (mikro volt) seviyesinde ve frekans aralıkları geniş bir bant aralığına sahip olmasına rağmen genellikle 0.5-50 Hz arasında olduğu kabul edilir. Fakat uygulamalara göre 250 Hz'e kadar olan yüksek frekans bantları da incelenir. Beynin oluşturduğu bu ritmik dalgalar çeşitli durumlarla ilgili bilgi verirler. EEG genel olarak Delta (0.5-4 Hz), Teta (4-7 Hz), Alfa (8-13 Hz), Beta (14-40 Hz) ve Gama (40-50 Hz) olmak üzere beş bantta sınıflandırılırlar. Şekil 3.5'te bu dalgardan dört tanesi gösterilmiştir.



Şekil 3.5. EEG'de görülen dalgalar

- Beta dalgaları uyanıkken ve bir şeyle meşgulken ortaya çıkar. Genlikleri 1-5 μV arasında değişir.
- Teta dalgalarının genliği 5-10 μV arasında değişir ve zihnin bilincinin azaldığı durumlarda ortaya çıkar. Bu dalgaının frekansı düşüktür, yavaş dalga da denmektedir. Özellikle uyku anında belirginleşir.
- Delta dalgalarının en aktif olduğu dönem uykudan uyanma anıdır, bu dönemde yaratıcılık en üst seviyededir. Genlikleri 100-200 μV arasında değişen bu dalgaların frekansı çok düşüktür. Ayrıca derin uyku, anestezi durumunda da ortaya çıkar.
- Gama dalgalarının genliği 0.2-5 μV arasında değişir.
- Alfa dalgalarının genliği genellikle 20-80 μV arasında değişir, dinlenme anında veya uyanık ve gözler kapalıyken ortaya çıkmaktadır. Rahatlamış normal insanlarda görülen dalgadır. Uykuya geçiş evresinde yüksek bir şekilde bu dalgaya rastlanır.

3.2.2.2. Beyin Bilgisayar Ara yüzü

Beyin Bilgisayar Ara yüzü (BBA) belirli uyarılar sonucunda beyinde oluşan biyoelektriksel işaretler aracılığıyla bilgisayar gibi elektronik cihazlarla iletişim imkânı veren yeni bir teknolojidir. EEG işaretlerini kullanan bu sistem, beyin ile dış bir cihaz arasındaki doğrudan iletişim yolu sağlamaktadır. Beyin-bilgisayar ara yüzü genellikle insanlarda motor fonksiyonlarına yardımcı olmak veya onları tamir etmek için kullanılmakta ve kısmi felç gibi hareket kabiliyetini yitirmiş kişilerin beyin işaretleri aracılığı ile çeşitli fonksiyonları yerine getirebilecek imkânlar sağlamaktadır. Çeşitli duyguların ve duysal motor hareketlerinin EEG üzerine yansımaları incelenerek makine-insan etkileşimi bu sistem ile geliştirilmeye çalışılmaktadır.

BBA sistemleri üç aşamadan meydana gelmektedir. İşaretlerin alınıp ön işlemeden geçirilmesi, ön işlemeden geçirilmiş işaretlerin karakteristiklerinin çıkarılması ve bu karakteristikler yardımı ile sınıflandırılma yapılmasıdır. İlk aşama olan işaretlerin ön işlemeden geçirilme safhası genellikle işaretin gürültüden arındırılması ile yapılır. Gürültüden arındırma tekniklerinin bazıları şunlardır:

- Bağımsız Bileşen Analizi
- Linear ve Linear Olmayan Filtreleme
- Dalgacık Dönüşümü

- Temel Bileşen Analizi

İkinci aşama olan öznitelik çıkarma işleminde ise genellikle şu yöntemler kullanılmaktadır:

- Güç Spektrum Yöntemi
- Fourier Analizi
- Dalgacık Analizi

Çıkarılan karakteristiklerin boyutu çok büyük olabilir ve bazı öznitelikler işareti tanımladığı halde sınıflandırma için yeterli bilgiye sahip olmayabilir. Bu nedenle elde edilen öznitelik vektör boyutunu azaltma ve sınıflandırma için en iyi sonucu verecek öznitelikleri seçmek gerekmektedir. Öznitelikler vektör boyutunu azaltmak için şu yöntemler kullanılmaktadır:

- Temel Bileşen Analizi
- Bağımsız Bileşen Analizi
- Entropi Ölçütü
- Şekil Benzerliği ile Seçme
- Minimum Gereksiz Maksimum İlişkisel (mRNR)
- Yavaşlık İlkesi
- İlinti Tabanlı Öznitelik Seçme
- Dallanma ve Sınırlama Algoritmaları

Son aşama olan sınıflandırma aşamasında öznitelik seçme yöntemleri ile boyutu azaltılan öznitelikler sisteme giriş olarak verilmekte ve sonuç olarak istenen değerler elde edilmeye çalışılmaktadır. Kullanılan sınıflandırma algoritmaları şunlardır:

- Destek Vektör Makineleri
- Yapay Sinir Ağları
- k-en Yakın Komşuluğu
- k-ortalama Sınıflandırması

4. BİYOELEKTRİKSEL İŞARETLERİN ANALİZİ

4.1. Kalp Atım Sayısının Tespiti

Gerçekleştirilen tez çalışmasında ilk uygulama olarak kalp atım sayısının tespiti yapılmıştır. Dört farklı veri setinden alınan EKG işaretlerinden R noktaları belirlenerek kalp atım sayısı hesaplanmıştır. Uygulamada üç farklı dalgacık kullanılarak literatürde en çok kullanılan *hassasiyet* ve *pozitif tahmin* parametrelerine göre en iyi sonucu veren dalgacık belirlenmeye çalışılmıştır.

4.1.1. Kullanılan Veriler

Çalışmada dört farklı gruba ait toplam on EKG işareti kullanılmıştır. Bunlardan;

- Üç tanesi (EKG_veri_1, EKG_veri_2 ve EKG_veri_3) yazılımda bulunan işaretlerdir. Bu işaretler 512 Hz ile örneklenmiş verilerden oluşmaktadır.

Geri kalan işaretler Physiobank MIT-BIH veri bankasının farklı veri tabanlarından alınmıştır [32]. İşaretlerin;

- Üç tanesi (Rec1, Rec2 ve Rec3) EKG-ID (ecgiddb) veri setinden alınmıştır. Bu veri setinden alınan işaretler 12 bit çözünürlük ve 500 Hz ile örneklenmiş yirmi saniyelik verilerden oluşmaktadır. İşaretler Lead I ve Lead II yöntemleriyle farklı kayıtlar halinde bulunmaktadır. Çalışmada Lead I yöntemiyle kaydedilen işaretler kullanılmıştır.
- İki tanesi (cu01 ve cu06) CU Ventricular Tachyarrhythmia veri setinden alınan 12 bit çözünürlük ve 250 Hz ile örneklenen işaretlerdir. Bu işaretler EKG Holter cihazıyla kaydedilen yaklaşık seksen dakikalık verilerden oluşmaktadır. EKG Holter cihazı genellikle uzun süreli EKG kayıtları için kullanılan bir cihazdır. Bu veri tabanında bulunan işaretler, Ventriküler taşikardi, ventriküler flutter ve ventriküler fibrillasyon şüphesi olan gönüllülerden kaydedilen işaretlerdir.
- Son iki EKG işareti ise (b001 ve b006) Combined measurement of ECG veri tabanlarında bulunan işaretlerden alınmıştır. Bu veri tabanında bulunan işaretler

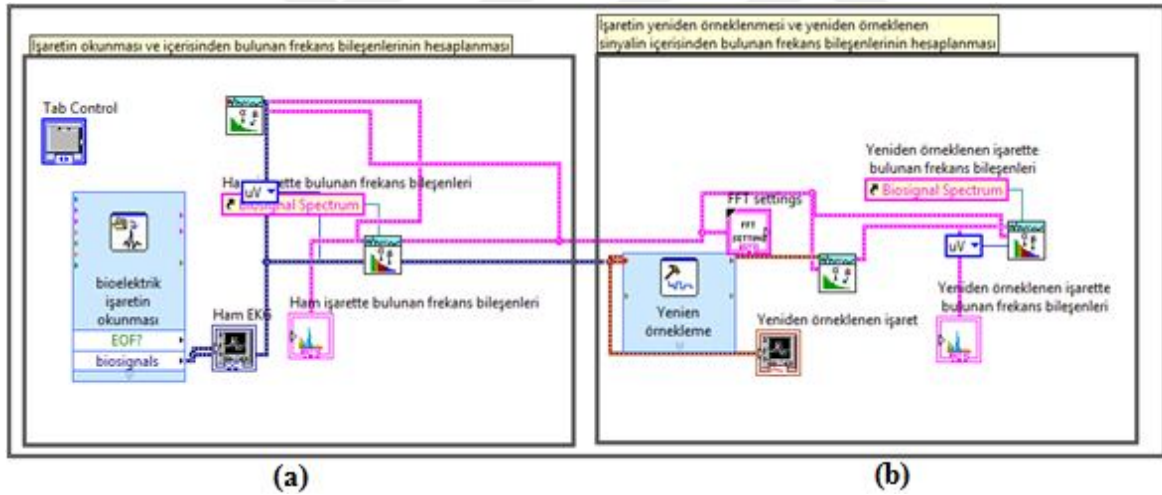
Lead I ve Lead II yöntemleriyle kaydedilmiş olup, örnekleme frekansları ise 5 kHz'dir.

4.1.2. Önışleme

Bu aşamada veri setlerinden alınan işaretler öncelikle LabVIEW programının kullanabileceği .tdms dosya formatına dönüştürülmüştür.

Kullanılan işaretler farklı veri tabanlarından alındığı için hepsinin örnekleme frekansları ve toplam veri sayısı birbirinden farklıdır. Bu nedenle işaretler yeniden örneklenerek tekrar oluşturulmuşlardır.

EKG işareti genellikle 0.5 ile 50 Hz arasında değişen bileşenlerden oluşur. Bu nedenle işaretler yeniden örneklenirken 50 Hz frekanslı bileşenler dikkate alınarak, yeni örnekleme frekansı 100 Hz olarak belirlenmiştir. Çalışmaya ait blok diyagramında bulunan dosya okuma ve örnek seyreltme işlemi Şekil 4.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1. (a) Dosya okuma ve (b) örnek seyreltme

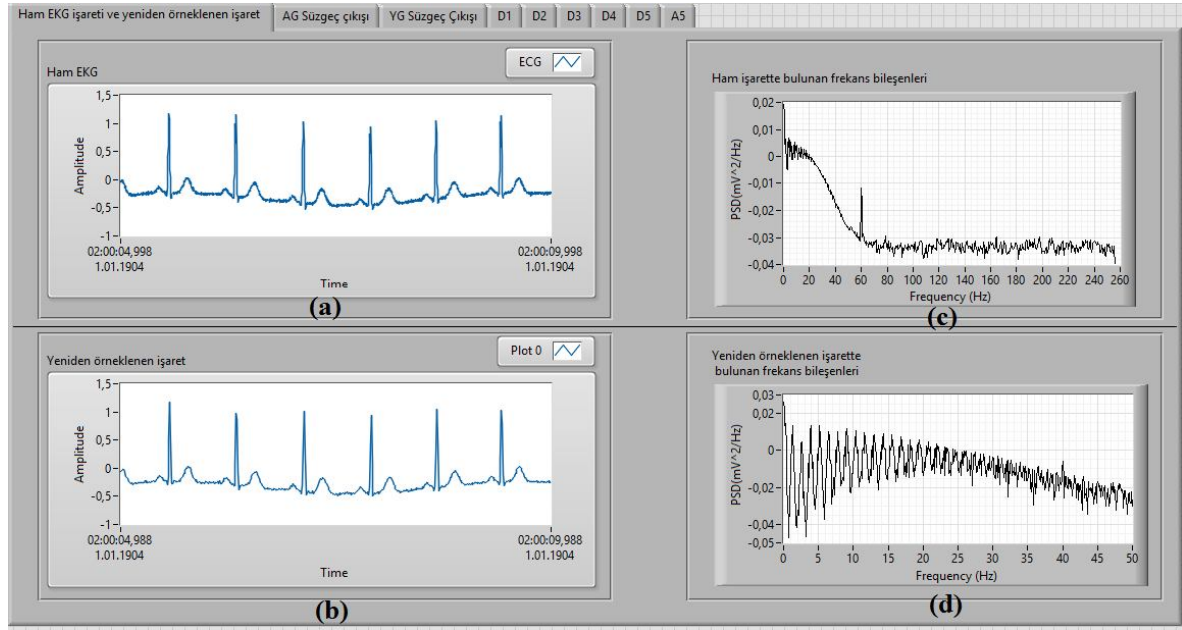
Şekil 4.1.a'da .tdms dosya formatına çevrilmiş ham işaretler okunarak, bu işaretlerin frekans bileşenleri görüntülenmek üzere EEG frekans spektrum görüntüleyicisine verilmiştir. Bu kısımda EKG işaretinin frekans bileşenlerinin görüntülenmesi için EEG frekans spektrumunda bazı değişiklikler yapılarak bu spektrum görüntüleyicisi kullanılmıştır.

Şekil 4.1.b'de ise yeniden örnekleme süreci gösterilmiştir. Bu blokta işaret belirlenen örnekleme frekansına uygun olarak yeniden örneklenmiş (örnek seyreltilmiş). Yeni

örnekleme oranıyla elde edilen işaretler yeniden örnekleme bloğunun çıkışında frekans içerikleri görüntülenmek üzere EEG frekans spektrum görüntüleyicisine verilmiştir.

4.1.3. Oluşturulan Ara Yüz

Yapılan çalışmada dokuz sekmeden oluşan bir ara yüz paneli oluşturulmuştur. Şekil 4.2’de tasarlanan ara yüzün ilk sekmesi görünmektedir. İlk sekmede ham EKG verisi (a) ve spektrumu (c), yeniden örneklenen ham EKG verisi (b) ve spektrumu (d) görülmektedir.



