

**ELEKTROKARDİYOĞRAFI, FOTOPLETİSMOGRAFI  
ve KALP SESİ ÇOKLU BİYOMETRİKLERİNE  
DAYALI KİŞİ DOĞRULAMA: CİHAZ VE SİSTEM  
TASARIMI**

**Seçkin UYGUR**

**Yüksek Lisans Tezi  
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Haberleşme Bilim Dalı  
Yrd. Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK**

**2015**

**Her hakkı saklıdır**

**ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**ELEKTROKARDİYOĞRAFI, FOTOPLETİSMOĞRAFI ve KALP  
SESİ ÇOKLU BİYOMETRİKLERİNE DAYALI KİŞİ  
DOĞRULAMA: CİHAZ VE SİSTEM TASARIMI**

**Seçkin UYGUR**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI  
Haberleşme Bilim Dalı**

**ERZURUM  
2015**

**Her hakkı saklıdır**



T. C.  
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



TEZ ONAY FORMU

**ELEKTROKARDİYOGRAFI, FOTOPLETİSMOGRAFI VE KALP SESİ  
ÇOKLU BİYOMETRİKLERİNE DAYALI KİŞİ DOĞRULAMA: CİHAZ VE  
SİSTEM TASARIMI**

Yrd. Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK danışmanlığında, Seçkin UYGUR tarafından hazırlanan bu çalışma 22/07/2015 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı – Haberleşme Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak **oybirliği/oy çokluğu (3/0.)** ile kabul edilmiştir.

Başkan: Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

İmza:

Üye: Yrd. Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK (Danışman)

İmza:

Üye: Yrd. Doç. Dr. Çağlar DUMAN

İmza:

Yukarıdaki sonuç;

Enstitü Yönetim Kurulu...30 / 07 / 2015 tarih ve ...30 / 1039 ..... nolu kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Ertan YILDIRIM  
Enstitü Müdürü

**Not:** Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### **ELEKTROKARDİYOGRAFİ, FOTOPLETİSMOGRAFİ ve KALP SESİ ÇOKLU BİYOMETRİKLERİNE DAYALI KİŞİ DOĞRULAMA: CİHAZ ve SİSTEM TASARIMI**

Seçkin UYĞUR

Atatürk Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Haberleşme Bilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK

Bu tez çalışmasının temel amacı kalp sesi (KS), EKG ve PPG sinyallerini kullanarak kişi doğrulama yapmaktır. Bu amaç doğrultusunda tezde yapılan çalışmalar dört ana başlıkta özetlenebilir. Öncelikle KS, EKG ve PPG sinyallerini kaydetmek için gerekli elektriksel devreler tasarlanarak üretilmiştir.

İkinci olarak üretilen cihazlar kullanılarak KS, EKG ve PPG sinyalleri 30 kişiden farklı seanslarda 4 kez ölçüm yapılmak suretiyle yeni bir veri tabanı oluşturulmuştur. Hazırlanan veri tabanı kişi doğrulama çalışmalarında kullanılmak üzere etiketlenmiştir.

Üçüncü olarak veri tabanında bulunan KS, EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak kişileri karakterize edecek örüntüler elde edilmiştir. Bu örüntüler kullanılarak kişileri karakterize eden öznitelik vektörleri elde edilmiştir.

Dördüncü olarak elde edilen KS, EKG ve PPG öznitelik vektörleri kullanılarak DVM algoritması ile kişi doğrulaması yapılmıştır. Doğrulama esnasında öncelikle KS, EKG ve PPG öznitelikleri teker teker kullanılarak kişi doğrulama sonuçları bulunmuştur. KS, EKG ve PPG öznitelikleri birleştirilerek tek bir öznitelik vektörü haline dönüştürülmüş ve DVM algoritması ile kişi doğrulaması yapılmıştır. Son olarak KS, EKG ve PPG öznitelikleri teker teker kullanılarak DVM algoritması ile elde edilen kişi doğrulama sonuçları bir kural yardımıyla birleştirilmiş kişi doğrulama başarımı artırılmıştır. Deneysel sonuçlardan en iyi biyometrik EKG sinyali, ikinci iyi biyometrik KS sinyali, üçüncü iyi biyometrik ise PPG sinyali. KS, EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak elde edilen doğrulama sonuçlarının birleştirilmesi ile en iyi sonuçlar elde edilmiştir.

**2015, 57 sayfa**

**Anahtar Kelimeler:** KS, EKG Sinyali, PPG Sinyali, Biyometrik, DVM, Kişi Doğrulama

## **ABSTRACT**

Master Thesis

### **PERSON VERIFICATION BASED ON ELECTROCARDIOGRAPHY, PHOTOPLETHYSMOGRAPHY and HEART SOUND MULTI-BIOMETRICS: DEVICE and SYSTEM DESIGN**

Seçkin UYĞUR

Atatürk University  
Faculty of Engineering  
Department of Electric Electronic Engineering  
Department of Telecommunication

Supervisor: Asst. Prof. Dr. İ. Yücel ÖZBEK

The purpose of this thesis is to realize an efficient and robust person verification system based on heart sound (HS), ECG, PPG biometrics. This thesis consists of four main parts. In the first part, the design and realization of the electronic recording systems related to HS, ECG and PPG signals are explained.

Second part of the thesis describes the construction of the database used in this thesis. The database contains HS, ECG and PPG signals measured and recorded using designed circuits. There are 30 subjects in the database and all of the data are labelled to be used in person verification.

The third part of the thesis is deal with the analysis of signal in database. In this part, the pattern structure representing characterization of each person are extracted from HS, ECG and PPG signals. Moreover, the feature sets are also extracted from these pattern structure in this part.

The verification based on support vector machine (SVM) is the final part of the thesis. Three methods are applied in verification stage. In the first method, the single feature set HS, ECG or PPG signal is used in verification task and their performances are examined. In the second method, the HS, ECG and PPG features are combined to produce a augmented single feature set and it is used in verification task and its performance is examined. In the final method, the verification results of each feature set are fused to obtain better verification results. For this purpose a decision rule is generated and fusion task is performed according to this rule.

Experimental results show that the best single biometric in person verification is ECG signal, and HS and PPG are second and third best biometrics respectively. Moreover it is observed that the combination of verification results according to the decision rule gives the best results in compared results obtained from single and combined feature set.

**2014, 57 pages**

**Keywords:** Heart Sound, ECG Signal, PPG Signal, Biometrics, SVM, Person Verification

## **TEŐEKKÖR**

Yüksek lisans tez çalışmamın yürütülmesinde tecrübelerini ve bilgilerini esirgemeyen çok değerli hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK'e teşekkür ediyorum.

Ayrıca hayatımın her aşamasında desteklerini esirgemeyen değerli annem ve babama şükranlarımı sunarım.

**Seçkin UYĞUR**

**Temmuz, 2015**

## İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT .....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ .....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	ix
<b>1. GİRİŞ.....</b>	<b>1</b>
<b>2. KURAMSAL TEMELLER.....</b>	<b>3</b>
2.1. Kalp Sesi (KS).....	3
2.2. Elektrokardiyografi (EKG).....	7
2.3. Fotopletisismograf (PPG).....	9
<b>3. MATERYAL ve YÖNTEM.....</b>	<b>14</b>
3.1. Materyal.....	14
3.1.1. Veritabanı .....	14
3.1.2. Kayıt devreleri .....	15
3.1.2.a. KS kayıt devresi.....	16
3.1.2.b. EKG kayıt devresi .....	18
3.1.2.c. PPG kayıt devresi .....	20
3.1.3. Ölçüm şekilleri .....	21
3.1.3.a. KS ölçüm şekli.....	21
3.1.3.b. EKG sinyali ölçüm şekli.....	21
3.1.3.c. PPG sinyali ölçüm şekli.....	22
3.2. Yöntem .....	23
3.2.1. Verilerin öznitelik vektörü çıkarılması için işlenmesi .....	23
3.2.1.a. KS verilerinin işlenmesi .....	23
3.2.1.b. EKG sinyali verilerinin işlenmesi .....	35
3.2.1.c. PPG sinyali verilerinin işlenmesi .....	37
3.2.2. Öznitelik çıkarma .....	39
3.2.2.a. KS özniteliklerinin çıkartılması .....	39

3.2.2.b. EKG sinyali özniteliklerinin çıkartılması.....	41
3.2.2.c. PPG sinyali özniteliklerinin çıkartılması.....	44
3.2.3. Destek Vektör Makineleri (DVM) .....	45
3.2.3.a. DVM'e bağlı doğrusal olarak ayrılabilir sınıflandırma .....	46
3.2.3.b. DVM'e bağlı doğrusal olarak ayrılamayan sınıflandırma.....	48
<b>4. ARAŞTIRMA BULGULARI .....</b>	<b>50</b>
4.1. KS Verisi ile Kişi Doğrulama .....	50
4.2. EKG Verisi ile Kişi Doğrulama .....	50
4.3. PPG Verisi ile Kişi Doğrulama .....	51
4.4. KS, EKG ve PPG Özniteliklerinin Birleştirilmesiyle Kişi Doğrulama.....	51
4.5. KS, EKG ve PPG Öznitelikleri ile Elde Edilen Sonuçların Birleştirilmesi .....	52
<b>5. SONUÇ .....</b>	<b>54</b>
KAYNAKLAR .....	56
ÖZGEÇMİŞ .....	58

## SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

### Simgeler

$z_k$	Öznitelik Vektörü
L	Olabilirlik Oranı
$x_i$	Destek Vektörü
$y_i$	Sınıflandırma Etiket Vektörü
$\alpha$	Lagrangian Çarpanı
K	Çekirdek Fonksiyonu
b	Sapma
C	Uzaklık Maksimize Parametresi
$\xi$	Gevşeklik Parametresi
$\omega$	Ağırlık Vektörü
$L_\epsilon$	$\epsilon$ -insensitive Kayıp Fonksiyonu
$\Omega$	Direnç Birimi
Hz	Frekans Birimi
S1	Birincil KS
S2	İkincil KS

### Kısaltmalar

HS	Kalp Sesi (Heart Sound)
EKG	Elektrokardiyografi
PPG	Fotopletisimografi (Photoplethysmograph)
DVM	Destek Vektör Makineleri
KS	Kalp Sesi
Sn	Saniye
G.b.	Gelişi Güzel Birim

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. KS en iyi ölçüm noktaları .....	3
Şekil 2.2. Kişilerde normal kalp sesleri .....	4
Şekil 2.3. Solunum sistemi fizyolojik yapısı .....	5
Şekil 2.4. Ham KS, KS gürültüsü, KS. ....	7
Şekil 2.5. EKG dalgası.....	8
Şekil 2.6. Derivasyon çeşitleri .....	9
Şekil 2.7. PPG dalga şekli.....	10
Şekil 2.8. Kanın ışık dalga boyuna göre yansıtma oranları .....	11
Şekil 2.9. PPG sensörü çalışma prensibi.....	11
Şekil 2.10. PPG sinyali dalga şekli .....	12
Şekil 3.1. KS, EKG ve PPG sinyallerinin 2 Saniyelik kısmının çizimi.....	14
Şekil 3.2. Kayıt devreleri blok şeması .....	15
Şekil 3.3. LABVIEW kayıt program parçacığı.....	16
Şekil 3.4. LABVIEW programı parametre ayarları .....	16
Şekil 3.5. KS Kayıt devresi.....	18
Şekil 3.6. AD624AD entegresi içyapısı.....	19
Şekil 3.7. EKG kayıt devresi.....	19
Şekil 3.8. PPG ölçüm devresi .....	20
Şekil 3.9. Örnek KS kaydı .....	21
Şekil 3.10. Örnek EKG kaydı .....	22
Şekil 3.11. Örnek PPG kaydı .....	23
Şekil 3.12. Ham KS verisi .....	24
Şekil 3.13. Minimum gürültü aralığı bulma .....	25
Şekil 3.14. Ham KS gürültü analizi .....	26
Şekil 3.15. Gürültüden arındırılmış KS frekans analizi.....	26
Şekil 3.16. KS Wiener filtre çıkış verisi .....	27
Şekil 3.17. KS mutlak değer zarfı.....	28
Şekil 3.18. KS parçalara ayırma işlemi.....	28
Şekil 3.19. Gürültüden kısmen temizlenmiş KS.....	29