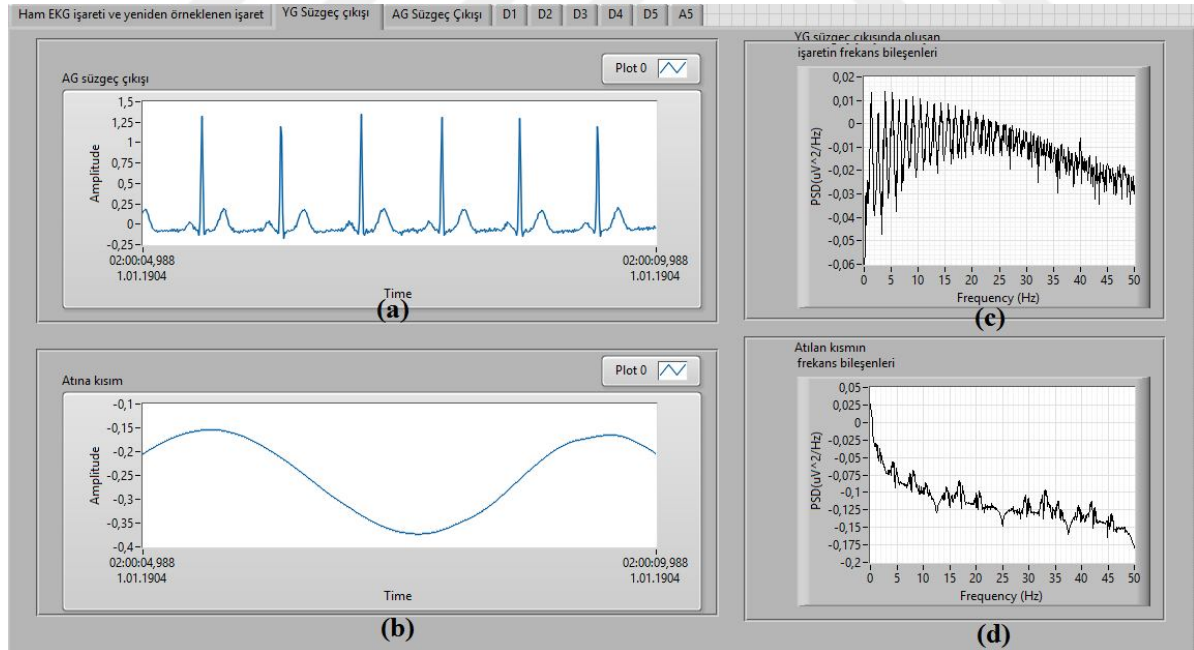
Şekil 4.2. (a) Ham EKG işareti, (b) yeniden örneklenen EKG işareti, (c) ham işarete bulunan frekans bileşenleri, (d) yeniden örneklenen işarete bulunan frekans bileşenleri

Analog EKG işaretinin işlenmesinde kullanılan gerekli bileşenler 100 kHz altındadır [20]. Bu nedenle işaret örneklenirken 200 kHz frekansında örneklenebilir. Fakat yüksek hızda örnekleme durumunda daha fazla hafıza gerekmektedir. Ayrıca veri sayısının artması işlemci performansını da kötü etkileyeceğinden, EKG işareti genellikle daha düşük örnekleme hızıyla örneklenmektedir. EKG işaretinden çıkartılmak istenen bilgiye göre daha uygun örnekleme hızları seçilir. Şekil 4.2.a’da görüntülenen işaret 512 Hz örnekleme frekansına sahip EKG_veri_1 işaretidir. İçerisinde bulunan frekans bileşenleri Şekil 4.2.c’de görüldüğü gibi örnekleme frekansının yarısı kadardır. EKG işaretinin içerisinde Şekil 4.2.c’de 60 Hz (veriler yurt dışından alındığı için) civarında pik yapan şehir şebeke frekans bileşeni bulunmaktadır.

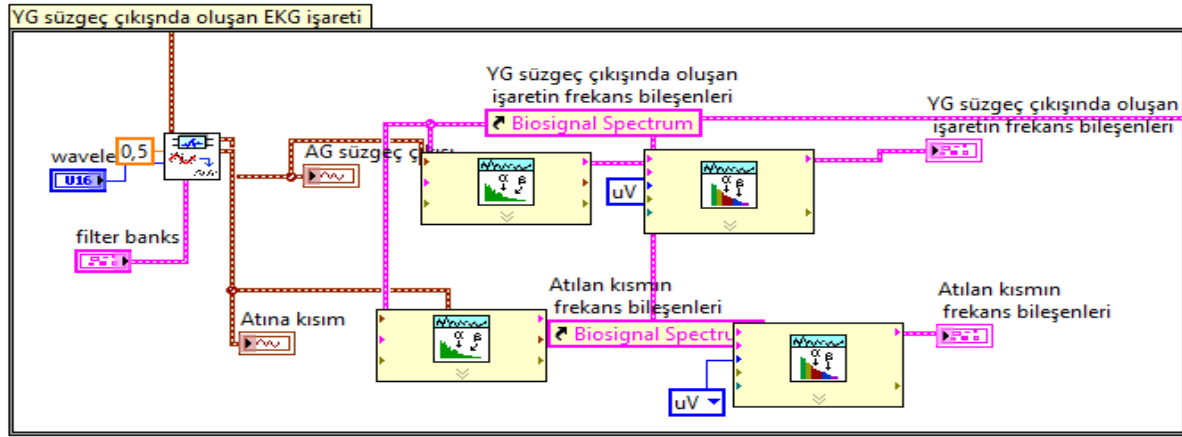
Şekil 4.2.b’de örnek seyreltme işleminden sonra 100 Hz örnekleme hızıyla elde edilen işaret görülmektedir. Yeniden örneklenen işaretin içerisine bulunan maksimum frekans bileşeni 50 Hz olarak Şekil 4.2.d’de görülmektedir. Örnek seyreltme işlemi sayesinde işaretin içerisinde bulunan yüksek frekanslı gürültülerin büyük bir kısmı ve 60 Hz’lik şebeke frekansı giderilmiştir.

EKG işaretlerine dalgacık dönüşümü uygulanmadan önce işaret alçak ve yüksek geçiren filtreden geçirilerek taban ve şebeke hattından kaynaklanan gürültülerinden arındırılmıştır. İşaretin dalgacık fonksiyonları yardımıyla düşük frekanslı gürültülerden daha sonra ise yüksek frekanslı gürültülerden arındırılmasından sonra elde edilen yeni işaretler sırasıyla oluşturulan ara yüzün ikinci ve üçüncü sekmesinde gösterilmiştir.

Çalışmanın ön panel görüntüsü Şekil 4.3’te, düşük frekanslı gürültünün atıldığı EKG işareti (a) ve frekans spektrumu (c), atılan gürültü (b) ve frekans spektrumu (d) gösterilmiştir. Düşük frekansların atılması için dalgacık tabanlı WA detrend fonksiyonu kullanılmıştır. Kullanılan dalgacık db5 dalgacıdır. Db ailesi dalga şekilleri EKG işaretine benzediğinden dolayı EKG işaret analizlerinde genellikle db5 ve db6 dalgacık fonksiyonları kullanılır. Çalışmanın blok diyagram görüntüsü Şekil 4.4’te gösterilmektedir.

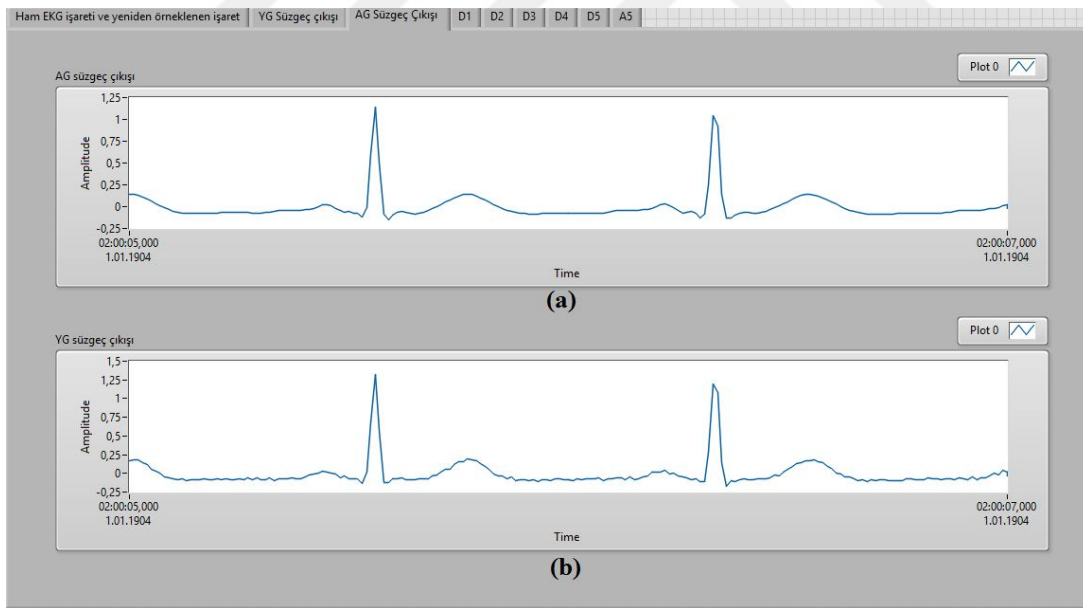


Şekil 4.3. (a) Düşük frekanslı gürültünün atıldığı EKG işareti ve (c) frekans spektrumu, (b) atılan gürültü ve (d) frekans spektrumu



Şekil 4.4. Düşük frekanslı gürültünün atılmasına dair blok diyagram

Düşük frekanslı gürültüler atıldıktan sonra işaretin içerisinde bulunan yüksek frekanslı gürültüler de atılmıştır. Bunun için yine dalgacık tabanlı Wavelet Denoise süzgeci kullanılmıştır. Oluşturulan ara yüzün üçüncü sekmesinde AG süzgeç çıkışında oluşan işaret (a) ve YG süzgeç çıkışında oluşan işaret (b) Şekil 4.5'te gösterilmiştir. Şekil 4.5 incelendiğinde Şekil 4.5.a'da bulunan işaretin daha pürüzsüz olduğu görülebilir.



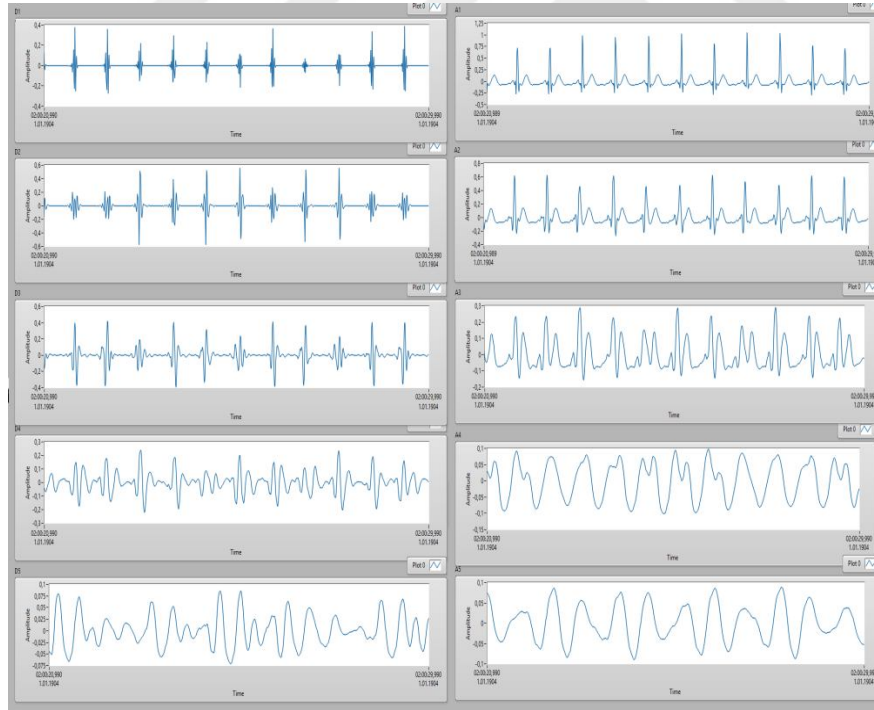
Şekil 4.5. (a) AG süzgeç ve (b) YG süzgeç çıkışında oluşan EKG işaretleri

Çalışmada dalgacık tabanlı süzgeçlerin kullanılmasının nedeni klasik sayısal süzgeçler kullanıldığında işarete bir miktar gecikme meydana gelmesi ve dalgacık tabanlı süzgecin

yüksek frekanslı gürültüleri elimine etmede klasik sayısal süzgeçlere göre daha iyi sonuçlar vermesidir [29].

İşaretlerden gürültüler atıldıktan sonra, db6 dalgacığı kullanılarak işaretler beş seviyeli ayrıştırılmıştır. Diğer sekmelerde ayrıştırmada elde edilen katsayılar gösterilmektedir. Şekil 4.6’da ADD uygulanan işaretin yaklaşım ve detay katsayıları gösterilmektedir.

Şekil 4.6’da bulunan süzgeç çıkışları incelendiğinde, detay katsayılarının yüksek frekanslı bileşenleri, yaklaşım katsayılarının düşük frekanslı bileşenleri içerdiği görülür. EKG işaretlerinin yeniden örneklenmesi aşamasında örnekleme hızı 100 Hz seçildiğinden dolayı D1 katsayısı 50-25 Hz frekans bileşenlerini, A1 katsayısı ise 0-50 Hz arasında bulunan frekans bileşenlerini içerir. Her filtre çıkışında örnek miktarı iki ile seyreltildiği için yeni örnekleme frekansı 100 Hz yerine 50 Hz ye düşmüştür. Bu nedenle D2 katsayısı 25-12.5 Hz frekans bileşenlerini, A2 katsayısı ise 0-25 Hz frekans bileşenlerini içerir. D5 katsayısı 3.125-1.6 Hz frekans aralığında bulunan bileşenleri ve A5 katsayısı 0-3 Hz arasında bulunan frekans bileşenleri elde edilene kadar işlem devam eder.



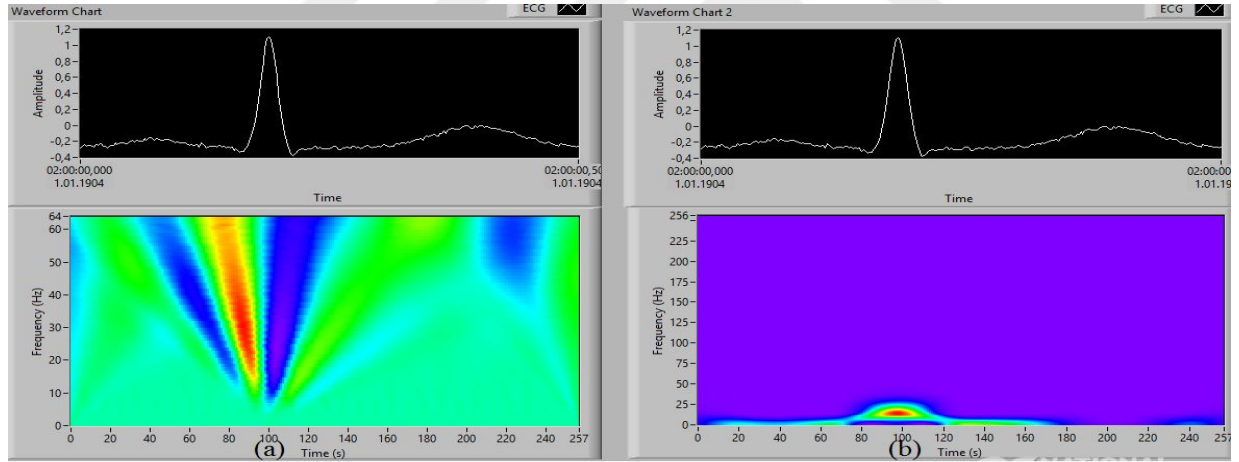
Şekil 4.6. EKG işaretinin yaklaşım ve detay katsayıları

Tablo 4.1’de katsayılara karşılık gelen frekans aralıkları gösterilmiştir.