<b>Şekil 3.20.</b> Gürültüden temizlenmiş KS .....	30
<b>Şekil 3.21.</b> KS korelasyon matrisi en iyi satırı .....	31
<b>Şekil 3.22.</b> S1 KS korelasyon matrisi .....	31
<b>Şekil 3.23.</b> S2 KS korelasyon matrisi .....	32
<b>Şekil 3.24.</b> S1 KS şablonu .....	33
<b>Şekil 3.25.</b> S2 KS şablonu .....	33
<b>Şekil 3.26.</b> KS S2 şablonu .....	34
<b>Şekil 3.27.</b> Ham EKG sinyali ve düzeltilmiş EKG .....	35
<b>Şekil 3.28.</b> EKG genlik ölçeklendirmesi .....	36
<b>Şekil 3.29.</b> EKG sinyal şablonu .....	37
<b>Şekil 3.30.</b> EKG sinyal şablonu normal görünüşü .....	37
<b>Şekil 3.31.</b> Ham PPG sinyali ve DC düzeltilmiş PPG .....	38
<b>Şekil 3.32.</b> PPG sinyal şablonu .....	39
<b>Şekil 3.33.</b> KS 10, 11, 12, 13 nolu öznitelik değerleri için işlenmiş sinyaller .....	40
<b>Şekil 3.34.</b> KS Gauss parametre çıkarma .....	41
<b>Şekil 3.35.</b> EKG verisi 10, 11, 12, ve 13 nolu öznitelik değerleri için işlenmiş sinyaller .....	43
<b>Şekil 3.36.</b> EKG Gauss parametre çıkarma .....	43
<b>Şekil 3.37.</b> PPG Gauss parametre çıkarma .....	45

## ÇİZELGELER DİZİNİ

<b>Çizelge 4.1.</b> KS, EKG ve PPG kişi tanıma sonuçlarının karşılaştırması. ....	51
<b>Çizelge 4.2.</b> KS, EKG ve PPG birleştirilmiş özneliklerinin sonucu.....	52
<b>Çizelge 4.3.</b> KS, EKG ve PPG sonuçlarının birleştirilmesi. ....	52
<b>Çizelge 4.4.</b> KS, EKG ve PPG sonuçlarının birleştirme karar verme mekanizması ile değerlendirilmesi. ....	53

## 1. GİRİŞ

Kalp sesleri (KS), kalp atımı ve kalp içinden akan kan akışı tarafından oluşturulan seslerdir. Özellikle, kalp sesleri kalp kapakçıklarının açılıp kapanması esnasındaki oluşan türbülansı yansıtır. Bir stetoskop, kalp sağlık durumuyla ilgili önemli bir işitsel veri olan KS'ni dinlemek için kullanılır (Phua *et al.* 2008).

Elektrokardiyografi (ECG veya EKG), bir hastanın vücudu üzerine yerleştirilen elektrotları kullanarak bir süre kalbin elektriksel aktivitesinin kaydetme işlemidir ve Kalp hastalıkları için kullanım alanları mevcuttur (Beritelli and Spadaccini 2009).

Fotopletismografi (PPG), vücut içindeki oksijenli kan miktarı değişimi ölçen bir nabız oksimetre kullanılarak PPG sinyali olarak kaydedilir ve Kalp ve damar hastalıklarında tanı amacıyla kullanılır (Allen 2007).

Bu tez çalışmasında KS, EKG ve PPG sinyalleri tıp alanında kullanımlarından farklı olarak kişi tanıma amacıyla bu üç karakteristik sinyal, destek vektör makineleri (DVM) kullanılarak kişi tanıma amacıyla kullanılacaktır.

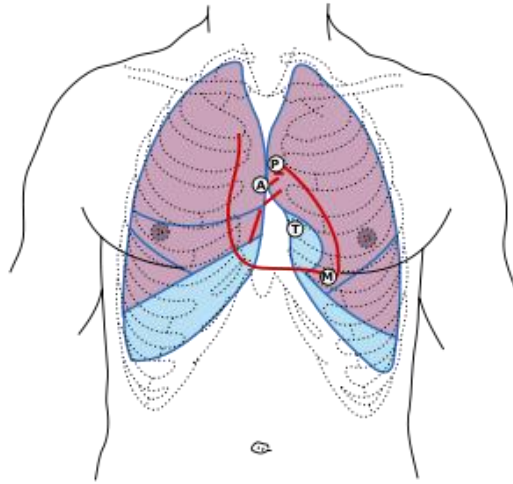
Hazırlanan tez kapsamında kullanılan yazılımlar MATLAB programı üzerinde yapılmıştır. Öncelikle KS, EKG ve PPG sinyallerinin ölçümü için ölçüm devreleri tasarlanmış ve gerçekleştirilmiştir. 19-20 yaşlarında 30 erkek gönüllüden kayıt devreleri ile elde edilen biyometrik sinyaller Ni 6009 DAQ cihazıyla bir dizüstü bilgisayarda kaydedilmiştir. Oluşturulan veri tabanında KS, EKG ve PPG sinyalleri ayrı matrislere kaydedilmiştir. Bu oluşturulan veri matrisleri ile ayrı ayrı, KS, EKG ve PPG sinyalleri işlenerek kişi şablonları çıkartılmış olup daha sonra öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Bu öznitelik vektörleri kişi doğrulama işleminde kullanılmıştır. KS, EKG ve PPG sinyalleri ile kişi tanıma yapılmış sonuçları değerlendirilmiştir. KS, EKG ve PPG sinyal öznitelik vektörleri birleştirilmiş ve DVM ile kişi tanıma yapılmıştır. KS, EKG ve PPG

sinyallerinin DVM ile kiři tanıma sonuç matrisleri birleřtirilmiřtir. En yüksek doęrulukta kiři tanıma tahmini yapabilmek için sonuçlar birlikte deęerlendirilmiřtir.

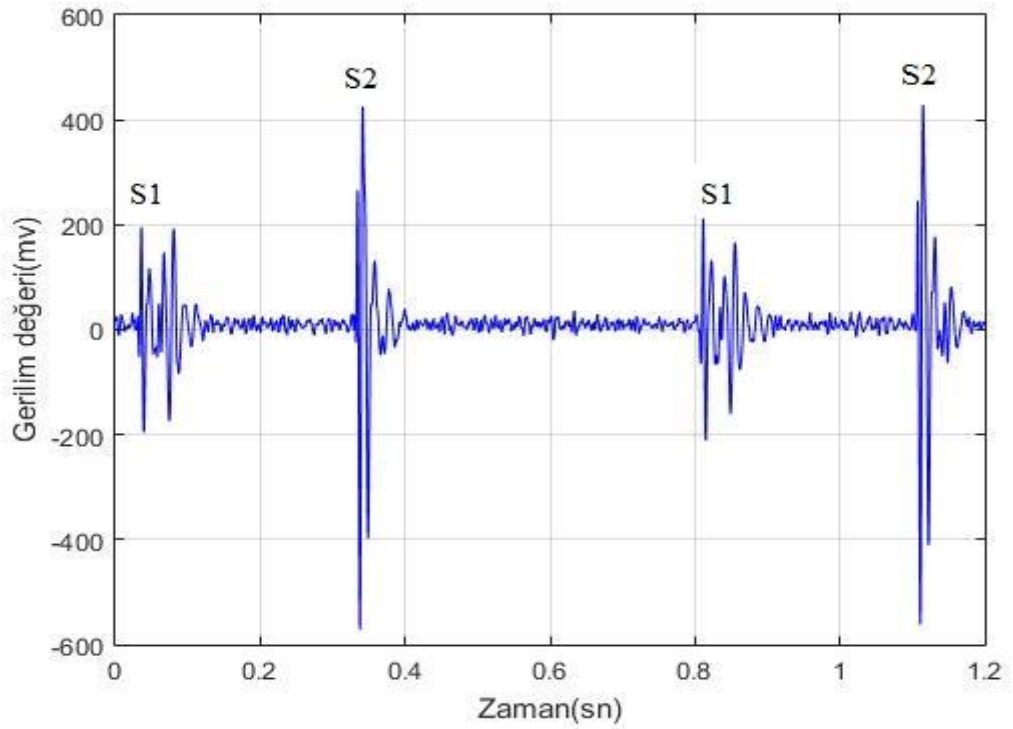
## 2. KURAMSAL TEMELLER

### 2.1. Kalp Sesi (KS)

Kalp sesleri, kalp atımı ve kalp içinden akan kan akışı tarafından oluşturulan seslerdir. Özellikle, kalp sesleri kalp kapakçıklarının açılıp kapanması esnasındaki oluşan türbülansı yansıtır. Kalbi stetoskop ile muayene esnasında kalp durumuyla ilgili önemli işitsel sesler dinlenebilir. Sağlıklı erişkinlerde her kalp atışı sırasında sırayla ortaya çıkan fonetik olarak bir lub ve bir dub diye tanımlanan iki KS vardır. Bunlardan ilk KS (S1) ve ikinci KS (S2), sırasıyla atardamar ve toplardamar kalp kapağının kapanmasıyla üretilir. Bu normal seslerin yanı sıra diğer seslerde çeşitli kalp üfürümleri, S3 ve S4 dahil olmak üzere mevcut olabilir. Şekil 2.2’de görülen S1 ve S2 KS kişi tanımada kullanılacaktır. S1 ve S2 kalp seslerinden başka kalp sesleri gürültü olarak kabul edilecektir. Ölçümler Şekil 2.1’de belirtilen T noktasından stetoskop ile kaydedilmiştir.



Şekil 2.1. KS en iyi ölçüm noktaları (Vepa 2009)



**Şekil 2.2.** Kişilerde normal kalp sesleri

### **Birincil KS (S1)**

Aynı zamanda lub-dub diye fonetik olarak isimlendirilen seslerden ilki "lub" olan ilk KS, S1 sesidir. S1 KS, ventriküler daralma veya sistol başlangıcında (Kalp kapakçığı), geriye doğru kan akımı ile ortaya çıkan sağ toplardamar kapakları kapatılması sonucu kan akışının aniden durmasıyla oluşur.

### **İkincil KS (S2)**

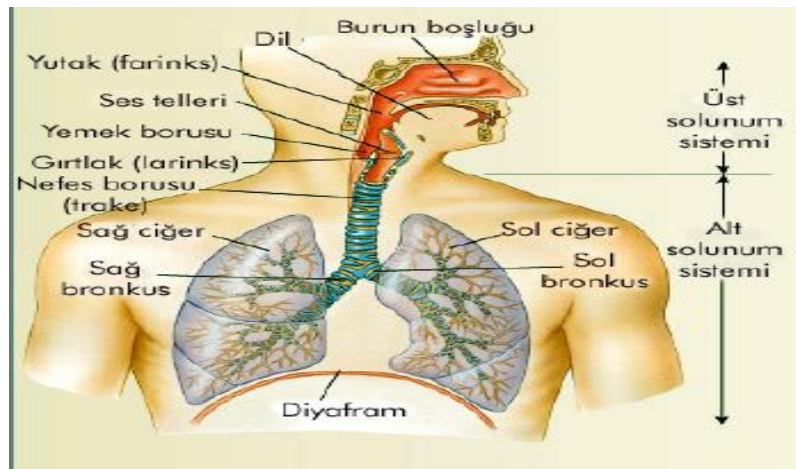
Aynı zamanda lub-dub diye fonetik olarak isimlendirilen seslerden ikincisi "dub" olan ikinci KS, S2 sesidir. S2 KS ventriküler sistol sonu ve ventriküler diastol başında Semilunar (aort ve pulmoner kapak) kapanması sonucu oluşur.