Tablo 4.1. Katsayılara karşılık gelen frekans aralıkları

Detay katsayıları için Frekans aralığı (Hz)	Karşılık gelen detay katsayıları	Yaklaşım katsayıları için Frekans aralığı (Hz)	Karşılık gelen yaklaşım katsayıları
50-25	d1	50-0	a1
25-12,5	d2	25-0	a2
12,5-6,25	d3	12,5-0	a3
6,25-3,125	d4	6,25-0	a4
3,125-1.6	d5	3,125-0	a5

Şekil 4.6’da A1 ve A2 katsayıları incelendiğinde atım sayısını tespiti için örnekleme oranının 100 Hz veya 50 Hz seçildiğinde yeterli olabileceği anlaşılabılır. Çünkü A1 katsayısı 0-50 Hz, A2 katsayısı 0-25 Hz arasındaki frekans bileşenlerini içermektedir. Bu iki katsayı incelendiğinde her ikisinin de EKG işaretini tam olarak kaybetmediği, P, T dalgalarını, QRS karmaşığını ve bunlar arasındaki düz çizgileri koruduğu görülebilir.



Şekil 4.7. (a) SDD ve (b) KZFD yöntemleriyle EKG işareti için elde edilen zaman-frekans çizimi

Şekil 4.7’de 0.5 saniyelik EKG işareti ve bu işaretin SDD (a) ve KZFD (b) yöntemleriyle elde edilen zaman-frekans çizimi görülmektedir.

Şekil 4.7 incelendiğinde QRS karmaşığının frekans içeriği P ve T dalgasının frekans bileşenlerinden biraz daha yüksek olduğu görülmektedir.

D: deneme sayısı,

G: gerçek atım sayısı,

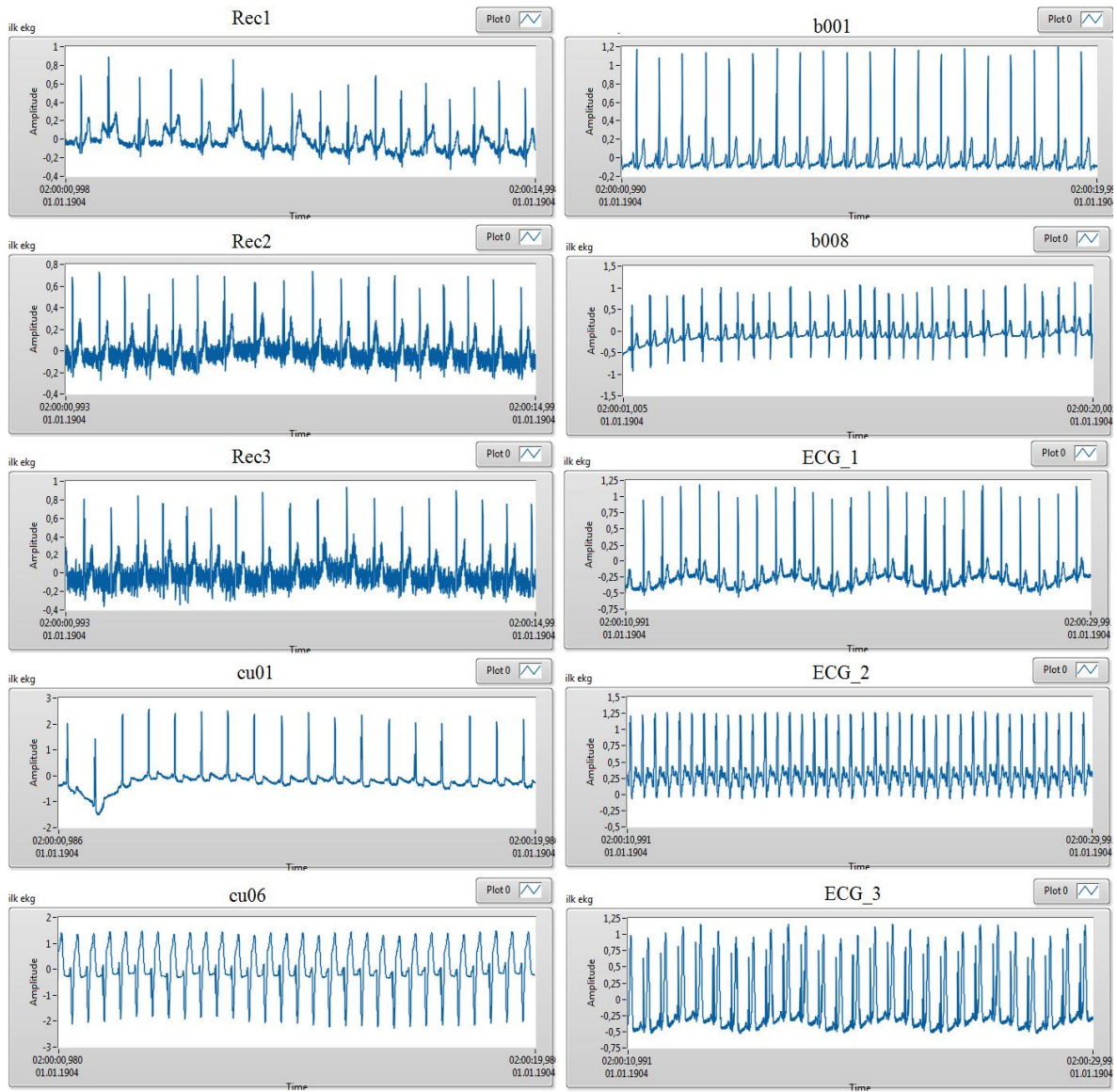
H: belirlenen katsayılar için hesaplanan atım sayısı,

S: hassasiyet,

PT: pozitif tahmin,

d1,d2,d3,d4,d5: belirlenen dalgacık detay katsayıları,

a5: belirlenen dalgacık yaklaşım katsayısı.



Şekil 4.9. Çalışmada kullanılan EKG işaretleri

Tablo 4.2. db5 dalgacığı ile elde edilen sonuçlar

D	G	D b 5																	
		D 1			D 2			D 3			D 4			D 5			A 5		
		H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT
1	39	24	62	100	28	72	100	34	87	100	41	90	85	31	80	100	29	74	100
2	60	73	88	73	73	73	60	46	77	100	48	80	100	38	63	100	10	17	100
3	42	22	52	100	35	83	100	61	100	69	42	98	98	33	79	100	27	64	100
4	23	9	39	100	18	78	100	20	87	100	36	91	58	9	39	100	6	26	100
5	24	24	100	100	18	75	100	20	83	100	37	100	65	20	83	100	13	54	100
6	24	26	100	92	16	67	100	19	79	100	40	100	60	15	63	100	12	50	100
7	28	24	79	92	25	89	100	31	100	90	23	82	100	26	93	100	16	57	100
8	47	63	70	52	97	89	43	50	85	80	67	100	70	67	85	60	29	62	100
9	11	9	82	100	6	55	100	11	100	100	11	100	100	13	100	85	9	82	100
10	15	13	87	100	16	87	81	13	87	100	16	93	88	18	80	67	1	6	100
			75,9	90,9		76,8	88,4		88,5	93,9		93,4	82,4		76,5	91,2		49,2	100

Tablo 4.3. sym4 dalgacığı ile elde edilen sonuçlar

D	G	S y m 4																	
		D 1			D 2			D 3			D 4			D 5			A 5		
		H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT
1	39	26	66	100	17	44	100	26	66	100	34	87	100	33	62	72	29	74	100
2	60	59	98	100	43	72	100	29	48	100	39	65	100	34	57	100	10	17	100
3	42	22	52	100	22	52	100	48	100	88	28	67	100	21	50	100	27	64	100
4	23	15	65	100	9	39	100	17	74	100	22	96	100	11	48	100	6	26	100
5	24	19	79	100	8	33	100	13	54	100	33	83	60	8	33	100	13	54	100
6	24	14	58	100	9	38	100	17	71	100	15	63	100	9	38	100	12	50	100
7	28	28	79	79	15	54	100	25	89	100	17	61	100	16	57	100	16	57	100
8	47	33	66	80	30	79	100	47	96	96	80	100	59	53	100	89	29	62	100
9	11	9	82	100	4	36	100	8	73	100	8	73	100	4	36	100	9	82	100
10	15	14	93	100	9	60	100	9	60	100	11	73	100	7	47	100	1	6	100
			73,8	95,9		50,7	100		73,1	98,4		76,8	91,9		52,8	96,1		49,2	100

Tablo 4.4. coifl dalgacığı ile elde edilen sonuçlar

D	G	C o i f l																	
		D 1			D 2			D 3			D 4			D 5			A 5		
		H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT	H	S	PT
1	39	28	72	100	20	51	100	15	38	100	12	30	100	16	38	94	26	66	100
2	60	60	100	100	48	80	100	33	55	100	29	48	100	25	40	96	13	22	100
3	42	25	60	100	19	45	100	47	100	89	22	52	100	19	45	100	23	55	100
4	23	15	65	100	13	57	100	10	43	100	13	57	100	8	35	100	6	26	100
5	24	19	79	100	12	50	100	7	29	100	21	88	100	8	33	100	13	54	100
6	24	19	79	100	14	58	100	10	42	100	10	42	100	7	29	100	14	58	100
7	28	26	93	100	24	86	100	15	54	100	11	39	100	16	57	100	17	61	100
8	47	39	83	100	45	85	89	60	96	75	45	89	93	37	79	100	27	57	100
9	11	10	91	100	6	55	100	2	18	100	5	45	100	3	27	100	7	64	100
10	15	14	93	100	6	40	100	4	27	100	7	47	100	7	47	100	1	6	100
			81,5	100		60,7	98,9		50,2	96,4		53,7	99,3		43	99		46,9	100

Tablo 4.2, Tablo 4.3 ve Tablo 4.4 de gösterilen sonuçlar incelendiğinde, kalp atım sayısı belirlemede hassasiyet parametresinin göz önüne alınması gerektiği anlaşılmıştır. Çünkü pozitif tahmin parametresinde çok fazla bir değişiklik olmadığı gözlemlenmiştir.

Tablolara göre, d1 katsayısı ile analiz yapıldığında hassasiyet parametresinde %81.5 ile en iyi sonucu veren coifl dalgacığı olduğu görülmektedir. Aynı şekilde pozitif tahmin parametresinde %100 ile en iyi sonuca sahip olan dalgacık yine coifl dalgacığıdır.

d2 detay katsayısı incelendiğinde ise hassasiyet parametresine göre en iyi sonucu db5 dalgacık fonksiyonunu verdiği görülmektedir.

Hassasiyet parametresinde d3 ve d4 katsayıları incelendiğinde en iyi tahmini yapan dalgacığın %88.5 ve %93.4 ile db5 olduğu görülmektedir. Genel olarak sonuçlar incelendiğinde ise üç farklı dalgacık fonksiyonu ile d1 detay katsayısına göre yapılan tahmin değerinin %77.06 ile en iyi değere sahip olduğu görülmektedir.

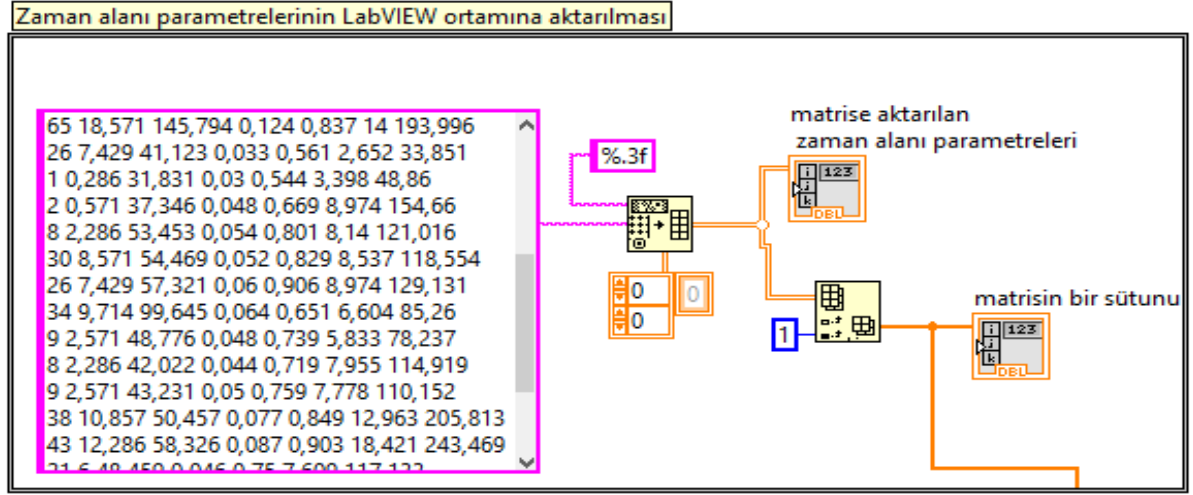
4.2. EKG İşaretinden KHD Parametrelerinin Çıkarımı

Tez çalışmasında yapılan ikinci uygulamada, RR aralıklarına ait veriler alınarak KHD'ye ait zaman ve frekans parametreleri çıkartılmıştır. Çıkartılan parametrelerin doğruluklarının araştırılması için iki farklı veri tabanından otuz kişiye ait RR aralıkları verisi kullanılmıştır.

Kullanılan verilerin on beş tanesi Physiobank MIT-BIH veri bankasının Congestive Heart Failure RR Interval veri tabanından, geri kalan on beş tanesi ise Normal Sinus Rhythm RR Interval veri tabanından alınmıştır. Daha sonra hesaplanacak parametreler bir sınıflandırma algoritmasına verilerek doğrulukları araştırılmıştır.

4.2.1. Ön işleme

Veri tabanlarında bulunan veriler yaklaşık olarak yirmi dört saatlik kayıtlardan oluşmaktadır. Bu çalışmada ise her bir kişi için yaklaşık üç yüz elli tane RR aralıkları verileri kullanılmıştır. Alınan veriler LabVIEW ortamına doğrudan aktarılamamaktadır. Bunun için veriler önce Excel ortamına aktarılmış daha sonrada Şekil 4.10'de blok diyagram kullanılarak veriler LabVIEW ortamında bir matrise atanmıştır.



Şekil 4.10. Verilerin LabVIEW ortamında bir matrise aktarılması

KHD analizi için zaman alanı analizi ve frekans alanı analizi için farklı parametreler çıkarılmıştır. Zaman alanı için:

- 50 milisaniyeden (msn) farklı olan NN aralıkları (NN50),
- Ardışık NN aralıklarının karesel ortalamalarının karekökü (RMSSD),
- Toplam RR aralık sayısının NN50 sayısına oranı (pNN50),
- RR aralıklarının standart sapması (SS std.),
- RR aralıklarının ortalaması (RR mean),
- NN aralık sayısının histogram (tekrar dağılımı) yüksekliğine oranı (RR üçgen indeksi),
- Üçgensel kesiştirilmiş NN aralık histogramının bazal genişliği (TINN)

olmak üzere toplam yedi parametre hesaplanmıştır.

Frekans alanı analizi için ÇDF (0-0.04 Hz), DF (0.04-0.15 Hz), YF (0.15-0.4 Hz) bantları incelenmiştir. Bu frekans aralıklarından;

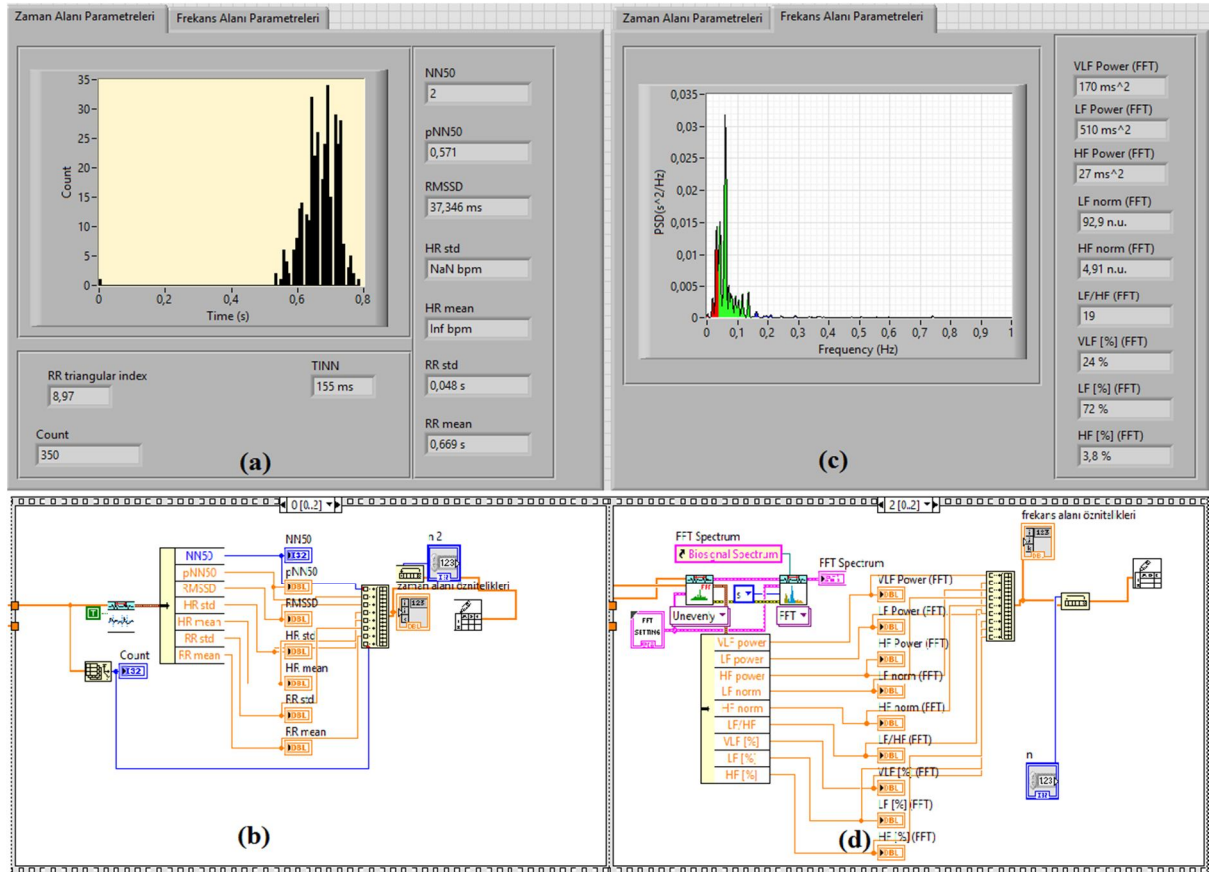
- ÇDF gücü,
- DF gücü,
- YF gücü,
- Normalize edilmiş DF gücü (DF norm),
- Normalize edilmiş YF gücü (YF norm),
- DF gücünün YF gücüne oranı (DF/YF),

- ÇDF gücünün toplam güçlere oranı (ÇDF %),
- DF gücünün toplam güçlere oranı (DF %),
- YF gücünün toplam güçlere oranı (YF %)

Olmak üzere toplam dokuz parametre hesaplanmıştır.

4.2.2. Oluşturulan Ara Yüz

Ön işleme olarak diziye aktarılan verilerden belirtilen parametreler çıkarılmak üzere Şekil 4.11’da gösterilen ara yüz oluşturulmuştur. Oluşturulan programın ön paneli iki sekmeden meydana gelmektedir.



Şekil 4.11. (a) KHD’ye ait zaman alanının parametrelerinin ön panel ve (b) blok diyagramı, (c) frekans alanına ait parametrelerin ön panel ve (d) blok diyagramı

Ara yüzün ilk sekmesinde zaman alanına ait çıkarılan parametreler, ikinci sekmesinde ise frekans alanına ait çıkarılan parametreler gösterilmiştir.

Şekil 4.11.a'da görünen kısım, zaman alanına ait ölçümlerin gösterildiği iki bölümden oluşmaktadır. İlk bölümde RR aralıklarının tekrar dağılımını gösteren histogram grafiği bulunmaktadır. İkinci kısımda ise hesaplamaların sonucu görünmektedir. Şekil 4.11.b'de ise bu hesaplamalara ait blok diyagram görüntüsü bulunmaktadır.

Şekil 4.11.b ve 4.11.d'de görüldüğü üzere hesaplanan parametrelerin hepsi sırasıyla tek sütundan oluşan yedi elemanlı yeni bir diziye atanmıştır. Daha sonra bu vektörün tranzpozesi alınarak tek satırdan oluşan yedi elemanlı bir vektör haline getirilmiştir. Oluşturulan bu vektör saklanmak üzere bir dosyaya yazılmıştır. Bu işlemler alınan bütün RR aralıkları için tekrarlanmıştır. Toplam otuz tane tek satırlık vektörler sırayla bir matrise atanmıştır. Böylelikle boyutu 30×7 olan bir matris elde edilmiştir. Aynı işlemler Şekil 4.11.c'de gösterilen frekans alanı parametrelerinin depolanması içinde tekrarlanmıştır.

Her bir kişi için dokuz tane frekans alanına, yedi tane ise zaman alanına ait toplam on altı parametre genel toplamda ise dört yüz seksen tane parametre hesaplanmıştır.

Frekans alanına ve zaman alanına ait çıkartılan parametreler sırasıyla Tablo 4.5'te ve Tablo 4.6'da gösterilmiştir. Tabloların ilk sütununda bulunan 1 değeri konjestif kalp yetmezliği hastalığına (KKY) sahip bireyler için çıkartılan parametreler, 0 ise sağlıklı bireyler için çıkartılan parametreleri göstermektedir.

Tablo 4.5. Frekans alanı ait çıkartılan parametreler

1: KKY, 0: Sağlıklı	ÇDF gücü	DF gücü	YF gücü	DF norm	YF norm	DF/YF	ÇDF %	DF %	YF%
1	1000,524	474,024	191,641	69,603	28,139	2,474	60,049	28,45	11,502
1	2,661	4,028	9,125	6,247	14,151	0,441	16,827	25,472	57,701
1	2,335	4,404	3,983	35,586	32,18	1,106	21,775	41,078	37,147
1	5,306	18,568	6,715	53,962	19,515	2,765	17,345	60,702	21,953
1	1,146	23,247	14,029	33,015	19,924	1,657	2,982	60,505	36,513
1	0,721	1,14	6,673	2,181	12,766	0,171	8,448	13,362	78,19
1	4,747	12,829	47,107	2,641	9,698	0,272	7,339	19,834	72,827
1	6,678	10,265	122,2	3,964	47,194	0,084	4,8	7,377	87,823
1	1,367	4,742	15,43	7,959	25,895	0,307	6,347	22,017	71,637
1	6,276	17,782	72,993	4,724	19,389	0,244	6,467	18,323	75,211
1	46,594	82,032	12,354	72,203	10,874	6,64	33,05	58,187	8,763
1	0,945	8,909	57,643	3,545	22,936	0,155	1,4	13,199	85,401
1	683,386	942,352	1135,741	27,764	33,462	0,83	24,747	34,125	41,128
1	0,134	0,485	4,467	1,29	11,876	0,109	2,629	9,538	87,833
1	0,543	7,197	14,011	21,834	42,505	0,514	2,496	33,089	64,415
0	173,07	514,494	27,167	92,906	4,906	18,938	24,215	71,984	3,801
0	246,938	313,377	84,813	68,94	18,658	3,695	38,277	48,576	13,147
0	75,635	170,075	105,149	51,841	32,05	1,617	21,557	48,474	29,969
0	131,34	272,75	90,122	72,255	23,874	3,026	26,576	55,189	18,236
0	25,594	258,484	70,222	33,045	8,977	3,681	7,224	72,956	19,82
0	52,178	199,481	69,221	67,777	23,519	2,882	16,261	62,167	21,572
0	348,157	87,257	23,162	61,897	16,43	3,767	75,921	19,028	5,051
0	113,988	292,735	57,097	81,257	15,849	5,127	24,576	63,114	12,31
0	1639,761	595,715	106,498	81,408	14,554	5,594	70,016	25,436	4,547
0	2403,212	1930,491	142,099	92,112	6,78	13,586	53,693	43,132	3,175
0	48,883	194,062	54,341	68,398	19,153	3,571	16,443	65,278	18,279
0	137,875	77,874	12,762	77,447	12,692	6,102	60,336	34,079	5,585
0	23,343	79,449	19,576	72,81	17,94	4,058	19,076	64,926	15,998
0	316,293	197,244	226,105	30,615	35,094	0,872	42,763	26,668	30,57
0	24,636	54,401	17,118	66,349	20,877	3,178	25,621	56,577	17,802

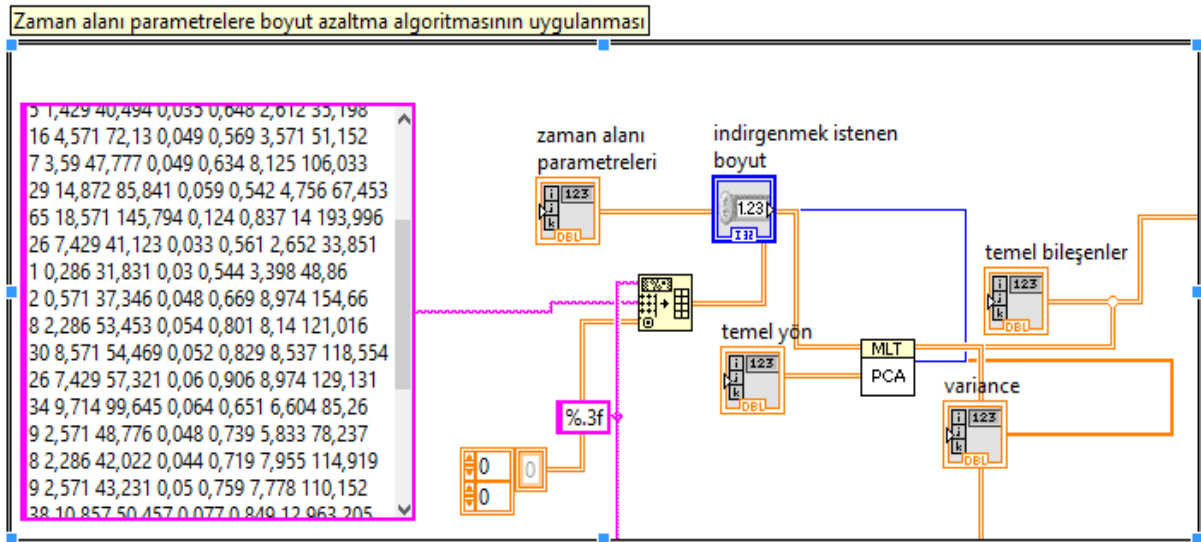
Tablo 4.6. Zaman alanına ait çıkartılan parametreler

1: KKY, 0:Saglıklı	NN50	pNN50	RMSSD	RR std	RR ortalaması	RR üçgen indeksi	TINN
1	15	4,286	44,999	0,054	0,761	10	142,438
1	19	5,429	43,701	0,033	0,523	2,991	41,831
1	1	0,286	42,866	0,04	0,797	2,365	32,594
1	7	2	56,821	0,043	0,642	4,023	51,923
1	23	6,571	40	0,035	0,572	3,804	52,694
1	10	2,857	36,976	0,032	0,576	2,244	29,289
1	93	26,571	77,851	0,05	0,54	3,271	36,767
1	30	8,571	65,927	0,049	0,75	4,861	66,912
1	5	1,429	40,494	0,035	0,648	2,612	35,198
1	16	4,571	72,13	0,049	0,569	3,571	51,152
1	7	3,59	47,777	0,049	0,634	8,125	106,033
1	29	14,872	85,841	0,059	0,542	4,756	67,453
1	65	18,571	145,794	0,124	0,837	14	193,996
1	26	7,429	41,123	0,033	0,561	2,652	33,851
1	1	0,286	31,831	0,03	0,544	3,398	48,86
0	2	0,571	37,346	0,048	0,669	8,974	154,66
0	8	2,286	53,453	0,054	0,801	8,14	121,016
0	30	8,571	54,469	0,052	0,829	8,537	118,554
0	26	7,429	57,321	0,06	0,906	8,974	129,131
0	34	9,714	99,645	0,064	0,651	6,604	85,26
0	9	2,571	48,776	0,048	0,739	5,833	78,237
0	8	2,286	42,022	0,044	0,719	7,955	114,919
0	9	2,571	43,231	0,05	0,759	7,778	110,152
0	38	10,857	50,457	0,077	0,849	12,963	205,813
0	43	12,286	58,326	0,087	0,903	18,421	243,469
0	21	6	48,459	0,046	0,75	7,609	117,133
0	1	0,286	50,27	0,05	0,847	5,385	85,622
0	2	0,571	38,547	0,041	0,668	4,795	68,435
0	99	28,286	71,752	0,063	0,857	10	153,736
0	4	1,143	46,231	0,043	0,702	5,645	84,999

4.2.3. Temel Bileşen Analizinin Uygulanması

Sınıflandırma algoritmalarında giriş olarak öznitelikler kullanılır [35,36]. Sınıflandırma için kullanılacak veri boyutunun artması daha fazla hafıza gerektirir. Aynı zamanda daha fazla zaman kaybına neden olur. Gelişen teknolojiyle ve öznitelik çıkarma algoritmalarının artmasıyla beraber veri boyutları da artmıştır. Çıkarılan her öznitelik veriyi veya işareti tam tanımlamıyor olabilir. İşareti en iyi tanımlayacak özniteliklerin seçilmesi sınıflandırma algoritmalarının performansını yükselterek daha iyi sonuçlar vermesini sağlar. Öznitelik seçme yöntemleri veri boyutu azaltmak için kullanılan yöntemlerdir. Çok boyutlu veri kümesinden yeni bir alt veri kümesi oluşturur. Öznitelik seçme yöntemleriyle gereksiz ve fazla öznitelikler elenerek, geriye sınıflandırmanın performansının artırabilecek gerekli ve önemli veriler bırakılır. Literatürde birçok öznitelik seçme algoritması bulunmaktadır. Temel Bileşen Analizi (TBA) yöntemi, bütün ölçülen özniteliklerin doğrusal birleşimi olan ama daha az sayıda boyut kullanarak yeni bir veri kümesi oluşturur [35].