## Kalp Üfürümü

Kalp üfürüm sesleri güçlü türbülanslı akış sonucu duyulabilir ses olarak üretilmektedir. Kalp üfürüm sesleri genellikle genişleme sesi olarak duyulur. Kalp kapakçık sorunlarının çoğu sesli bir üfürüm üretmezler. Nefes alışı ile kalp üfürüm şiddeti artmakta ve nefes verme ile kalp üfürüm şiddeti azalmaktadır. Kalp sesi olarak kaydedilen ses; kalp sesleri, akciğer solunum kaynaklı sesler ve dış ortam gürültüsünün bileşiminden meydana gelmektedir.

## Akciğer Yapısı Ve Akciğerin Çıkardığı Sesler

İnsanoğlunun solunum organı olan akciğerler, kalbin her iki tarafında omurga yakınında yer alır. Şekil 2.3’de akciğerin genel yapısı görülmektedir. Akciğerin asıl işlevi, atmosferdeki oksijeni nefes alma ile birlikte kana taşımak ve kandaki karbondioksit gazını atmosfere nefes verme ile atmaktır. Akciğer geniş yüzey alanı olan alveoller denilen küçük, son derece ince duvarlı hava keselerinden oluşmaktadır. Bu hava keseciklerinin milyonlarcası oksijen ve karbondioksit gaz değişimi için gereklidir. Hava ağız ya da burun yoluyla gırtlak ve soluk borusunu geçerek akciğerlere ulaşır. Hava akciğerdeki alveollere ulaşana kadar soluk borusunda ikiye bölünür. Bu akciğer parçalarına sağ ve sol akciğer denir.



Şekil 2.3. Solunum sistemi fizyolojik yapısı (Canan 2012)

Nefes alış verişi sırasında oluşan seslere akciğer sesi denir. Akciğer sesi nefes sesi ve akciğer sesi olmak üzere ikiye ayrılır. Bu sesler kolayca stretoskop ile dinlenerek ayırt edilebilir (Tran *et al.* 2010).

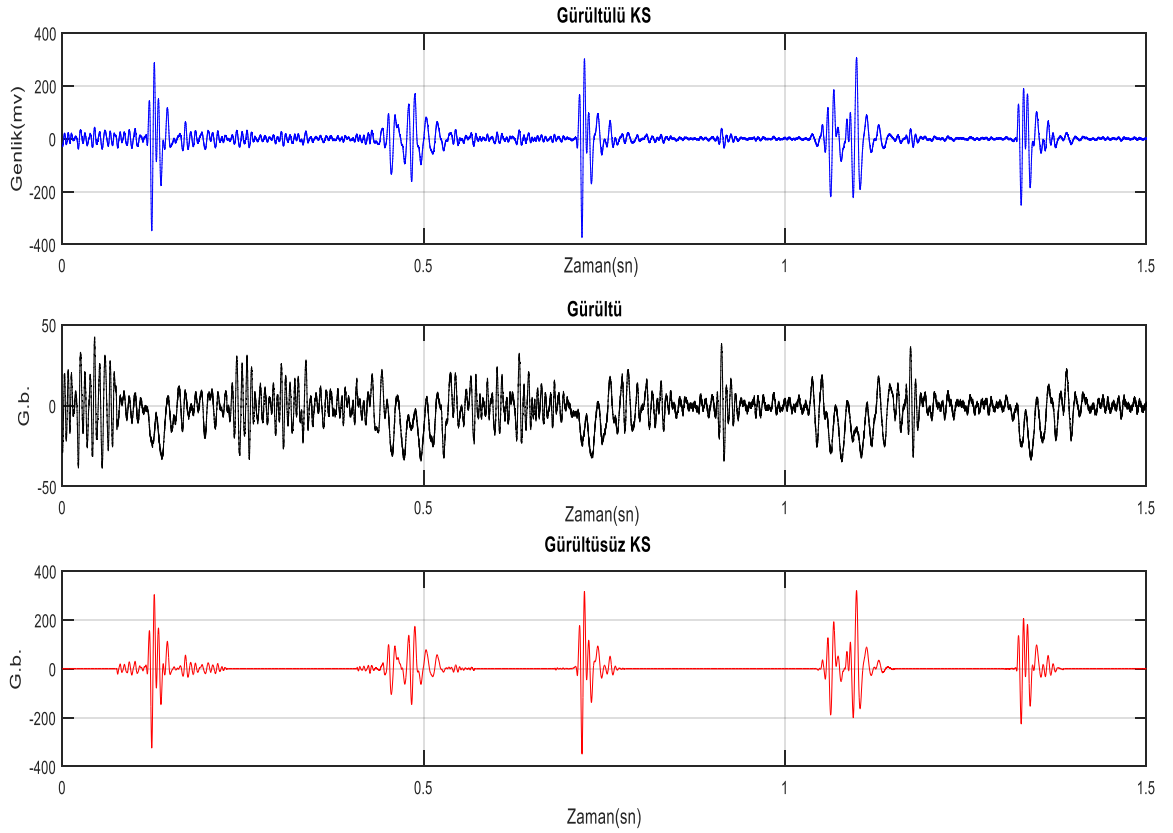
Anormal solunum sesleri üç farklı şekilde görülmektedir; Ral (Çıtırtı), Ronküs (Hırıltı) ve Wheezing (Islık).

**Çıtırtı:** Sınırlı, süreksiz çıtırtılar veya sürekli oluşan küçük patlamalardır; (gazoz içine pipetle hava üflendiğinde benzer ses oluşur). Genellikle nefes alımında duyulan sestir.

**Hırıltı:** Bronş ve bronşiollerdeki sekresyonlar düşük frekanslı sese (hırıltıya) neden olurlar. Soluk alışta, soluk verişte veya her ikisinde birden duyulabilir.

**Islık:** Havanın iyice daralmış soluk yollarından geçerken oluşturduğu yüksek frekanslı sestir (dudaklarımızı büzerek ıslık çaldığımızda çıkan ses gibi).

Şekil 2.4'de ham KS'den filtrelenmiş KS çıkarılması sonucu KS gürültüsü elde edilmiştir.

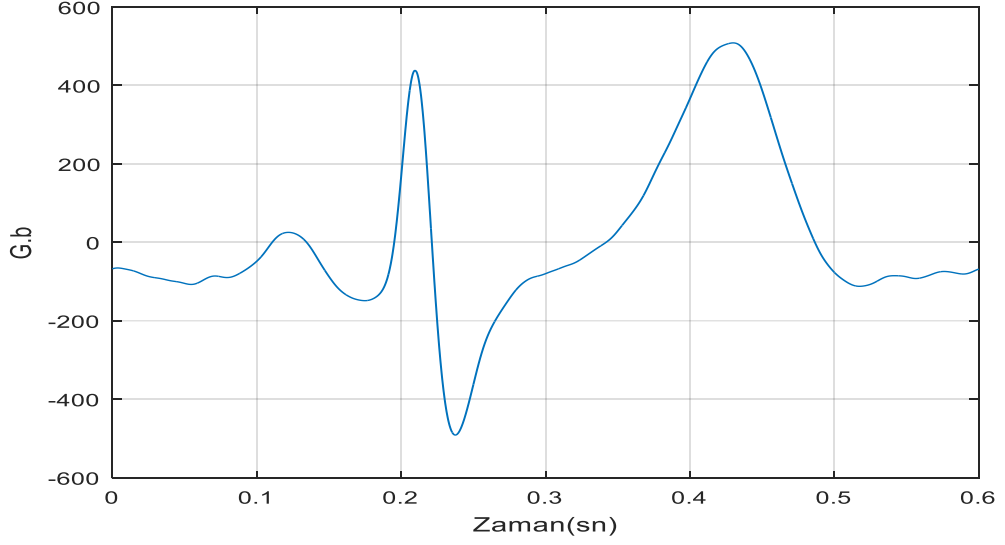


**Şekil 2.4.** Ham KS, KS gürültüsü, KS

## 2.2. Elektrokardiyografi (EKG)

Elektrokardiyografi, kişinin vücudunda EKG ölçüm elektrotları bulunduğu zaman aralığında, ölçüm yapılacak kişinin kalp kasının kasılmasından dolayı oluşan elektriksel sinyallerin kayıt edilme işine denir. Her bir kalp atımı esnasında kişinin deri üzerine yerleştirilmiş olan EKG elektrotlarında mV mertebesinde bir gerilim meydana gelir.

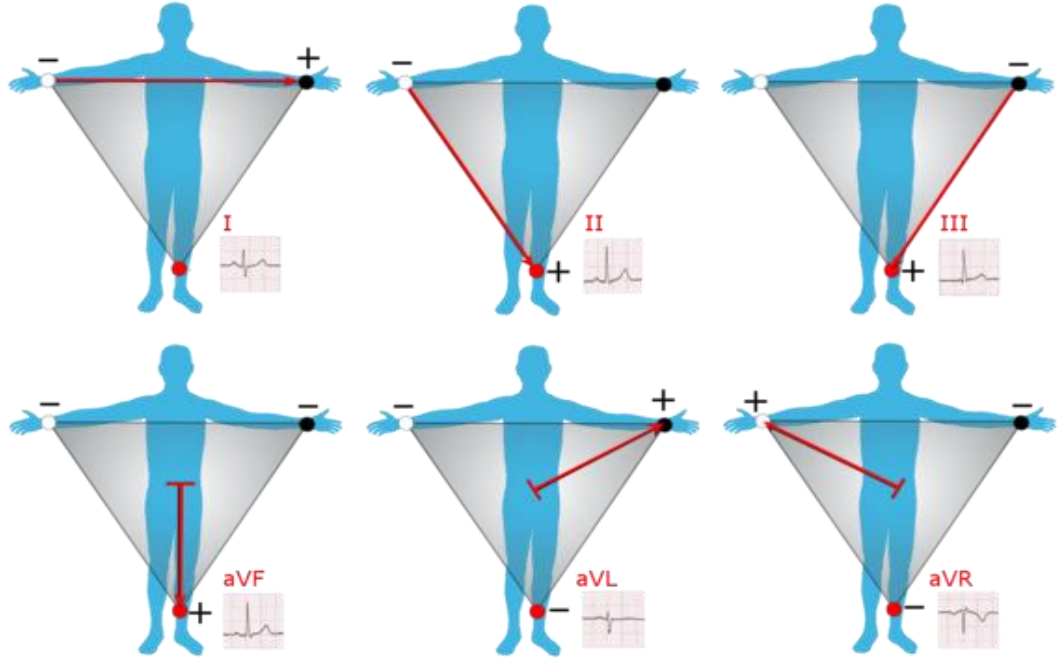
Gelenekselleşmiş on iki elektrot ile EKG ölçümünde on elektrot göğüs etrafında kişinin kol ve bacaklarına bağlanır ve böylece on iki açıdan ve genelde on saniye süresince kişinin EKG gerilim faz açısı ölçülmüş olur. Bu yolla on iki farklı açıdan, kalp periyodu zaman aralığında kişinin EKG genlik bilgisi de elde edilmiş olur (Israel *et al.* 2005).



**Şekil 2.5.** EKG dalgası

Şekil 2.5’de veri tabanımızda bulunan örnek bir PPG dalgası görülmektedir. PPG dalgası her insanda farklı olup biyometrik sinyal özelliği gösterir.

Her bir kalp atımı sırasında sinoatrial düğümde bulunan kalp atımı düzenleyici hücrelerin içinde başlayan depolarize olma olayı sağlıklı bir kalpte düzenli olarak meydana gelir. Bu depolarize olma olayı kulakçık üzerinden yayılır, kulakçık düğümünü de geçer ve Purkinje lifleri ile sol karıncık boyunca yayılır. Bu depolarizasyon olayı EKG dalgasına yükselme karakteristiği kazandırır. EKG eğrisi kişi kalp sağlığı ve kişi elektriksel iletkenliği hakkında oldukça fazla bilgi verir. EKG eğrisi ayrıca kişi kalp atım sayısı, kalp atım alt periyodları zamanı ve şekli, kalp kaslarında herhangi bir zarar olup olmadığı, kalp ilaçlarının etkisi ve son olarak da kalp ameliyatı durum gözlem bilgilerini verir (Ortega *et al.* 2002).