Tablolarda bulunan zaman ve frekans alanına ait parametreler boyut azaltma algoritmasına verilmiştir. Buna ait blok diyagram Şekil 4.12’de gösterilmiştir.

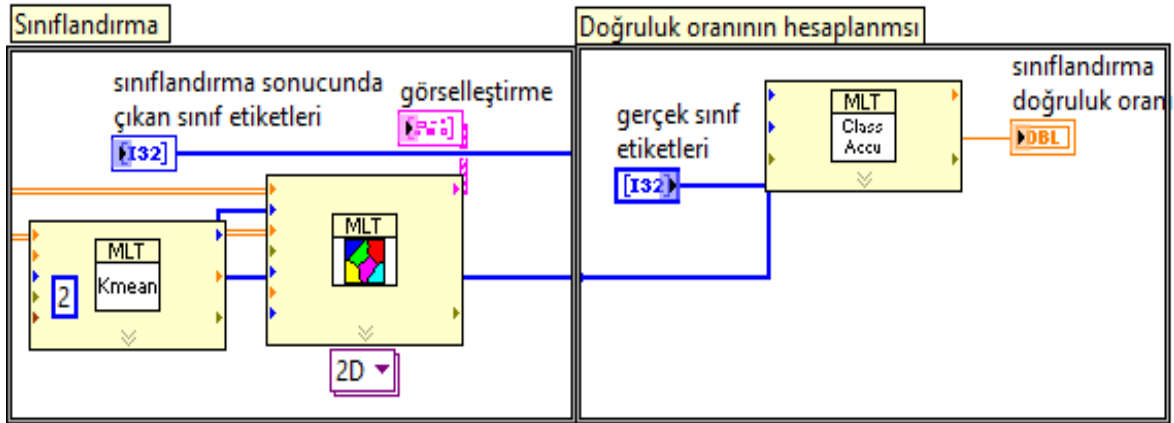


Şekil 4.12. Zaman alanına ait çıkartılan parametrelerin TBA'ya uygulanması

İlk olarak frekans alanına ait çıkartılan parametreler daha sonra da zaman alanına ait çıkartılan parametreler TBA'ne uygulanmıştır.

4.2.4. Sınıflandırmanın Uygulanması

Sınıflandırma yapılmasındaki amaç, elde edilen çok boyutlu verilerinden birbirine benzer olanları gruplamaktır. Bunun için farklı sınıflandırma algoritmaları bulunmakla birlikte en çok kullanılan yöntemlerden biri k-ortalamlar yöntemidir [11]. K-ortalamlar algoritması bir veri setine ait değişkenleri, özellik vektörleri kullanarak sınıflandırmaya dayanır. Giriş verilerinin belirlenen sayıda (k adet) merkezle ifade etmeye çalışır. Her bir değişken benzerlik ölçütü yardımıyla belirlenen sınıflara atanır. Giriş veri setlerinde bulunan değişkenler başlangıçta rastgele merkezlere atanır. Daha sonra farklı merkezler hesaplanarak, hesaplanan yeni küme merkezlerine bağlı olarak veriler bir sonraki iterasyonda farklı veri kümelerine atanabilir. Tekrarlama sayısı küme elemanlarında herhangi bir değişiklik olmayana kadar devam eder. Şekil 4.13’de k-ortalama sınıflandırıcısının kullanımına ait blok diyagram görüntüsü verilmiştir.

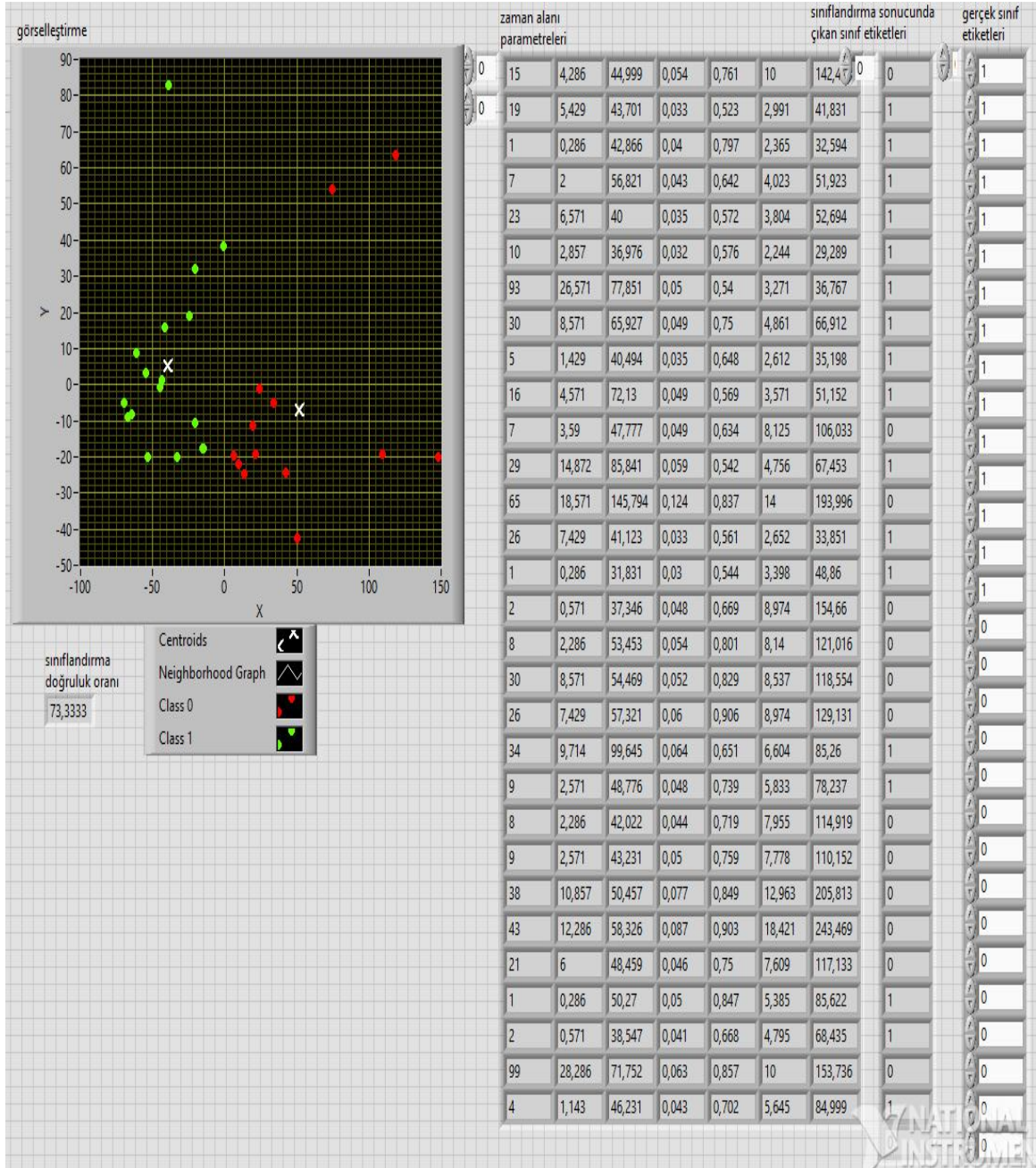


Şekil 4.13. k-ortalama algoritmasına ve doğruluk oranının hesaplanmasına ait blok diyagram görüntüsü

Elde edilen sonuçlara göre zaman alanında elde edilen parametrelerin uygulanmasıyla sınıflandırma doğruluk oranı %73.333 olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar görselleştirilerek Şekil 4.14’de verilmiştir.

Şekil 4.14’te temel bileşen analizi sonucunda oluşan yeni veri kümesinin iki boyutlu grafik üzerinde gösterimi görülmektedir. Beyaz renkli X ile işaretlenen kısım kümelerin merkezini göstermektedir. Yeşil veriler TBA sonucunda oluşan yeni veri kümesine göre Class 1 olarak isimlendirilen KKY hastalığına sahip olan bireyleri, kırmızı veriler ise Class 0 olarak isimlendirilen sağlıklı bireyleri göstermektedir. Çalışmada oluşturulan ara yüz KKY hastalığına sahip on beş bireyden üç tanesini, sağlıklı bireylerden ise beş tanesini

tespit edememiştir. Buna göre sınıflandırmada hesaplanan doğruluk oranı 73.33% olarak belirlenmiştir. Öznitelik çıkartma işlemlerinin biraz daha geliştirilmesiyle çıkartılan parametrelerin doğruluğu artacak ve sınıflandırmada daha yüksek doğruluk oranı sağlanacaktır.



Şekil 4.14. Sonuçların görselleştirilmesi

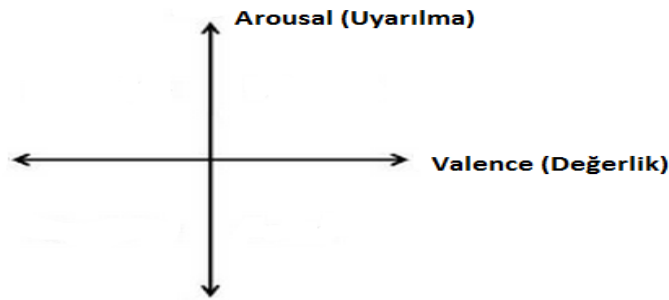
Bu yöntemde, duygular belirli bir sıralamaya göre dizilerek, bir duygu çemberi oluşturmuştur. Farklı kriterler göz önüne alınarak oluşturulan bu çemberin merkezinde sekiz temel duygu yer alır. Diğer duygular bu duyguların birleşmesiyle oluşan farklı yoğunluktaki duygulardır. Bu kriterlerden bazıları;

- Yan yana olan duygular birbirlerine benzer, uzakta olanlar ise daha az benzerdir. Örneğin; neşe, güven ve beklentiyle yakından ilişkili fakat üzüntü ile ters ilişkilidir.
- Bazı duyguların birleşmesiyle yeni duygular oluşmaktadır. Örneğin, beklenti ve sinirin birleşmesi saldırganlık duygusunun oluşumuna neden olur.
- Duygular kendi içerisinde farklı yoğunluklarla sınıflandırılır. Koyu tondan açık tona doğru, duyguların en yoğun halinden en hafif halini göstermektedir.

Duygu sınıflandırılması veya tanımlanması için kabul edilen diğer bir yöntem, iki boyutlu veya daha fazla boyutlu duygu sınıflandırılmasıdır. Çok boyutlu duygu tanımlamada genellikle *değerlik*, *uyarılma* ve *baskınlık* (*Valence*, *Arousal*, *Dominance*) gibi parametreler kullanılır.

- *Değerlik*; memnuniyetin veya hoşnutluğun bir ölçüsü olarak görülür. Düşük değerlik mutsuzluk gibi negatif duyguları, yüksek değerlik mutluluk gibi pozitif duyguları belirtir.
- *Uyarılma*; heyecan ve sakinlik gibi etkilerin bir ölçütü olarak kullanılır.
- *Baskınlık*; duygu yoğunluğunu ölçmekte kullanılır.

Genellikle daha basit bir model olmasından dolayı iki boyutlu Değerlik-Uyarılma duygu modeli kullanılır. Bu modelde, birbirine dik iki eksen bulunmaktadır. Yatay eksen değerlik, dikey eksen uyarılmayı gösterir. Bu tez çalışmasında bu model kullanılmıştır.



Şekil 4.16. İki boyutlu Değerlik-Uyarılma (Valence-Arousal) duygu modeli

4.3.2. Kullanılan Veriler

Bu tez çalışması için gerekli olan EEG verileri DEAP Dataset veri bankasından alınmıştır [37]. Bu veri bankasında iki çalışmaya ait veriler bulunmaktadır. İlk kısımda; on dört – on beş gönüllü kendilerinde, farklı duyguların oluşumuna neden olabilecek yaklaşık yüz yirmi videoyu izledikten sonra, bu videoları *değerlik*, *uyarılma*, *baskınlık* ölçütleri için bir ile dokuz puan aralığında oylamaları istenmiştir. Ayrıca, izledikleri müzikli kliplerinin gurur, coşku, keyif, memnuniyet, rahatlama, umut, ilgi çekici, şaşırtıcı, üzüntü, korku, utanç, suçluluk, kıskançlık, iğrenme, aşağılama, öfke gibi on altı tane duygudan hangilerini ne derecede uyandırdığını ölçmek için de oylama yapmışlardır.

Veri setinin ikinci kısmında ise otuz iki katılımcıyla elde edilen EEG verileri bulunmaktadır. Otuzdan fazla duygu oluşturmaya beklenen kırk tane altmış üç saniyelik müzikli klipler katılımcılara izletilmiştir. Videolar izlenirken katılımcıların EEG işaretleri 512 Hz örnekleme frekansı ile kayıt altına alınmıştır. Veriler daha sonra 128 Hz örnekleme frekansı ile örnek seyreltme işlemine tabi tutulmuştur.

Otuz iki EEG kanalı, on iki çevresel kanal, üç kullanılmayan kanal ve bir durum kanalı olmak üzere toplamda kırk sekiz tane kayıt kanalı bulunmaktadır. Fakat veri setinde bu kanallardan kırk tanesine ait veriler bulunmaktadır. Katılımcılardan, izledikleri kliplerin, *değerlik-uyarılma-baskınlık-hoşnutluk-tanınırlık* (*valence-arousal-dominance-liking-familiarity*) ölçütlerini ne derecede sağladıklarını oylamaları istenmiştir.

- Hoşnutluk (liking) ölçütü, izledikleri videodan ne kadar hoşnut olduklarını belirlemek için kullanılmıştır.
- Tanınırlık (familiarity) ölçütü ise izledikleri videoyu daha önce izleyip izlemediklerini, izlediyse ne sıklıkla izlediklerini belirlemek için kullanılmıştır.

İlk dört ölçüt (*değerlik-uyarılma-baskınlık-hoşnutluk*) için oylama bir ile dokuz puan aralığında yapılmıştır. Son ölçüt (*tanınırlık*) için ise oylama bir ile beş puan aralığında yapılmıştır. Düşük değerler o ölçütün çok az sağlandığını veya hiç sağlanmadığını, yüksek değerler ise o ölçütün çok iyi sağlandığını ifade etmektedir.

Bu tez çalışmasında veri setinin ikinci kısmı kullanılmıştır. Toplamda her bir katılımcı için 40x40x8064 (video sayısı x kanal sayısı x 128 Hz örnekleme hızı x 63 saniye kayıt süresi) veri bulunmaktadır.

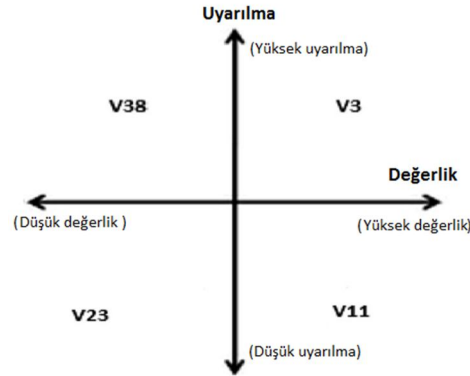
Otuz iki katılımcı arasından 2, 8, 12 ve 28 nolu katılımcılara ait 3, 11, 23 ve 38 nolu videolar izlenirken kaydedilen EEG verileri alınmıştır. Videolar V3, V11, V23, V38 olarak isimlendirilmiştir.

- V3 videosunun katılımcılarda eğlence (joy) duygusunu,
- V11 videosunun mutlu (happy),
- V23 videosunun melankoli (melancholy) duygusunu,
- V38 videosunun iğrenme (disgust) duygusunu

uyandırması beklenmektedir.

Bu tez çalışmasında iki boyutlu Değerlik-Uyarılma (Valence-Arousal) duygu modeli kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan videoların iki boyutlu duygu modelinde gösterimleri Şekil 4.17’de gösterilmiştir.

Seçilen video klipler uyandırdığı duygulara göre bu modelin üzerine yerleştirilmiştir. Bu yerleştirme yapılırken otuz iki katılımcının oylama kriteri göz önünde bulundurulmuştur.



Şekil 4.17. Seçilen video klipler uyandırdığı duygulara göre Değerlik-Uyarılma duygu modelin üzerine yerleştirilmesi

Kullanıcıların verdikleri oylar üzerinden yapılan hesaplamalara göre;

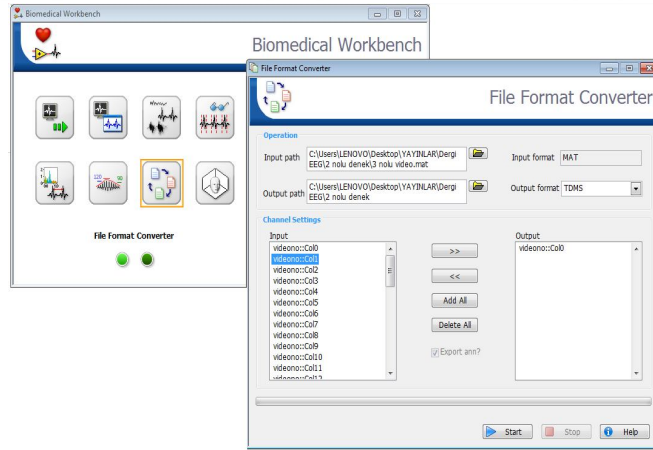
- V3 videosunun uyandırdığı duygular yüksek valence- yüksek arousal (YV-YA) değerine sahiptir.
- V38 videosunun uyandırdığı duygular düşük valence-yüksek arousal (DV-YA) değerine sahiptir.

- V23 videosunun uyandırdığı duygular düşük valence-düşük arousal (DV-DA) değerine sahiptir.
- V11 videosunun uyandırdığı duygular yüksek valence-düşük arousal (YV-DA) değerine sahiptir.

4.3.3. Önişleme

DEAP veri tabanında her bir katılımcı için $40 \times 40 \times 8064$ uzunluğunda *.bdf* ve *.mat* dosya formatına sahip veriler bulunmaktadır. Bu tez çalışması için *.mat* uzantılı dosyalar alınmıştır. Alınan dosyalar üç boyutlu veri içerdiği için öncelikle bunların bir boyutlu veri haline getirilmesi gerekmektedir.

Çalışmada sadece 3, 11, 23, 38 numaralı videoların her biri için veriler önce $1 \times 40 \times 8064$ boyutuna daha sonrada kırk kanalın her biri için $1 \times 1 \times 8064$ boyutuna getirilmiştir. Bundan dolayı veriler, MATLAB programı kullanılarak bir boyutlu hale getirilmiştir. Daha sonra LabVIEW *file format converter* aracı kullanılarak *.mat* uzantılı dosyalar LabVIEW programının kullanımına uygun olan TDMS dosya formatı haline getirilmiştir. Aşağıda Şekil 4.18’de dosya çevirme işlemi gösterilmiştir.



Şekil 4.18. Dosya formatı çevirme işlemi

Şekil 4.18’de kanal ayarları kısmında görülen panelde bir tane videoya ait kırk kanal bulunmaktadır. Bu kanalların her biri *.tdms* formatına getirilmiştir. İlgili kanallarda bulunan EEG verileri 8064 veriden oluşmaktadır. TDMS dosya formatı haline getirilen verilere ait örnekleme bilgisi kaybolmuştur. Verilerin örnekleme frekansına uygun olarak tekrar oluşturulması gerekmektedir. Elde edilen veriler 128 Hz örnekleme frekansına göre

izilmedięi durumda, her bir rnek zaman ekseninde bir saniyeye karřılık gelecek řekilde izilmesine neden olur. Bunun iin veriler, 128 Hz rnekleme frekansına uygun olarak tekrar oluřturulmuřtur. Dosya formatı evirme iřlemi sadece EEG kayıtlarının bulunduęu kanallar iin yapılmıřtır. Geri kalan kanalların dosya formatları evrilmemiřtir. Toplam otuz iki EEG verisi ieren kanal bulunmaktadır. Bu kanallar Tablo 4.7’de gsterilmiřtir

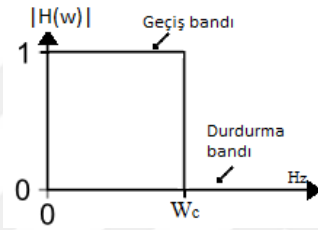
Tablo 4.7. EEG elektrot isimleri

Kanal no:	Kanal ismi:
1	Fp1
2	AF3
3	F7
4	F3
5	FC1
6	FC5
7	T7
8	C3
9	CP1
10	CP5
11	P7
12	P3
13	Pz
14	PO3
15	O1
16	Oz
17	O2
18	PO4
19	P4
20	P8
21	CP6
22	CP2
23	C4
24	T8
25	FC6
26	FC2
27	F4
28	F8
29	AF4
30	Fp2
31	Fz
32	Cz

EEG iřareti ierisinde kullanıřlı frekansların 0.1-60 Hz arasında olduęu kabul edilir. Bu nedenle iřarete bulunan yksek ve dřk frekanslı bileřenlerin arındırılması gerekmektedir. Geirme bandı frekans aralıęı 0.1-60 Hz olan bant geiren szge kullanılarak iřaret filtrelenmiřtir.

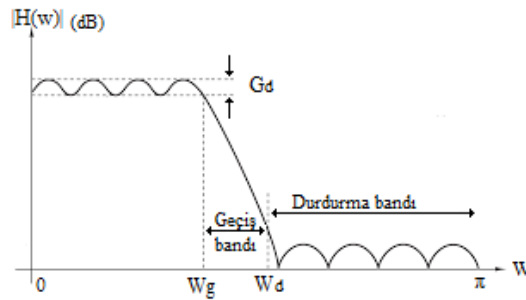
Sayısal iřaret iřlemede eřitli szgeler bulunmaktadır [34]. Szgeler frekans alanında iřaretler zerinde oluřturdukları etkiye gre genellikle drt grupta sınıflandırılırlar [19,20].

Bunlar; alçak geçiren, yüksek geçiren, bant geçiren ve bant durduran süzgeçlerdir. Süzgeçler geçirme bandı ve durdurma bantlarına sahip yapılardır. Geçirme bandı süzgecin işaret gücünü etkilemeden geçirdiği frekans aralığını tanımlarken, durdurma bandı ise süzgecin işaret gücünü zayıflatarak geçmesine izin vermediği frekans aralığını tanımlar. İdeal süzgeçler, geçirme bandında zayıflatılmadan geçirilmesi beklenen frekansları geçiren ve durdurma bandında ise istenmeyen frekansların geçmesine izin vermeyen süzgeçlerdir. İdeal bir filtrede geçiş bandı içerisinde yer alan frekanslar bir ile çarpılarak veya başka bir deyişle hiç zayıflatmaya uğramayarak geçerken, durdurma bandı içerisinde yer alan frekanslar sıfır ile çarpılır veya geçişine izin verilmez. Şekil 4.19’da ideal durdurma ve geçirme bandına sahip alçak geçiren süzgeç gösterilmiştir.



Şekil 4.19. İdeal alçak geçiren süzgeç

İdeal süzgeçlerde geçiş bandından durdurma bandına geçiş çok keskindir. Fakat çoğu uygulama için bu keskinlik gerekli değildir. İdeal süzgeçlerdeki bazı durumlar hafifletilirse uygulamalarda istenen işlevi gören süzgeçler tasarlanabilir [20]. Şekil 4.20’de gerçekleştirilebilir süzgeç gösterilmiştir [20].



Şekil 4.20. İdeal olmayan süzgeç genlik frekans yanıtı

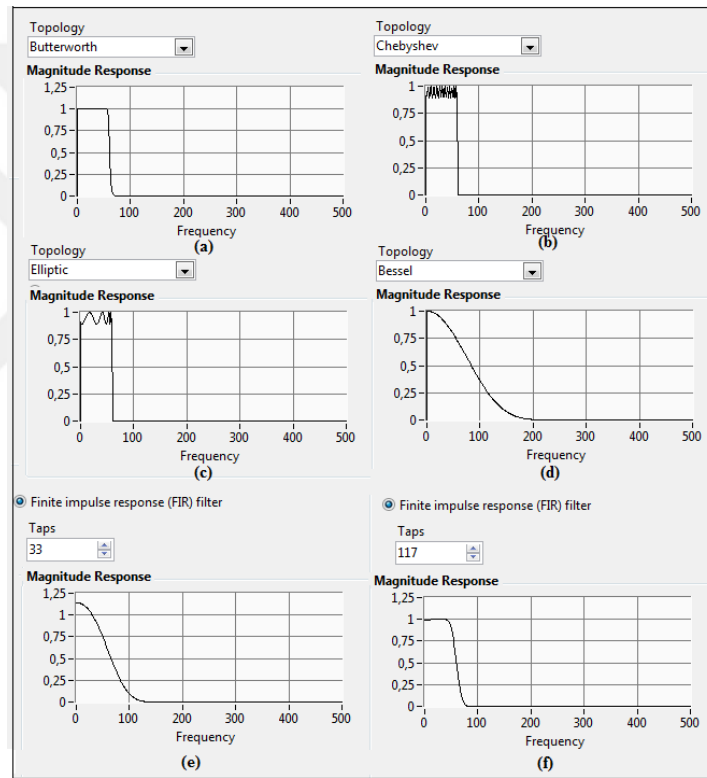
Burada;

- G_d iletim bandı dalgalanması,
- ω_d durdurma bandı kenar frekansı,

- ω_g geçiş bandı kenar frekansıdır.

Şekilde görüldüğü gibi, geçiş bandında bir miktar dalgalanma bulunmaktadır. Geçiş bandı ile durdurma bandı arasındaki geçiş keskin değildir. Durdurma bandı ise sıfır genliğe sahip değildir. Bir miktar dalgalanma vardır. Herhangi bir süzgecin tasarlanması için öncelikle şu kriterlerin belirlenmesi gerekir [20]:

- Geçirme bandı dalgalanma miktarı
- Durdurma bandı dalgalanma
- Geçirme ve durdurma bandı kenar frekansları



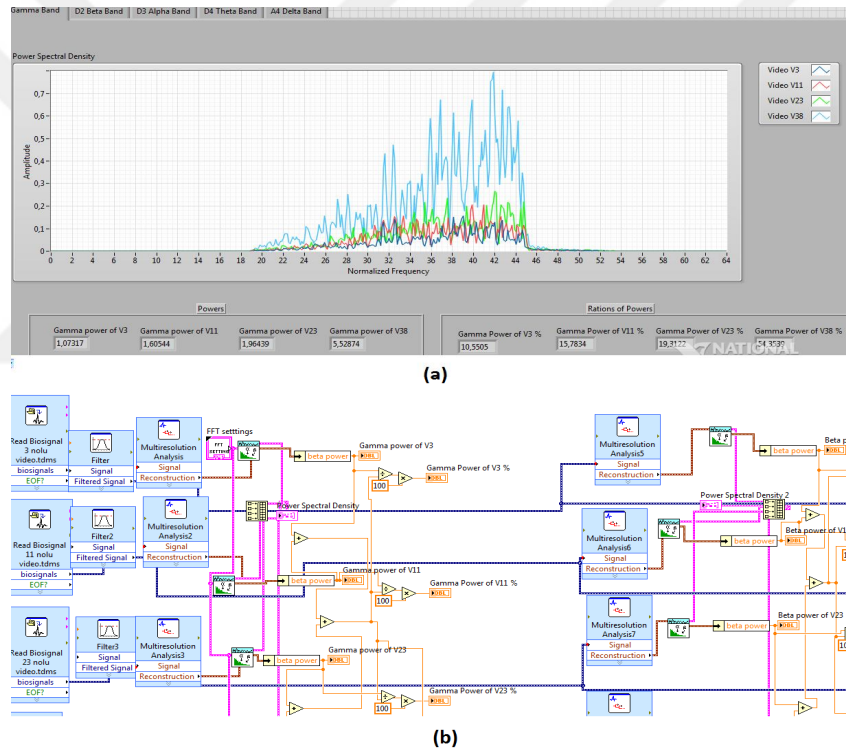
Şekil 4.21. (a) 33. dereceden Butterworth , (b) Chebyshev, (c) Elliptic, (d) Bessel IIR filtreleri, (e) 33.dereceden FIR ve (f) daha yüksek dereceden FIR filtreleri

İmpuls cevaplarının sonlu ve sonsuz olmasına göre sınıflandırılan iki çeşit sayısal filtre bulunmaktadır. Bunlar, sonlu impuls cevaplı ve sonsuz impuls cevaplı sayısal filtreleridir. Şekil 4.20’de 33. dereceden Butterworth (a), Chebyshev (b), Elliptic (c), Bessel (d) IIR filtreleri, 33dereceden FIR (e) ve daha yüksek dereceden FIR (f) filtreleri görünmektedir. Aynı dereceden IIR süzgeçlerinin cevapları incelendiğinde Chebyshev ve Elliptic süzgeçleri geçiş bandı Bessel ve Butterworth süzgeçlere göre daha iyi fakat iletim bandı

dalgalanmalarının daha fazla olduğu görülmektedir. Aynı dereceden süzgeçler içerisinde en az iletim bandı dalgalanmasına sahip olan süzgecin Butterworth olduğu görülmektedir. Benzer iletim bandı kalitesine ulaşmak için kullanılan FIR filtrenin derecesinin daha yüksek olduğu görülmektedir. Çalışmada farklı filtreler kullanılmış ve kullanılan bütün filtrelerde yaklaşık olarak aynı sonuçlar elde edilmiştir.