**Şekil 2.6.** Derivasyon çeşitleri (Ortega *et al.* 2002)

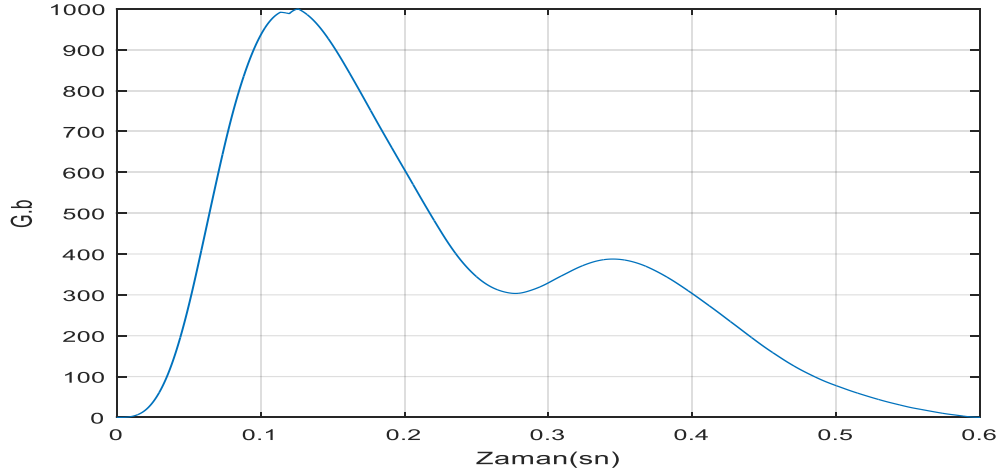
### EKG Derivasyonları

Şekil 2.6'da altı adet EKG derivasyonu görülmektedir. Bu tezde birinci ölçüm derivasyonu kullanılmıştır. Sol ayak noktası ölçüm için referans kabul edilir ve sol kolda oluşan gerilimden sağ kolda oluşan gerilimin çıkartılması ile EKG sinyali elde edilmiş olur. Bu şeklin üst sırasındaki gerilim üçgenleri Einthoven's triangle (Einthoven üçgeni) olarak bilinir. Şekil 2.6'da alt sıradaki derivasyonlar türetilmiş derivasyonlardır (Palaniappan and Raveendran 2002).

### 2.3. Fotopletisismograf (PPG)

PPG iletimli veya yansımali optik radyasyon prensibini kullanarak kandaki oksijen miktar deęişiminin algılanmasında kullanılan müdahalesiz bir yöntemdir. PPG algılama teknolojisi aslında 1937 yılına dayanır. PPG sık sık pulse oksimetre kullanılarak elde edilir. Pulse oksimetre cildin optik olarak belli dalga boyunda bir ışık ile aydınlatılması

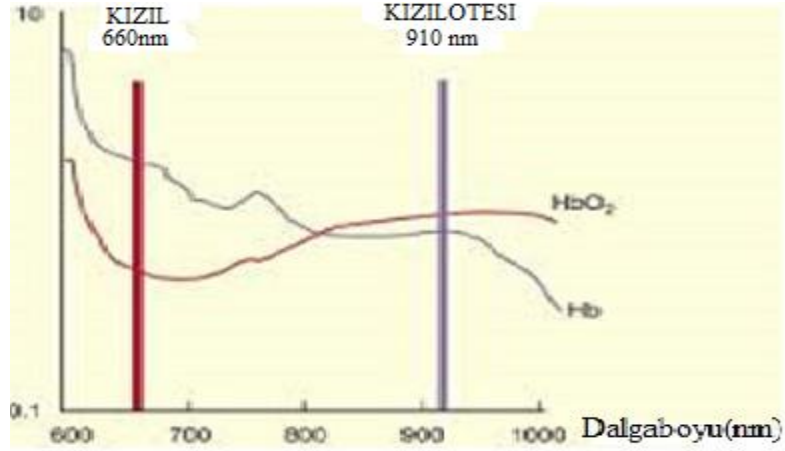
ve ışık emilim değişiminin ölçülmesi ile çalışan bir devredir. Bir geleneksel pulse oksimetre deri altındaki kanın debisini görüntüler (Kimand and Yoo 2006).



**Şekil 2.7.** PPG dalga şekli

Şekil 2.7’de veri tabanımızda bulunan örnek bir PPG dalgası görülmektedir. PPG dalgası her insanda farklı olup biyometrik sinyal özelliği gösterir.

Kan dolaşımı sistemi boyunca kalp vücuda kan pompalar ve bir basınç darbesi oluşturur. Bu basınç darbesi sönümlü olsa bile deriye ulaşır. Bu deri altındaki atardamarları ve kılcal damarları şişirmeye yeterlidir. Eğer deri sıkıştırılmadan pulse oksimetre vücuda tutturulursa basınç dalgası toplardamarda da ikincil küçük bir basınç dalgası olarak gözükabilir. Basınç değişiminin neden olduğu hacim değişimi, bir LED ile deriyi aydınlatarak yansıyan veya iletilen ışıktan elde edilir. PPG nefes alma, vücuttaki kan ve plazma düşüşü (hypovolemia) ve diğer yaşamsal dolaşım sistem fonksiyonları algılanması için kullanılır. PPG dalgasının şekli denekten deneye, pulse oksimetrenin bağlandığı yere ve pulse oksimetrenin yapısına göre değişir (Maeda *et al.* 2011).



**Şekil 2.8.** Kanın ışık dalga boyuna göre yansıtma oranları (Tamura *et al.* 2014)

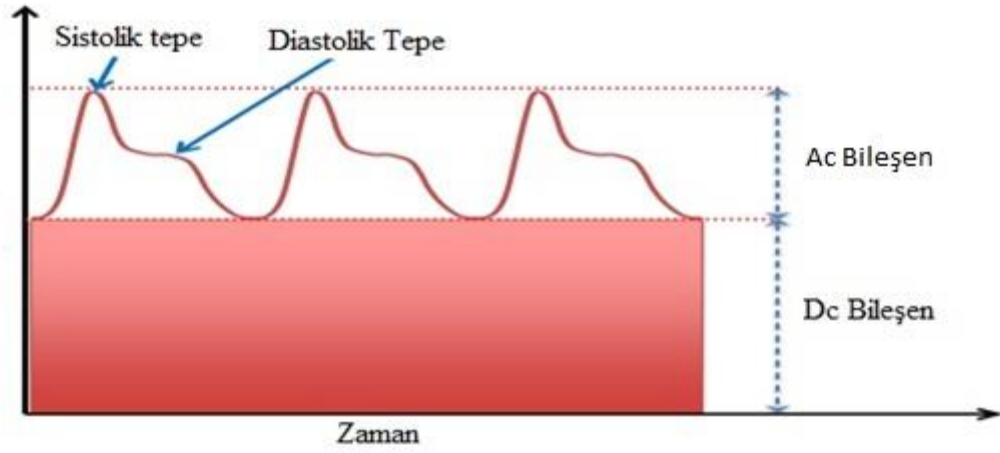
Şekil 2.8'de hemoglobin hücrenin oksijenli veya oksijensiz oluşuna ve ışık dalga boyuna göre ışık yansıtma katsayısı gösterilmiştir. Kırmızı renk (660nm) dalga boyunda oksijenli hemoglobinin ışığı en iyi yansıttığı görülür. Bu özelliği kullanarak kişinin parmağından akan kanın kırmızı ışığı yutma kapasitesine göre tek dalga boyunda oksijen miktarı bulunamasa bile bu çalışmada önemli olan bu özelliğin kişisel olduğu ve kişiyi ayırt etmede kullanılabileceğidir (Reisner *et al.* 2008).

Şekil 2.9'da PPG sensörü çalışma prensibi görülür. Kırmızı LED'in verdiği ışığın bir kısmı LDR'ye ulaşır. Bu durumda LDR direnç değeri değişeceğinden bir elektrik sinyali üretilmiş olur.



**Şekil 2.9.** PPG sensörü çalışma prensibi

Pulse oksimetre medikal bir cihaz olarak sıkça kullanıldığı için pulse oksimetreden türetilen PPG ismi nadiren kullanılır. Kalp atım oranını bulmak için kullanışlıdır. Ayakta tedavi edilen hastalar için parmak tipi pulse oksimetre tercih edilir. Şok durumunda, dış yüzey kan akışı azalınca PPG pulse oksimetreden elde edilir. Bu durumda kulaktan, alından, burundan veya yemek borusundan PPG sinyali kaydedilir.



**Şekil 2.10.** PPG sinyali dalga şekli (Zhang 2014)

Yaşam koşullarında insan hareketleri PPG işaretlerinin doğruluk derecesini etkiler. Bu etkinin olmaması için kayıt esnasında hareket etmemelidir. İnsan hareketi esnasında ivmelenme sonucu kan debisi değiştiği için PPG sinyalinin şekli de değişir. Bu sorunu çözmek için Valencell optomechanical (mekanik ve optik) tabanlı sensörü bulunmuş ve yazılımla doğruluğu artırılmıştır. Valencell'in yaklaşımında optik verici, bir fotodetektör ve hızölçer yerleştirilmiş küçük boyutlu sensör modülünden oluşur. Sensör modülü kulaklığa, omuz bandına, bilekliğe yerleştirilecek kadar küçük yapılır. Kulaklık adaptasyonunda verici kulak çukurunun küçük bir parçasına kulak lobunun az üstüne kızılötesi ışık yayar. Fotodetektör ışığı yakındaki kan damarlarından toplar (Zhang *et al.* 2015).

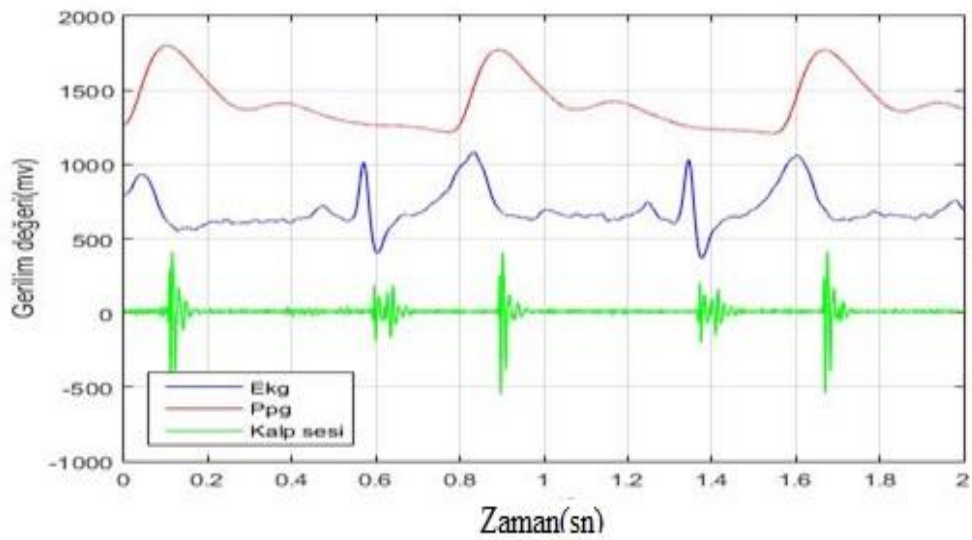
Hızölçer kişinin hareketini ölçer. Kulaklık içine veya dışına yerleştirilmiş sinyal işleyici harekete bağlı gürültü, ayak adım gürültüsü ve güneş ışığı verisini işler. Bu bilgilerden dakikada kalp atım ve sulunum hızı bulunur (Tamura *et al.* 2014).

### 3. MATERYAL ve YÖNTEM

#### 3.1. Materyal

##### 3.1.1. Veri tabanı

Yaşları 19-20 arası 30 erkek gönüllüden KS, EKG ve PPG sinyali 4 kez kaydedilmiş olup bu biyometrik sinyallerin kişi tanımada ne derece etkin olarak kullanılabileceği araştırılmıştır. Bir kişiden dört kez kayıt alınmak suretiyle toplam 120 kayıt elde edilmiş olup NI-6009 cihazıyla 10k Hz örnekleme frekansında eş zamanlı veri örneklemeyle LABVIEW programı ile veriler Excel dosyasına yazılmış, bu dosyalar Matlab programı ile açılmış ve araştırma grubundaki kayıtlar işlenmek üzere ".mat" dosyası olarak kaydedilmiştir. Kayıt süresi 9. 5 saniyedir. Araştırma grubundaki kişilerin her kişi için 4 adet olmak üzere 120 kaydından KS, EKG ve PPG verileri ayrılmış ve her bir biyometrik sinyal için 4 adet 30x95000 boyutunda ham veri haline getirilmiştir. Bu verilerin 30x95000 boyutunun olma sebebi işlem kolaylığı sağlaması içindir. Sonuçta tüm birinci satır verileri aynı kişiye aittir.



Şekil 3.1. KS, EKG ve PPG sinyallerinin 2 saniyelik kısmının çizimi

Şekil 3.1’de bulunan 3 sinyalden üstteki sinyal PPG, ortadaki sinyal EKG, alt sinyal ise KS’dir.

### 3.1.2. Kayıt devreleri

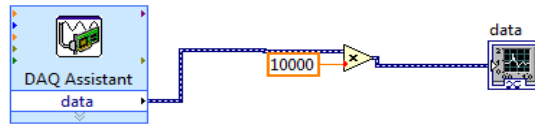


Şekil 3.2. Kayıt devreleri blok şeması

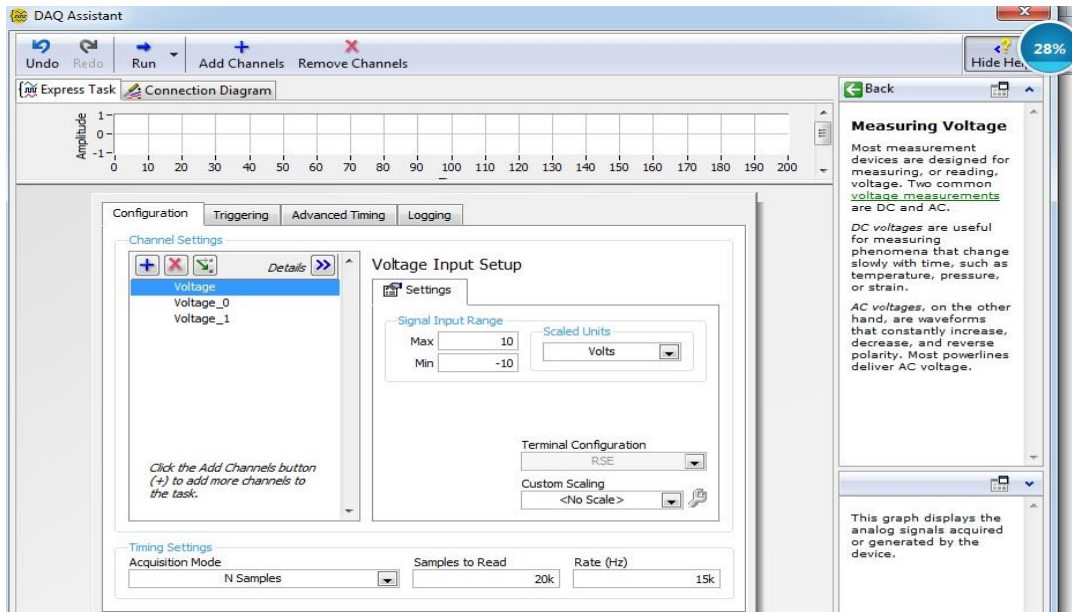
Aşağıda NI 6009 DAQ cihazının önemli özellikleri sıralanmıştır. Üç adet sinyal 10 kHz örnekleme hızında eş zamanlı olarak kaydedilmiştir. Şekil 3.2’de kayıt devresi prensip şeması görülmektedir. KS, EKG ve PPG kayıt devrelerinden elde edilen analog sinyaller NI 6009 DAQ ile dijital sinyal haline dönüştürülüp kaydedilmektedir.

- 1) 13 bit single-ended örnekleme
- 2) 48kS/s toplam örnekleme kapasitesi
- 3) ‘Usb’den direk çalışabilme
- 4) 8 adet ADC
- 5)  $\pm 10$  V Analog giriş aralığı
- 6) Excel veri kaydetme imkanı
- 7) Eş zamanlı örnekleme

Şekil 3.3'de LABVIEW kayıt programı vardır. DAQ Assistant data, verileri istenen örnekleme hızında istenen ADC aracılığı ile istenen sürede kaydeder. Veriler 10000 sayısı ile çarpılır. 10000 sayısı ile çarpma amacı Excel kaydında verileri tam sayı olarak elde etmek içindir. Veriler data adında ekranda gözlemlenir ve verilerin Excel çıktısı alınır. Şekil 3.4'de DAQ assistant program modülü parametre ayarlaması görülür.



Şekil 3.3. LABVIEW kayıt program parçacığı



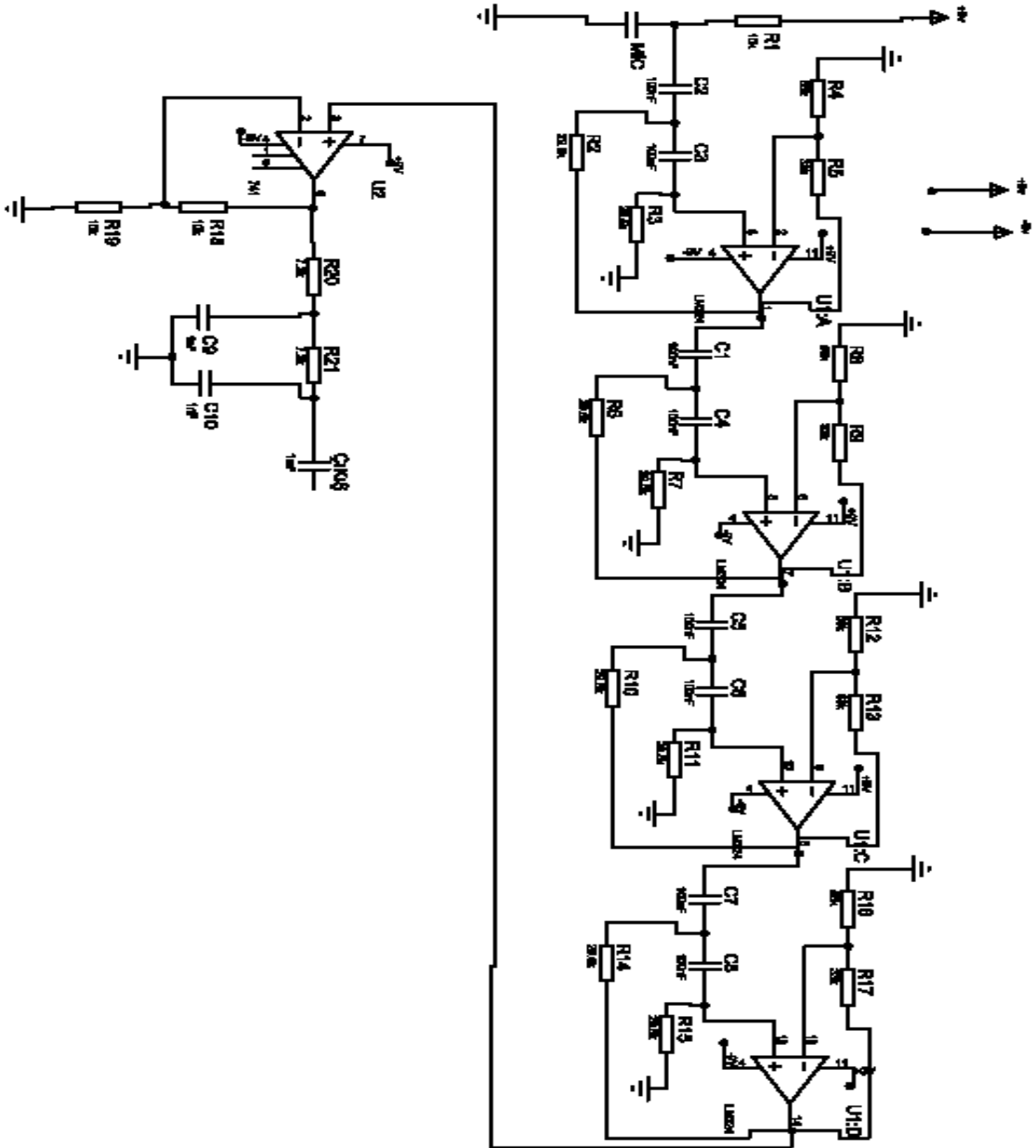
Şekil 3.4. LABVIEW programı parametre ayarları

### 3.1.2.a. KS kayıt devresi

Ses kayıt devresinde ilk olarak kapasitif mikrofon  $10\text{ k}\Omega$  değerinde bir direnç ile seri bağlıdır. Bu direnç ile hem mikrofonun DC beslemesi yapılır hem de AC işaret elde etmek için gerilim bölücü olarak kullanılır. Kapasitif mikrofon stetoskobun içine yerleştirilmiştir. Stretoskop mekanik olarak zaten bir ses yükseltmesi yapabildiğinden

deneysel olarak mikrofonun besleme geriliminin yarısı miktarında DC gerilim vermesi en iyi sonucu doğuracağından kapasitif mikrofon besleme ön direnci 10 k $\Omega$  seçilmiştir.

Bu aşamadan sonra devreye, kesim frekansı 53 Hz olan seri bağlı 4 adet ikinci derece yüksek geçiren aktif filtre eklenmiştir. Elektriksel olarak şebekenin devreyi etkileme ihtimalini azaltmak için KS filtrelerinin kesim frekansı, 50 Hz olan şebeke gürültü frekansından 53 Hz frekansına çekilmiştir. KS incelemelerinde baskın ses frekansının 50 Hz ile 400 Hz arasında olduğu, daha geniş bantlı kayıtlarda ses sinyalinin ayırt ediciliğinin azaldığı tespit edilmiştir. Dört tane 2. Derece aktif filtre seri bağlanmak suretiyle 8. derece aktif filtre elde edilmiştir. Daha sonra evirmeyen yükselteçle iki kat sinyal yükseltilmiş olup devreye son olarak kesim frekansı 400 Hz olan 2. derece alçak geçiren pasif filtre ilave edilip devre tamamlanmıştır. Alçak geçiren filtrenin 8. derece değil de 2. derece olması sebebi ise baskın frekansa sahip seslerin 50-100 Hz aralığında olmasıdır. Sonuçta alınan ses sinyalleri örnekleme devresi ölçüm aralığı olan  $\pm 10$ v sınırlarına çekilmiş ve maksimum hassasiyete sahip analog sinyal elde edilmeye çalışılmıştır.