4.3.4. Karakteristik Çıkarımı

Yapılan tez çalışmasında karşılaştırma kriteri olarak EEG işaretlerinin Güç Spektrum Yoğunluğu (GSY) incelenmiştir. Oluşturulan programa ait ön panel ve blok diyagram görüntüleri Şekil 4.22’de gösterilmiştir.

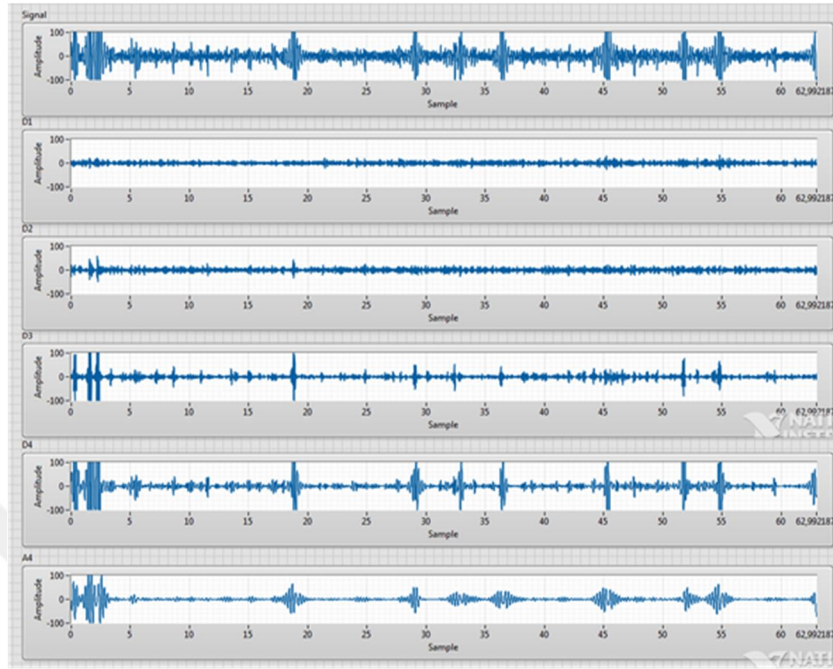


Şekil 4.22. Oluşturulan programın (a) ön panel ve (b) blok diyagram görüntüsü

Programın ön paneli beş sekmeden oluşmaktadır. EEG işaretinde bulunan frekans aralıklarını tanımlamak için kullanılan dalgalara ait olmak üzere beş sekme kullanılmıştır. Bunlar; Gama, Beta, Alfa, Teta ve Delta sekmeleridir.

Çalışmada Dalgacık Dönüşümü tabanlı karakteristik çıkarımı yapılmıştır. Çok çözünürlüklü (multi-resolution) ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak dört seviyeli ayrışım yapılmıştır.

Tez çalışmasında *db5* dalgacığı kullanılmıştır. Dört seviyeli ayrıştırılan işaretin detay ve yaklaşım katsayıları Şekil 4.23’de gösterilmiştir.



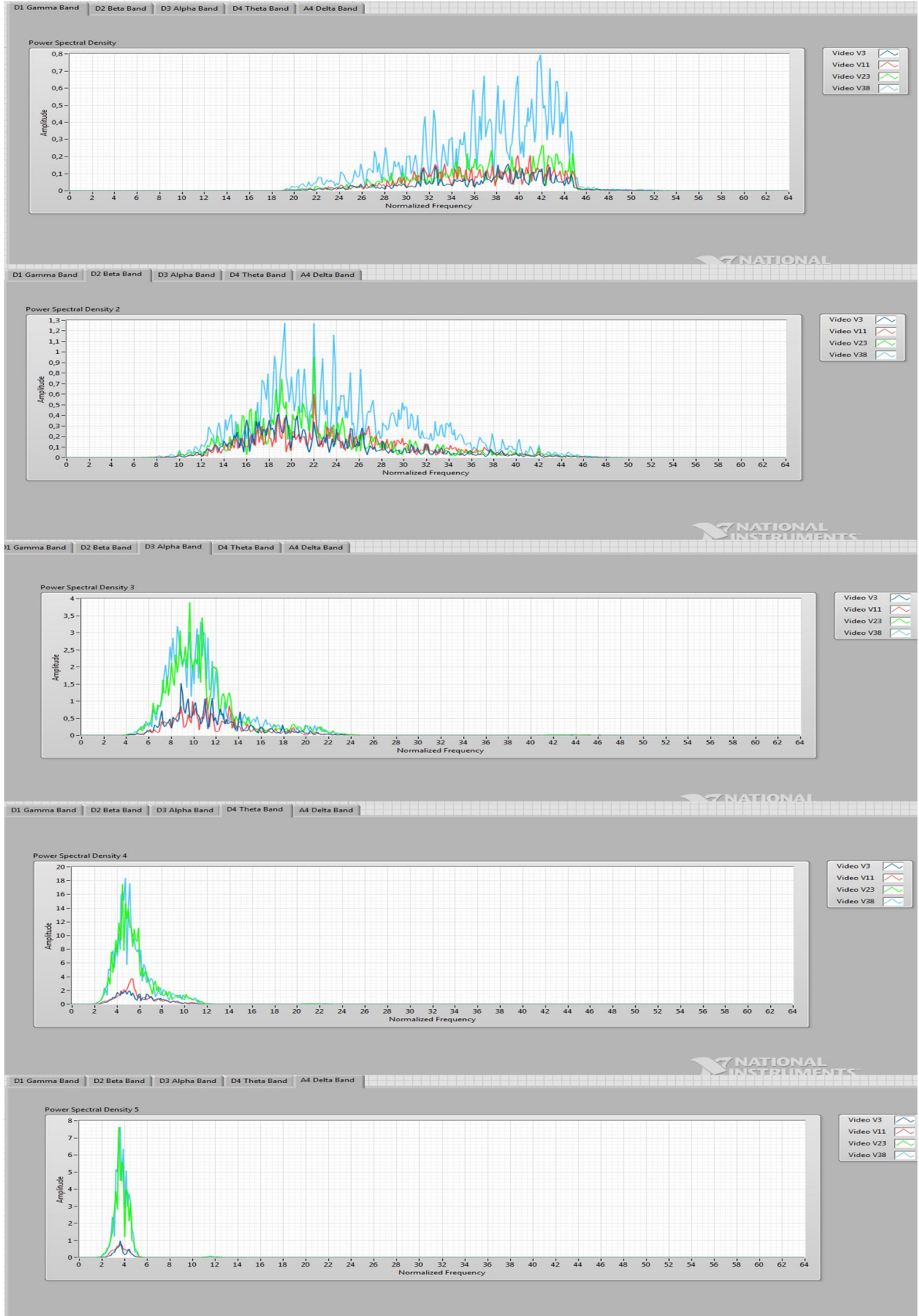
Şekil 4.23. Detay ve yaklaşım katsayıları

Bu ayrışım seviyelerine karşılık gelen EEG frekans aralıkları ve EEG dalgaları aşağıdaki Tablo 4.8’de gösterilmiştir.

Tablo 4.8. Dalgacık ayrışım seviyelerine karşılık gelen EEG frekans aralıkları ve EEG dalgaları

Alt-bantlar	Frekans	Alt bant frekans aralıklarına karşılık gelen EEG Dalgaları
D1	64-32	Gamma
D2	32-16	Beta
D3	16-8	Alpha
D4	8-4	Teta
A4	4-0	Delta

Çalışmada, her bir sekmede bulunan ilgili gücün diğer güçlere oranı hesaplatılmıştır. Sonuçlar ilgili sekmelerin altında gösterilmiştir. Katılımcılardan 8 ile numaralandırılan kişiye ait GSY sonuçları Şekil 4.24’de gösterilmiştir.



Şekil 4.24. 8 nolu katılımcıya ait GSY

8 nolu katılımcıya ait Şekil 4.24'te farklı duygular oluşturmak için kullanılan videoların EEG işaretinin güç spektrum yoğunluğunda meydana getirdiği değişimlerin gözlenmesi için dört videonun etkileri aynı ekranlar üzerinde gösterilmiştir.

- Koyu mavi renk ile gösterilen grafik V3 videosu izlenirken kaydedilen EEG işaretinin güç spektrum yoğunluğunu göstermektedir.
- Kırmızı, açık yeşil, açık mavi ise sırasıyla V11, V23, V38 numaralı videolar izlenirken kaydedilen EEG işaretine ait güç spektrum yoğunluklarını gösterilmektedir.

Şekil 4.24'te 8 nolu kullanıcıya ait dört videoyu izlerken kaydedilen EEG işaretlerinin GSY'si görülmektedir. Beş frekans bölgesi için oluşturulan GSY'ler incelendiğinde;

- Duygular tek boyutta incelendiğinde (mutlu, melankoli, eğlence ve iğrenme olarak) mutlu ve eğlence duygularını uyandırma için izlenen videolar sırasında kaydedilen EEG işaretlerinin beş frekans bölgesinde de GSY genliklerinin birbiriyle aynı veya yakın olduğu görülür. Aynı şekilde melankoli ve iğrenme duygularını uyandırma için izlenen videolar sırasında kaydedilen EEG işaretleri için de beş frekans bölgesinde de GSY genlikleri birbiriyle aynı veya yakın olduğu görülür. Bundan dolayı dört duygunun EEG üzerinde getirdiği değişimin incelenmesi biraz zor olmuştur.
- Duygular iki boyutlu modele göre incelendiğinde (değerlik-uyarılma modeline göre), düşük değerlik değerine sahip V38 ve V23 videoları izletilirken kaydedilen EEG işaretlerinin beş frekans bölgesinde de GSY genlikleri, yüksek değerlik değerine sahip V3 ve V11 videoları izletilirken kaydedilen EEG işaretlerinin GSY genliklerinden daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

Her birey için bu şekilde inceleme yapılmıştır. Sekmelerin altında, her videonun ilgili frekans aralığı için EEG güç spektrum yoğunluğu hesaplanmıştır. Ayrıca her biri için kendi güç spektrum yoğunluğunun toplam dört videonun güç spektrum yoğunluğuna oranı hesaplanmıştır. Hesaplama işlemi (3.3) ve (3.4)'te gösterildiği şekilde yapılmıştır.

$$\%P_{gamav_3} = \frac{P_{gamav_3}}{P_{toplaml}} \quad (3.3)$$

$$P_{toplaml} = P_{gamav_3} + P_{gamav_{11}} + P_{gamav_{23}} + P_{gamav_{38}} \quad (3.4)$$

Bütün frekans aralıkları için (3.3) ve (3.4) işlemler uygulanmıştır. Şekil 4.25’de dört katılımcıya ait Gama dalgası için oluşturulan GSY gösterilmektedir.

Şekil 4.25 incelendiğinde, tüm bireyler için ayırt edici özellik olarak Gama dalgası için oluşturulan güç spektrum yoğunluğunun diğer frekanslar için oluşturulan GSY’lerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Dört katılımcı için de düşük değerlik ölçütüne sahip duyguların güçlerinin toplam güçlere oranı, yüksek değerlik değerine sahip duyguların güçlerinin toplam güçlere oranından daha büyük olduğu gözlenmiştir.





Şekil 4.25. 4 katılımcıya ait Gama dalgası için oluşturulan GSY

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında metin tabanlı dillerden farklı olarak grafik tabanlı bir programlama dili olan LabVIEW yardımıyla biyoelektriksel işaret işleme uygulamaları gerçekleştirilmiştir. Metin tabanlı dillerde uygulanan boyut azaltma ve sınıflandırma algoritmaları grafik tabanlı dille gerçekleştirilmiştir. Tezin uygulama aşamasında biyoelektriksel işaret olarak EEG ve EKG işaretleri kullanılarak üç farklı uygulama yapılmıştır.

İlk uygulamada farklı dalgacık ailelerinin kalp atım sayısını doğru tahmin etmedeki başarıları incelenmiştir. Dört farklı veri tabanından alınan toplam on tane işarete sırasıyla db5, sym4 ve coif1 dalgacık fonksiyonları uygulanarak kalp atım sayısı belirlenmeye çalışılmıştır. Kullanılan yöntemlerin performans analizlerinin karşılaştırılması için literatürde hassasiyet ve pozitif tahmin parametreleri kullanılmaktadır. Elde edilen sonuçlar kullanılan dalgacıklar için tablo halinde verilmiştir. Tablolara göre dalgacık katsayıları için en iyi sonucu veren dalgacıklar belirlenmiştir.

İkinci uygulama da ise RR aralıkları verilerinden KHD analizi için öznitelikler çıkartılmıştır. Zaman alanına ve frekans alanına ait çıkartılan öznitelikler boyut azaltma ve sınıflandırma algoritmalarına uygulanarak, özniteliklerin doğrulukları ve sınıflandırmadaki başarıları belirlenmiştir. Zaman ve frekans alanına ait öznitelikler ayrı ayrı k-ortalama algoritmasına verilerek sınıflandırma için hangi verilerin daha kullanışlı olduğu belirlenmeye çalışılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda zaman alanı öznitelikleriyle yapılan sınıflandırma başarı oranının %73.3 olarak hesaplanmıştır. Frekans alanında çıkartılan özniteliklerle yapılan sınıflandırma işleminde ise aynı başarı oranı yakalanamamıştır. Bunun nedeni KHD analizi için frekans alanında tanımlı frekans aralıklarının tam olarak gözlenebilmesi için daha uzun süreli kayıtlar gerekmektedir. Çalışmada kullanılan kayıtlar yaklaşık olarak beş dakikalık kayıtlardır. Bu da frekans alanında çıkartılan özniteliklerin doğru çıkartılması için yeterli uzunlukta değildir. Elde edilen verilerin az veya çok sayıda olması sınıflandırma algoritmaları için önemlidir. Çalışmada RR aralıklarından her birey için üç yüz elli tane alınmıştır. Buda EKG işaretinden KHD parametrelerinin çıkarımı için yeterli uzunluk olmayabilir. Bu nedenle verilerin artırılması ve geliştirilen programın biraz daha ilerletilmesiyle doğruluk oranının artacağı düşünülmektedir.