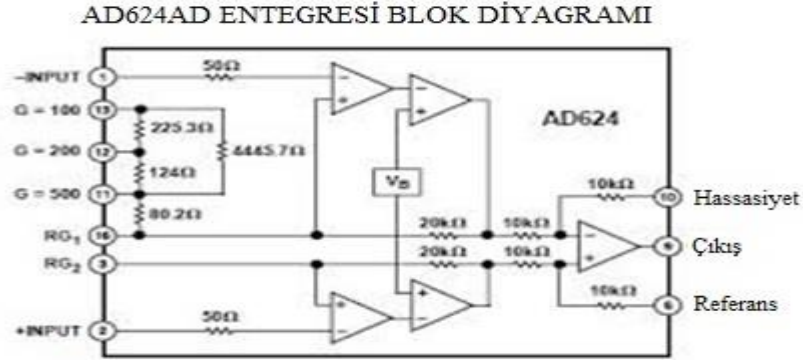


Şekil 3.5. KS Kayıt devresi

### 3.1.2.b. EKG kayıt devresi

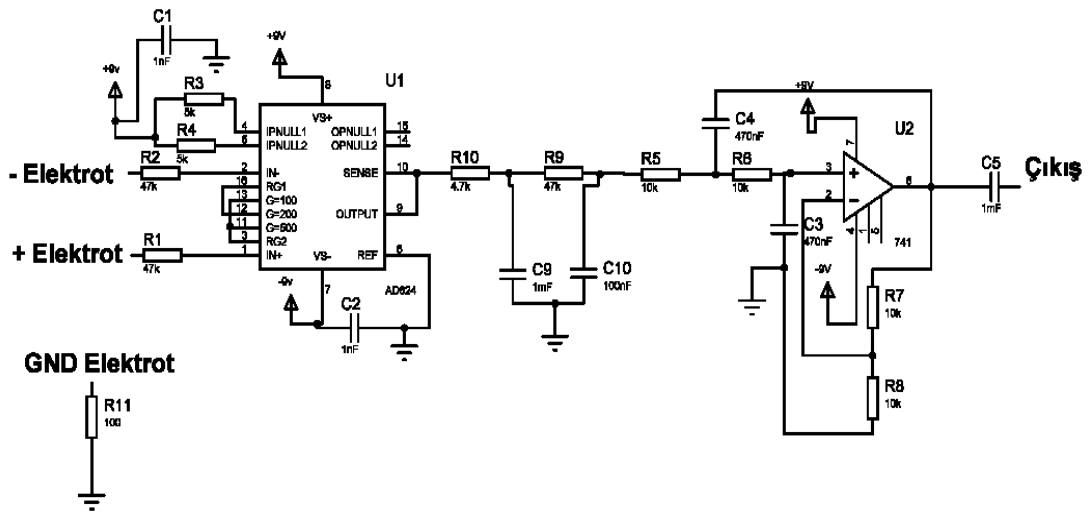
Şekil 3.6’da AD624AD entegresi içyapısı görülür. Şekil 3.7’de bulunan devre ile birinci standart EKG derivasyonu ölçülmüştür ve kaydedilmiştir. Devrede EKG ölçümü için üretilmiş AD624AD entegresi ile EKG sinyali üretilmiş olup ikinci derece pasif filtre ve

ikinci derece aktif filtre kullanılmıştır. Devrenin kesim frekansı 45 Hz'dir. Devrenin analog sinyal çıkışı Ni 6009 ADC cihazına bağlıdır.



**Şekil 3.6.** AD624AD entegresi içyapısı (Vapnik1995)

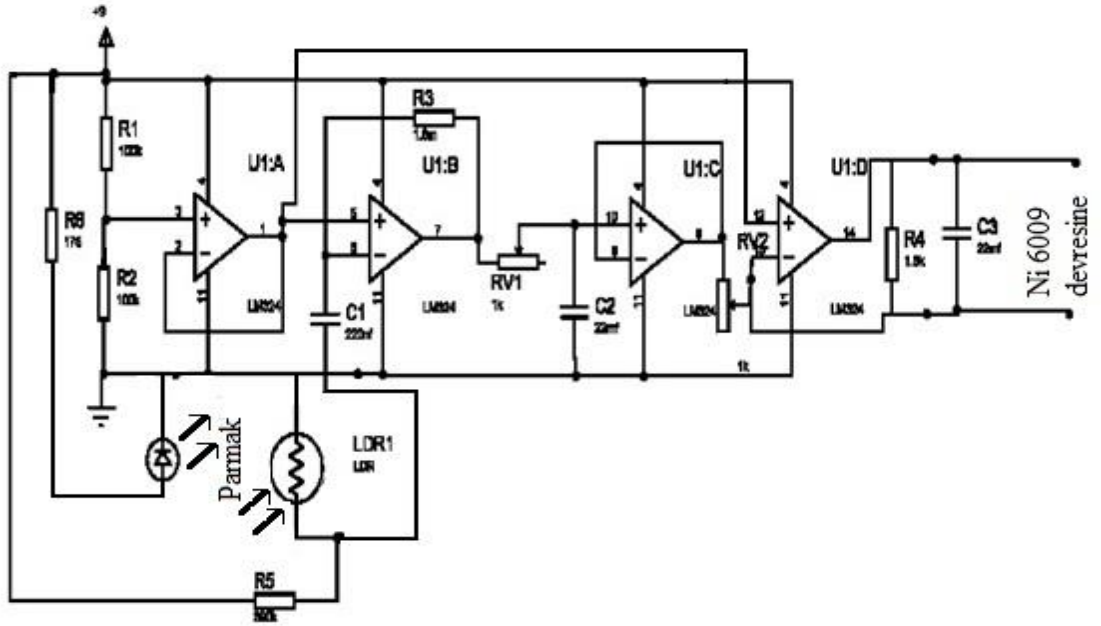
AD624AD entegresi gerilim yükseltme oranı ve offset gerilimi dışardan bağlanmış dirençlerle ayarlanabilen, oldukça düşük gürültü üreten fark yükselteci. EKG genel ölçüm gerilimi mV seviyesinde olduğu için dış ortam gürültüsünü azaltmak için kablo ve EKG devresi ekranlı yapılmıştır. Kayıt bilgisayarı kayıt esnasında şebekeden beslenmemiştir.



**Şekil 3.7.** EKG kayıt devresi

### 3.1.2.c. PPG kayıt devresi

Şekil 3.8’de PPG ölçüm devresi gösterilmektedir. PPG devre tasarımında cisimden iletimli optik yaklaşım benimsenmiştir. Devrede bir adet kırmızı LED (630 nm) dalga boyunda optik ışık kaynağı ve LDR (liht dependent resistör) optik sensör olarak kullanılmıştır. LDR diğer ışık kaynaklarına da tepki verebildiğinden LDR ışıktan etkilenmeyecek şekilde parmak sensörüne sabitlenmiştir. Alıcı ve vericiler karşılıklı olarak yerleştirilmiş ve araya işaret parmağı gelecek şekilde ölçüm probu imal edilmiştir. Devrede kırmızı renkli LED’in sabit bir ışık verebilmesi için güç değerleri de göz önüne alınarak DC besleme akımı 40mA olacak şekilde sabit direnç ile sürülmüştür. LDR ise (300Ω-300kΩ) aralığında değere sahip olup ölçüm şartlarında 220 kΩ dirençle gerilim bölücü olarak kullanılmış ve maksimum hassasiyet amaçlanmıştır. Devrede ki ilk LM324 devresi besleme gerilimini simetrik gerilim kaynağına dönüştürmek için gerilim bölücü olarak kullanılmış daha sonra AC işareti almak ve yükseltmek için 2. LM324 devresi kullanılmıştır. Üçüncü ve dördüncü LM324 entegresi ise yükseltme ve filtre işlemi yapar. PPG özellikleri gereği zamandaki sinyal formu kişi ayırt edilmesinde kullanılır.

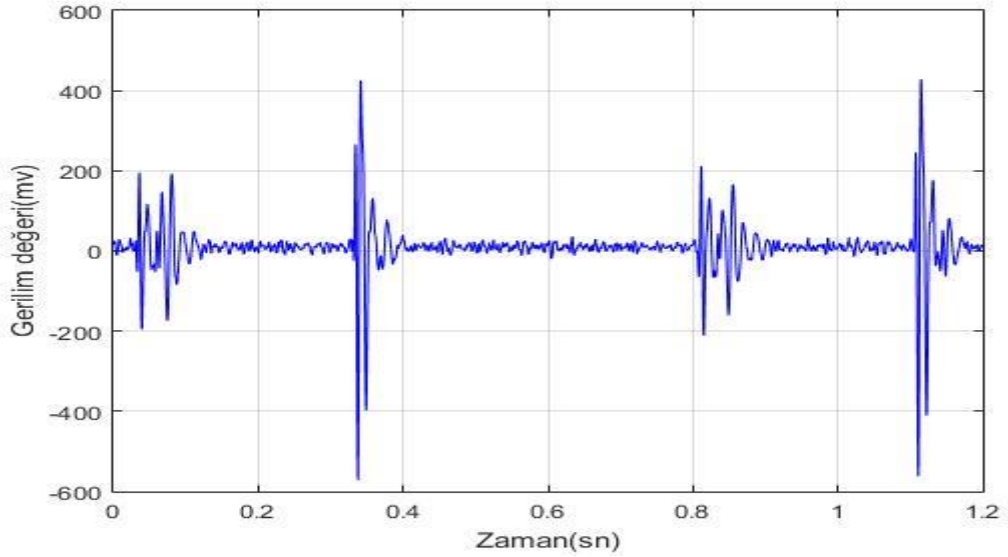


Şekil 3.8. PPG ölçüm devresi

### 3.1.3. Ölçüm şekilleri

#### 3.1.3.a. KS ölçüm şekli

KS ölçülürken stetoskop kişinin kalbinin üzerine gelecek şekilde konumlandırılır. Ölçüm esnasında stetoskopta titreme olmaması için lastik kemer ile ne çok sıkı nede çok gevşek olacak şekilde stetoskop kişinin göğsüne direk temasla tutturulur. KS kaydında elektriksel olarak gürültüyü azaltmak için devre ve kablolar ekranlı olarak kullanılmıştır. Ayrıca kişi oturur pozisyonda ve hareket etmeden durmalıdır. Tüm önlemlere rağmen gürültü direk stetoskoptan 50-400 Hz aralığında olanlar KS ile birlikte kayıt yapılabilmektedir. Elektrikli el aletleri ve içten yanmalı motorlar çalışırken kayıt yapılmamalıdır. Şekil 3.9'da sağlıklı bir kişinin örnek KS sinyali görülmektedir.

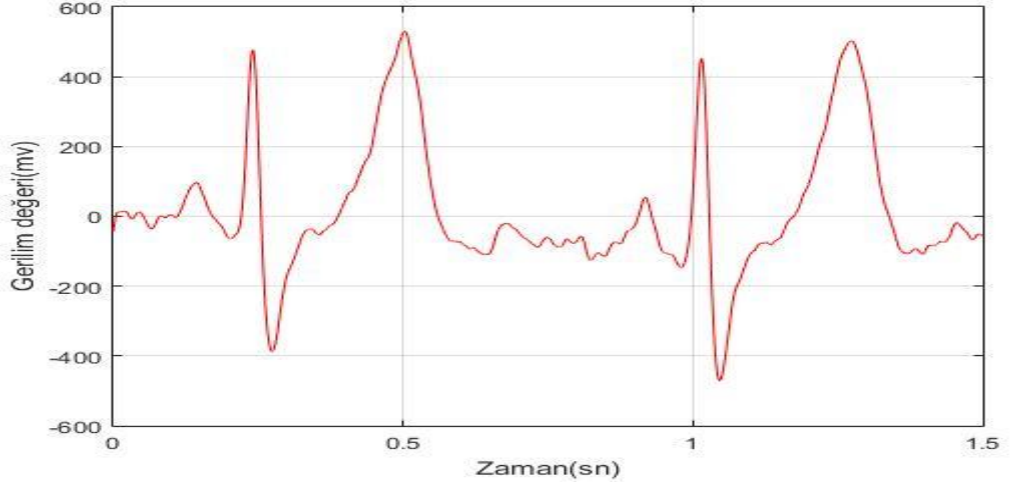


Şekil 3.9. Örnek KS kaydı

#### 3.1.3.b. EKG sinyali ölçüm şekli

Hareketsiz sandalyede oturur pozisyonda Sol el bileği, sağ el bileği ve sol ayak bileğine 3 adet EKG ölçüm elektrodu bağlı kişiden, EKG sinyali kaydedilmiştir. EKG sinyal genlik değeri DC ve AC bileşenli olup DC bileşen değişken olabilmekte kişi ölçüm

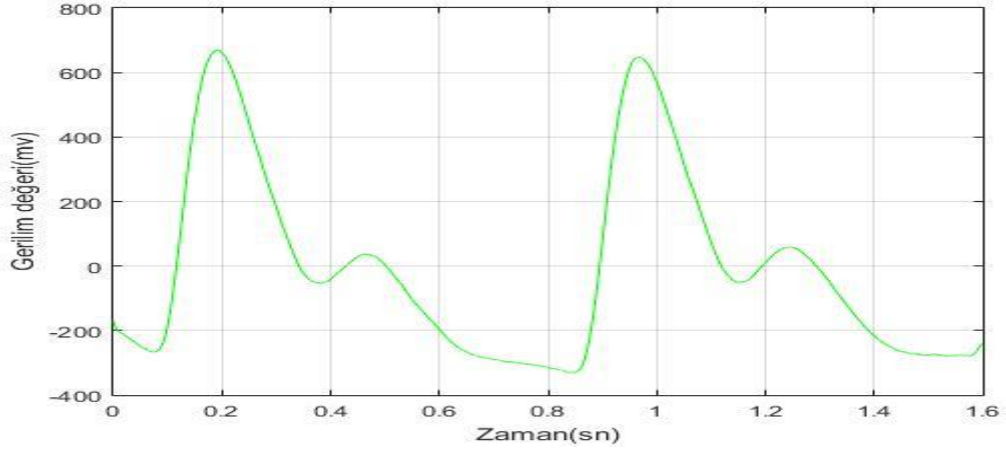
anında hareket etmesi halinde zamanla değişmektedir. Şekil 3.10'da sağlıklı bir kişinin örnek EKG sinyali görülmektedir.



**Şekil 3.10.** Örnek EKG kaydı

### 3.1.3.c. PPG sinyali ölçüm şekli

Ölçüm anında hareket ermeden dolayı damardaki kanın fazladan ivmelenmesi sonucu kan debisi bozulacağından kan debisi ile orantılı PPG sinyali kalitesi de bozulacaktır. Kişi sandalyede oturur pozisyonda ve hareketsiz durmalı parmak prob içindeyken parmak hareketsiz ve yatay durumda olmalıdır. Probu parmağı bir miktar sıkıştırması dolayısıyla parmakta kan birikmesi oluşmaması için ölçüm de 2 dakikayı geçmemelidir. Şekil 3.11'de sağlıklı bir kişinin örnek PPG verisi görülmektedir



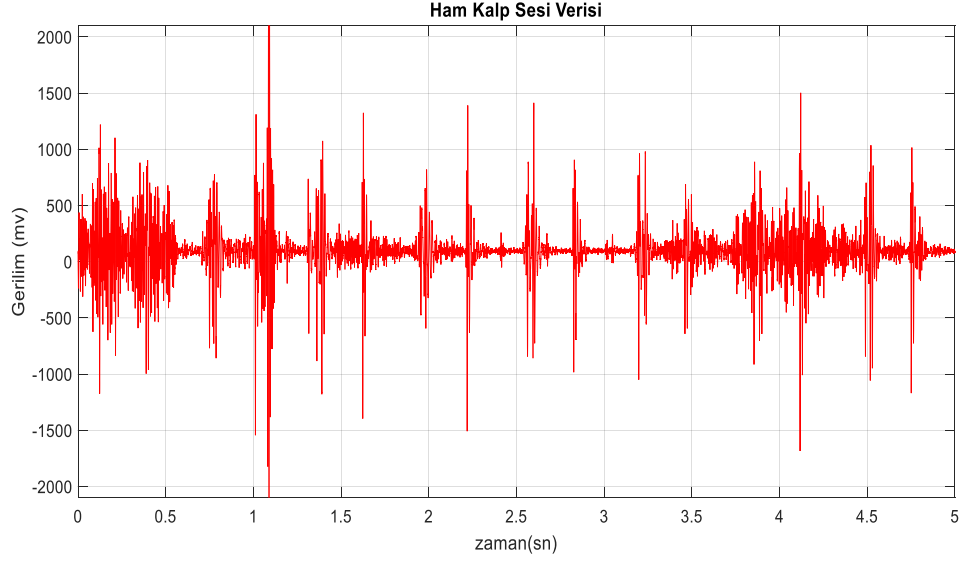
**Şekil 3.11.** Örnek PPG kaydı

## 3.2. Yöntem

### 3.2.1. Verilerin öznitelik vektörü çıkarılması için işlenmesi

#### 3.2.1.a. KS verilerinin işlenmesi

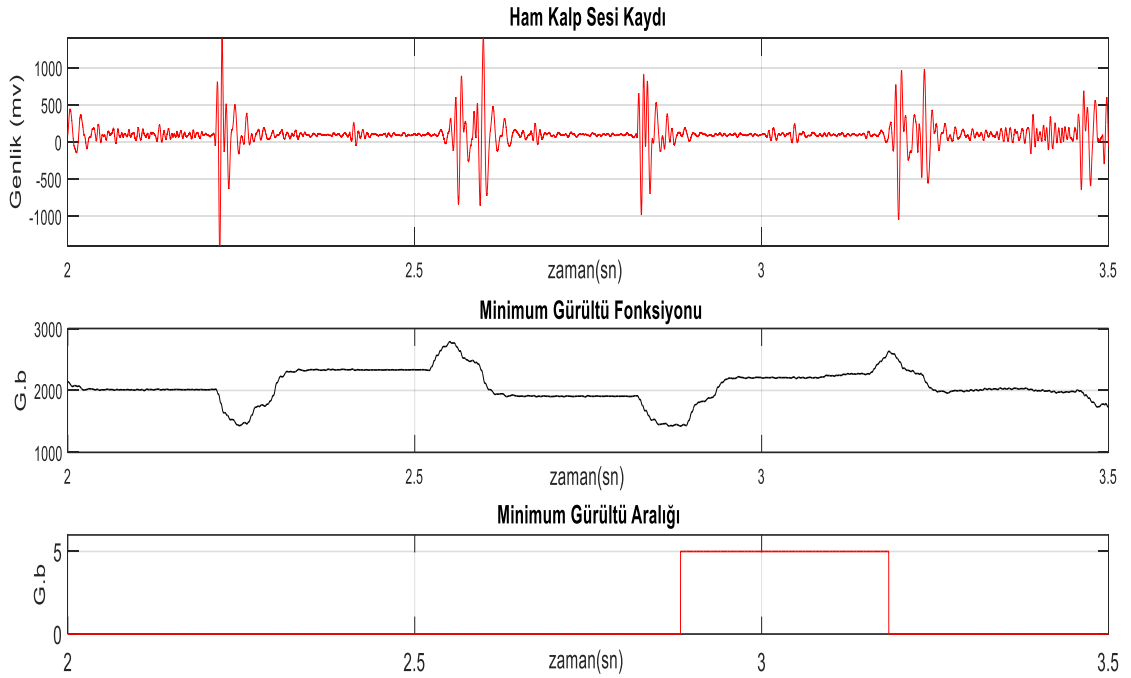
Bu sinyalden 30 kişiden her kişi için dörder kez olmak üzere toplam 120 adet kaydedilmiştir. Ses verilerini işlerken ilk önce kayıt esnasında bu seslerde bir miktar ortam gürültüsü ve değişen oranlarda nefes alış veriş gürültüsü bulunmaktadır. Yapılmak istenen S1 ve S2 diye isimlendirilen kalp seslerinden S2 bulunup bir kişiye ait ses şablonu çıkarılacaktır. Bu şablondan ise kişiye ait öznitelik vektörü bulunup ve kişi doğrulamada kullanılacaktır. Bu sesler ses gürültüsünden ayırt edilirken kişinin ses sinyalinde bulunan karakteristik özellikleri yok edilmeden ses şablonu çıkarmak amaçlanmıştır. Kişi KS sinyalleriyle ayırt etmede zaman domeninde çalışılır ve S2 KS elde edilir.



**Şekil 3.12.** Ham KS verisi

Şekil 3.12’de 15 adet kalp atımı olup 15 adet S1 ve 15 adet S2 KS vardır. Üç adet çok gürültülü bölge nefes alış, 3 adet de az gürültülü bölge ise nefes veriş sinyalidir.

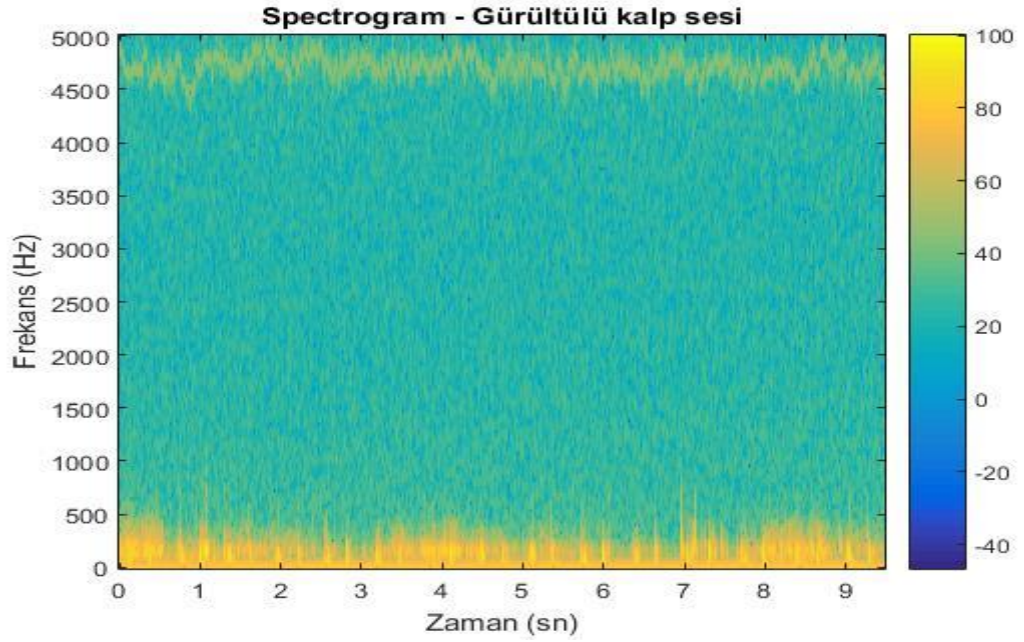
Kişiyeye ait ses sinyali öncelikle filtrelenmelidir. Filtreleme işlemi için TSNR & HRNR algoritması ile Wiener fitresi kullanılacaktır. Özetle gürültülü ses ve mümkün olduğunca uzun zaman aralığında tek parça olarak sadece gürültünün olduğu ve KS’nin olmadığı kayıt aralığı bilgisi filtreye verilmelidir. Şekil 3.13’de minimum gürültü aralığı, KS sinyali ve KS minimum gürültü aralık fonksiyonu işaretleri görülür.



**Şekil 3.13.** Minimum gürültü aralığı bulma

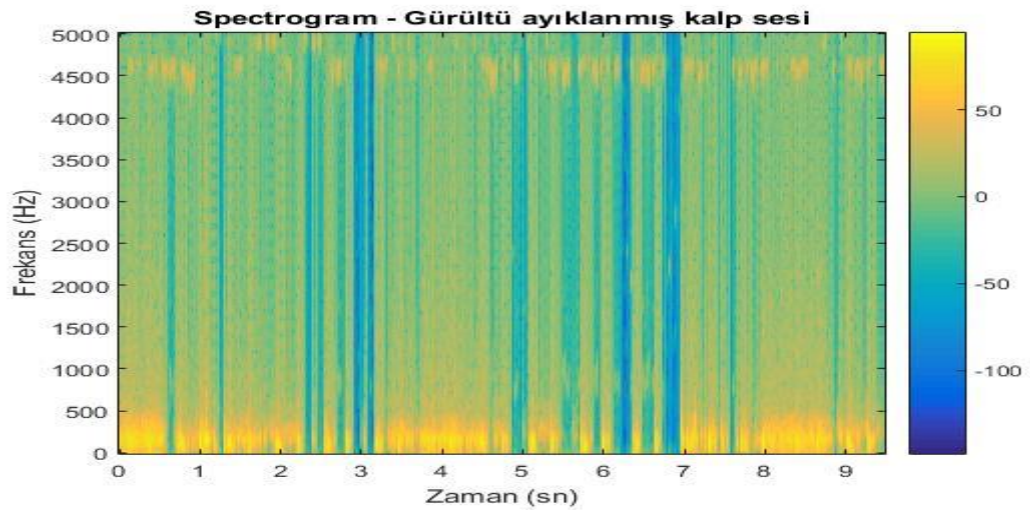
Bu zaman aralığını bulmak için tanımlanan fonksiyon ham KS'nin mutlak değerlerini zamanda ileriye doğru 3000 veri toplar ve gürültü bulma fonksiyonu olarak kaydeder. Bu işlem tüm KS ham verisinin sondan 3000 veri öncesine kadar devam eder. Böylece minimum gürültü fonksiyonunu en küçük değerli koordinatından 3000 veri zamanda ilerisi hem KS'nin olmadığı hem de en az gürültünün olduğu bölgedir. Bu bölge koordinat bilgisi ve ek olarak KS kaydının örnekleme frekansı da Wiener filtresine verilmek suretiyle filtre çalışacaktır.