Son uygulama da ise, farklı duyguların EEG üzerinde gözlenebilmesi üzerine bir çalışma yapılmıştır. Bu uygulamada dört bireye ait dört farklı duyguyu uyandıracak şekilde izletilen videolar esnasında kaydedilen EEG işaretleri incelenmiştir. 2, 8, 12 ve 28 nolu katılımcılarına ait V3, V11, V23, V38 videolar izlenirken kaydedilen EEG verileri alınmıştır. V3 videosunun katılımcılarda eğlence (joy) duygusunu, V11 videosunun mutlu (happy), V23 videosunun melankoli (melancholy) duygusunu ve V38 videosunun katılımcılarda iğrenme (disgust) duygusunu uyandırması beklenmektedir.

Duygu modeli olarak iki boyutlu Değerlik-Uyarılma (Valence-Arousal) duygu modeli kullanılmıştır. Seçilen videolar uyandırdığı duygulara göre bu modelin üzerine yerleştirilmiştir. Bu yerleştirme yapılırken otuz iki katılımcının oylama sonuçları göz önünde bulundurulmuştur. Kullanıcıların verdikleri oylar üzerinden yapılan hesaplamalara göre V3 videosunun uyandırdığı duygular yüksek valence-yüksek arousal (YV-YA) değerine sahiptir. V38 videosunun uyandırdığı duygular düşük valence-yüksek arousal (DV-YA) değerine sahiptir. V23 videosunun uyandırdığı duygular düşük valence-düşük arousal (DV-DA) değerine sahip ve V11 videosunun uyandırdığı duygular yüksek valence-düşük arousal (YV-DA) değerine sahiptir.

Videolar duygu modeli üzerine yerleştirildikten sonra karakteristik çıkarımı için ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı güç spektrum analiz yöntemi kullanılmıştır. Tez çalışmasında db5 dalgacığı kullanılarak dört seviyeli ayrışım yapılmıştır. Çalışmanın sonucu incelendiğinde; mutlu, eğlenceli, melankolik ve iğrenme (happy, joy, melancholy, disgust) duygularının oluşumuna neden olabilecek videolar izletilen katılımcıların EEG işaretlerine bakılarak bu videoların etkilerinin gözlenmesi zordur. Ayrıca duyguları tek boyutta incelemekte zor olduğu için, duygular tek boyut yerine iki boyutlu duygu modelinde incelenmiştir.

İki boyutlu duygu modeli incelendiğinde, EEG üzerinde oluşturduğu değişimler fark edilmiştir. Bu sonuçlara göre, V3, V11 videoları iki boyutlu duygu modelinde yüksek *değerlik* değerine sahiptirler. Bütün katılımcılarda bu iki videonun Gama bandı diye tanımlanan frekans aralığında neden olduğu güç spektrum yoğunluğu, diğerlerine göre daha düşük değerdedir. İki boyutlu duygu modelinde V23, V38 videoları, düşük *değerlik* değerine sahiptirler. Yine 4 katılımcının sonuçları incelendiğinde, bu iki videonun Gama bandında neden olduğu güç spektrum yoğunluğu, diğerlerine göre daha yüksek değerdedir.

Yapılan çalışmaya göre tek boyutlu duygu modeline göre farklı duyguların EEG üzerinde oluşturdıkları etki gözlenememiştir. Fakat iki boyutlu duygu modeline göre duygular *değerlik – uyarılma* değerlerine göre incelendiğinde, *değerlik* ölçütüne göre farklı değerlikteki duyguların EEG spektrumu üzerinde meydana getirdiği değişimler gözlemlenebilmiştir. Buna göre; yüksek değerlik değerine sahip olan duygular EEG güç spektrum yoğunluğu üzerinde gücü azaltıcı etkiye veya düşük genlik değerine sahipken, düşük değerlik değerine sahip duyguların EEG güç spektrum yoğunluğu üzerinde gücü artırıcı etkiye veya genlikte yükselmeye neden oldukları gözlemlenmiştir. Bu uygulamada karşılaşılan temel problem, güç spektrum yoğunluğu kestirimi yapılırken kullanılan EEG işaretlerinin sonlu zaman aralıklarının alınmasıdır. Veri uzunluğunun sonlu uzunluktaki kaydı, güç spektrum kestirim kalitesini düşürmektedir. Veri kaydının artması GSY kalitesini de artırmaktadır. EEG işareti durağan olmadığı için, inceleme yapılırken rastgele uzunlukta veri parçaları seçilemez.

Bu tez çalışması ile kullanımı metin tabanlı dillere göre daha kolay olan, daha basit bir ara yüze sahip olan LabVIEW programlama dilinin sağlık alanında biyoelektriksel işaret işleme uygulamalarında kullanılabileceği görülmüştür.

KAYNAKLAR

- [1] **Ondráček, O., Púčik, J., and Cocherová, E.,** 2005. Filters for ECG digital signal processing, *International Conference Trends in Biomedical Engineering*, University of Zilina, 7-9 September, 91-96.
- [2] **Chakraborty, M., and Das, S.,** 2012. Determination of signal to noise ratio of electrocardiograms filtered by band pass and savitzky-golay filters, *Procedia Technology*, **4**, 830-833.
- [3] **Sevindir, H. K., Cetinkaya, S., and Şayli, Ö.,** 2015. Wavelet transform based noise removal from ECG signal for accurate heart rate detection using ECG. *In Medical Technologies National Conference (TIPTEKNO)*, Bodrum, 15-18 October, 1-4.
- [4] **Mahmoodabadi, S. Z., Ahmadian, A., Abolhasani, M. D., Eslami, M., and Bidgoli, J. H.,** 2005. ECG feature extraction based on multiresolution wavelet transform, *Engineering in Medicine and Biology Society 27th Annual International Conference*, Shanghai, China, 1-4 September, 3902-3905.
- [5] **Saritha, C., Sukanya, V., and Murthy, Y. N.,** 2008. ECG signal analysis using wavelet transforms, *Bulg. J. Phys*, **35**, 68-77.
- [6] **Rani, R., Chouhan, V. S., and Sinha, H. P.,** 2015. Automated Detection of QRS Complex in ECG Scignal using Wavelet Transform. *International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS)*, **15**, 1-5.
- [7] **Adigüzel, V., and Durak, L.,** 2007. Comparison of wavelet transform based techniques in the denoising of ECG signals, *15th. Signal Processing and Communications Applications*, Eskisehir, 11-13 June, 1-4.
- [8] **Gautam, A., Lee, Y. D., and Chung, W. Y.,** 2008. ECG signal De-noising with Signal Averaging and Filtering algorithm. *Convergence and Hybrid Information Technology, ICCIT'08, Third International Conference*, Busan, 11-13 November, 409-415.
- [9] **Yazgi, S., ve Yıldız, M.,** 2009. Yutkunmanın Kalp Hızı Değişkenliği Üzerine Etkisi, *VI. Ulusal Tıp Bilişimi Kongresi, ENMI* **1**, 276-283.
- [10] **Lewicke, A.,** 2012. Analysis of heart rate variability for predicting cardiorespiratory events in infants, *Biomedical Signal Processing and Control* **7.4**, 325-332.
- [11] **Narin, A., Özer, M., and İşler, Y.,** 2013. Comparision of classifier performances in diagnosing congestive heart failure using heart rate variability, *Signal*

Processing and Communications Applications Conference, KKTC, 24-26 April, 1-4.

- [12] **Koenig, J., and Julian F. T.,** 2016. Sex differences in healthy human heart rate variability: A meta-analysis, *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* **64**, 288-310.
- [13] **Verkuil, B., Brosschot, J. F., Marques, A. H., Kampschroer, K., Sternberg, E. M., and Thayer, J. F.,** 2015. Gender differences in the impact of daily sadness on 24-h heart rate variability, *Psychophysiology*, **52**, 1682-1688.
- [14] **Murugappan, M., and Ramachandran, N. S.,** 2010. Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform, *J. Biomedical Science and Engineering*, **3**, 390-396.
- [15] **Liu Y., Sourina, O., and Nguyen M. K.,** 2011. Real-time EEG-based emotion recognition and its applications, *Transactions on computational science XII, Springer*, 256–277.
- [16] **Lokannavar, S., Lahane, P., Gangurde, A., and Chidre, P.,** 2015. Emotion recognition using EEG signals, *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, **4**, 54-56.
- [17] **Lin, Y., Wang, C., Jung, T., Wu, T., Jeng S., Duann J., and Chen J.,** 2010. EEG-based emotion recognition in music listening, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **57**, 1798–1806.
- [18] **Polat, H., and Ozerdem, M.,** 2015. Reflection emotions based on different stories onto EEG signal, *Signal processing and communications applications conference*, Malatya, 16-19 May, 2618.
- [19] **Roberts, M. J., (Salor Durna, Ö., Karamancioğlu, A., Karaboğa, N., ve Altun, H., Çev.),** 2012. Sinyaller ve Sistemler Dönüşüm Yöntemleri ve MATLAB ile Çözümleme, Nobel Akademik Yayıncılık, Atalay Matbaacılık, Ankara.
- [20] **Proakis, J., G., and Manolakis, D., G., (Salor, Ö., Karamancioğlu, A., Karaboğa, N., Altun, ve H., Yıldırım, R., Çev.),** 2010. Sayısal Sinyal İşleme, İlkeler, Algoritmalar ve Uygulamalar, Nobel Akademik Yayıncılık, Sarıyıldız Ofset, Ankara.
- [21] **Merry, R. J. E., and Steinbuch, M.,** 2005. Wavelet Theory and Applications, A Literature Study, *Eindhoven University of Technology, Department of Mechanical Engineering, Control Systems Technology Group*, 7 June.
- [22] **Arı, N., Özen, Ş., ve Çolak, Ö. H.,** 2008. Dalgacık Teorisi, Matlab Uygulamaları İle, Sözkesen Matbaacılık, Ankara.

- [23] **Fugal, L. D.**, 2009. Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing, Preview of Wavelets Wavelet Filters and Wavelet Transforms, pp. 1-29, Space & Signals Technical Pub., San Diego, California.
- [24] **Ünsaçar, F., ve Eşme, E.**, 2010. Grafik Programlama Dili LabVIEW, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [25] **Guler, H., and Ata, F.**, 2014. The Comparison of Manual and LabVIEW-Based Fuzzy Control on Mechanical Ventilation, *Proceedings of The Institution of Mechanical Engineers Part H-Journal of Engineering in Medicine*, **228**, 916-925.
- [26] **Guler, H., Turkoglu, I., and Ata, F.**, 2014. Designing Intelligent Mechanical Ventilator and User Interface Using LabVIEW, *Arabian Journal for Science and Engineering*, **39**, 4805-4813.
- [27] **Guzel Aydın, S., Kaya, T., and Guler, H.**, 2016. Heart Rate Variability (HRV) Based Feature Extraction for Congestive Heart Failure, *International Conference on Software and Information Engineering*, Tokyo, Japan, 11-13 May.
- [28] **Güzel, S., Kaya, T., Güler, H., ve Akbal, A.**, 2014. LabVIEW Tabanlı EKG İşaretlerinin Analizi ve Yorumlanması, *URSI-Türkiye Bilimsel Kongresi*, Elazığ, 28-30 Ağustos.
- [29] <http://www.ni.com/tutorial/6349/en/>
- [30] **Guzel, S., Kaya, T., and Guler, H.**, 2015. LabVIEW-based analysis of EEG signals in determination of sleep stages, *Signal Processing and Communications Applications Conference*, Malatya, 16-19 May, 799-802.
- [31] **Guzel Aydın, S., Kaya, T., and Guler, H.**, 2016. Wavelet-based study of valence–arousal model of emotions on EEG signals with LabVIEW, *Brain Informatics*, **3**, 1-9.
- [32] <https://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>
- [33] **Tavernier, B., and Jeanne, M.**, 2014. Heart Rate Variabilit, *Monitoring Technologies in Acute Care Environments*, **1**, 109-115.
- [34] **Kaya, T., and Ince, M. C.**, 2012. Design of FIR Filter Using Modeled Window Function With Helping of Artificial Neural Networks, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, **27**, 599-606.
- [35] **Martis, R. J., Acharya, U. R., and Min, L. C.**, 2013. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform. *Biomedical Signal Processing and Control*, **8**, 437-448.

- [36] **Kaya, M., Bilge, H. Ş., and Yildiz, O.,** 2013. Feature selection and dimensionality reduction on gene expressions, *Signal Processing and Communications Applications Conference*, North Cyprus, 24-26 April, 1-4.
- [37] <http://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/>



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

İsim Soy isim : Seda GÜZEL AYDIN

Doğum Tarihi : 15.12.1988

Doğum Yeri : Diyarbakır

E-mail :sguzel@bingol.edu.tr

Eğitim Bilgileri Derece	Üniversite/Okul	Mezuniyet Tarihi
-------------------------	-----------------	------------------

Lisans	Eskişehir Osmangazi	2012
--------	---------------------	------

Üniversitesi

Elektrik-Elektronik Müh.

Bölümü

Lise	Diyarbakır Namık Kemal	2006
------	------------------------	------

Lisesi

Çalışma Bilgileri	Kurum	Yıl
-------------------	-------	-----

Araştırma Görevlisi	Bingöl Üniversitesi	2013-
---------------------	---------------------	-------

Yayınlarımız

Uluslararası hakemli dergilerdeki yayınlar

- [1] Guzel Aydın, S., Kaya, T., and Guler, H., 2016. Wavelet-based study of valence–arousal model of emotions on EEG signals with LabVIEW, *Brain Informatics*, **3**, 1-9.

Uluslararası Konferanslardaki Yayınlar

- [1] Guzel Aydın, S., Kaya, T., and Guler, H., 2015. EEG-Based Recognition of Emotional States with LabVIEW, *International Congress On Natural and Engineering Sciences, Icnes*, Bosnia-Herzegovina, 9-13 September.
- [2] Guzel Aydın, S., Kaya, T., and Guler, H., 2016. Heart Rate Variability (HRV) Based Feature Extraction for Congestive Heart Failure, *International Conference on Software and Information Engineering*, Tokyo, Japan, 11-13 May.

- [3] **Güzel Aydın, S., Kaya, T., Güler, H.,** 2016. Graphic Coding Based Dimension Reduction Techniques, *International Congress On Natural And Engineering Sciences,(Accepted)*, Skopje, Macedonia, 1-5 September.

Ulusal Konferanslardaki Yayınlar

- [1] **Guzel, S., Kaya, T., and Guler, H.,** 2015. LabVIEW-based analysis of EEG signals in determination of sleep stages, *Signal Processing and Communications Applications Conference*, Malatya, 16-19 May, 799-802.
- [2] **Güzel, S., Kaya, T., Güler, H., ve Akbal, A.,** 2014. LabVIEW Tabanlı EKG İşaretlerinin Analizi ve Yorumlanması, *URSI-Türkiye Bilimsel Kongresi*, Elazığ, 28-30 Ağustos.