Bu verilerin ardından Wiener filtre algoritması önce gürültülü bölgede gürültü harmonik karakteristiğini çıkartır. Ayrıca KS frekans analizini de yapar. Bu işlemden sonra gürültü karakteri belli olduğunda silinmesi ve KS'nin yeniden şekillendirilmesi yapılır (Plapous *et al.* 2006).



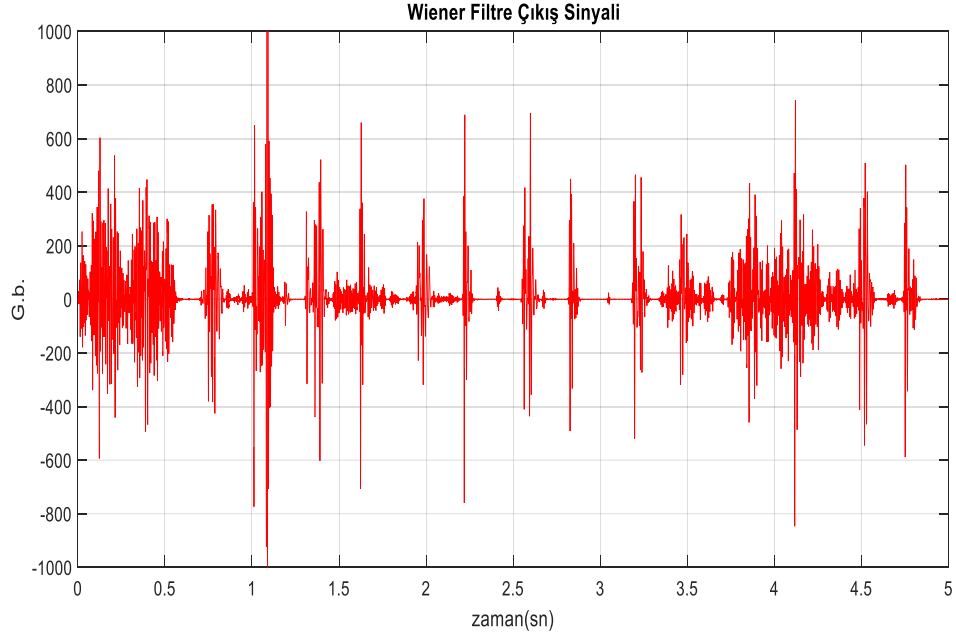
**Şekil 3.14.** Ham KS gürültü analizi

Şekil 3.14'de 4500 Hz frekansında bir gürültü ve akciğer gürültülerinin de sarı renkli yoğun bulanık kısımda var olduğu görülmektedir.



**Şekil 3.15.** Gürültüden arındırılmış KS frekans analizi

Şekil 3.15'de gürültülü KS kısımlarının kısmen temizlendiği görülmektedir.

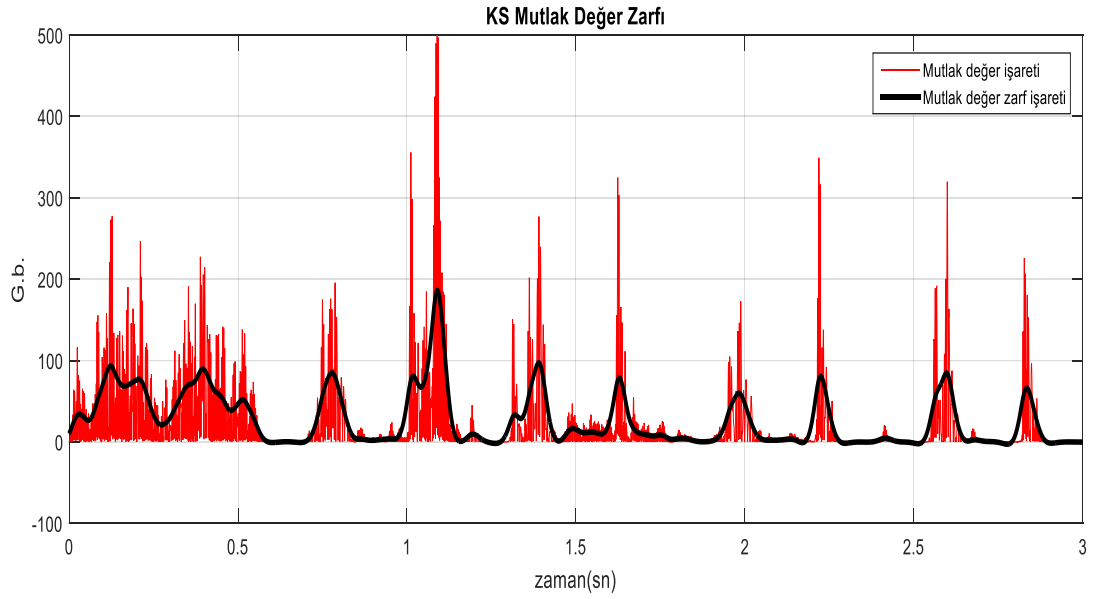


**Şekil 3.16.** KS Wiener filtre çıkış verisi

Şekil 3.16'dan anlaşılacağı üzere ortam gürültüsü yok edilmiş ancak KS frekansına oldukça yakın frekansa sahip olan nefes alma ve nefes verme sesi olduğu gibi durmaktadır. Bu seslerinde yok edilip tek periyot S2 KS elde edilecektir. Kişi KS kaydı sırasında kişi de nefes alıp verme KS'ni bastırarak kadar güçlü olabilmekte ancak tüm kişi kayıtlarında bu durum gözlenmemektedir. Bu nefes alıp verme sesi Şekil 3.16'daki kişi verisinde olduğu gibi KS'ne baskın olduğu durumlarda KS S2 verisi kişi ayırt ediciliğini kısmen azalmaktadır.

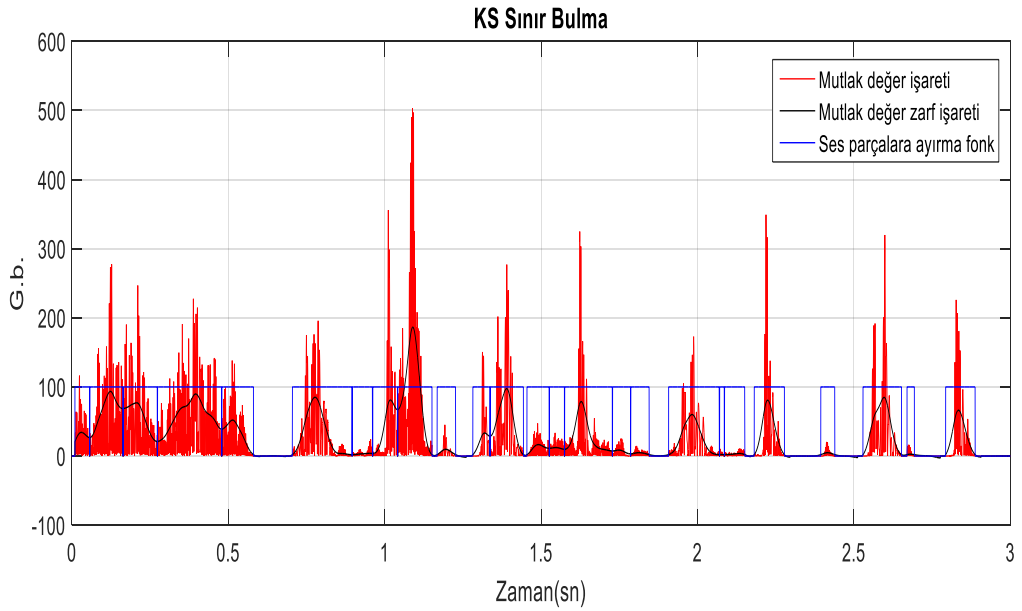
Wiener filtre çıkışındaki 9.5 saniyelik KS kaydı minimum ve maksimum değerleri farkı 1000 birim olacak şekilde ölçekleme yapılır.

Bu sesi parçalara bölmek ve istenen özelliklere sahip olan kısımlar test edilip alınabilmesi için üstteki şeklin mutlak değeri alınıp  $f_c=13$  Hz olan alçak geçiren ikinci derece Butterworth filtreye verilip çıkan sonuç KS S2 kısımlarının elde edilmesinde kullanılacaktır.



**Şekil 3.17.** KS mutlak değer zarfı

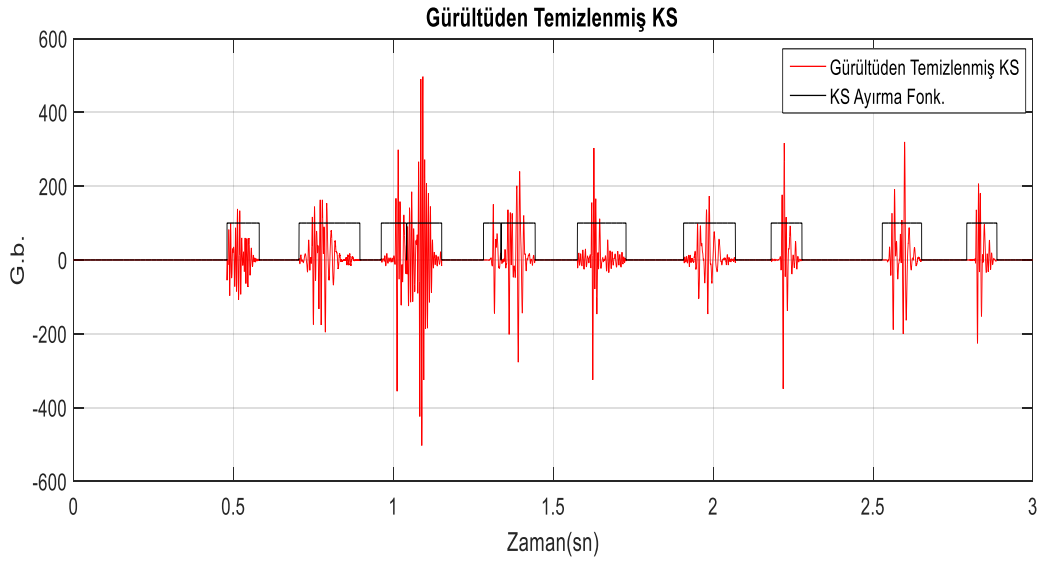
Şekil 3.17’de şekilde kırmızı renkli işaret KS mutlak değeri siyah işaret ise bu işaretin zarfıdır. Bu zarf işareti sesi parçalama işleminde kullanılacaktır.



**Şekil 3.18.** KS parçalama ayırma işlemi

Şekil 3.18’de KS sınır değerleri bulunmuştur. KS mutlak değer zarfı (siyah renkli işaret) aynı zamanda enerji işareti karakterine sahip olup hırıltı veya kalp seslerini ayırt etmek için KS mutlak değer zarf işaretinin dip kısımlarını bulunur ve bu bölgede onar veri sifira eşitlenip daha sonra KS’nin başlangıç ve bitişlerinin koordinatları bulunur. Bu koordinatlar kullanılıp KS işareti parçalara bölünmüştür. Bu ses parçaları bazı kriterlere göre gürültü ise silinir. KS veya gürültü şartları şunlardır.

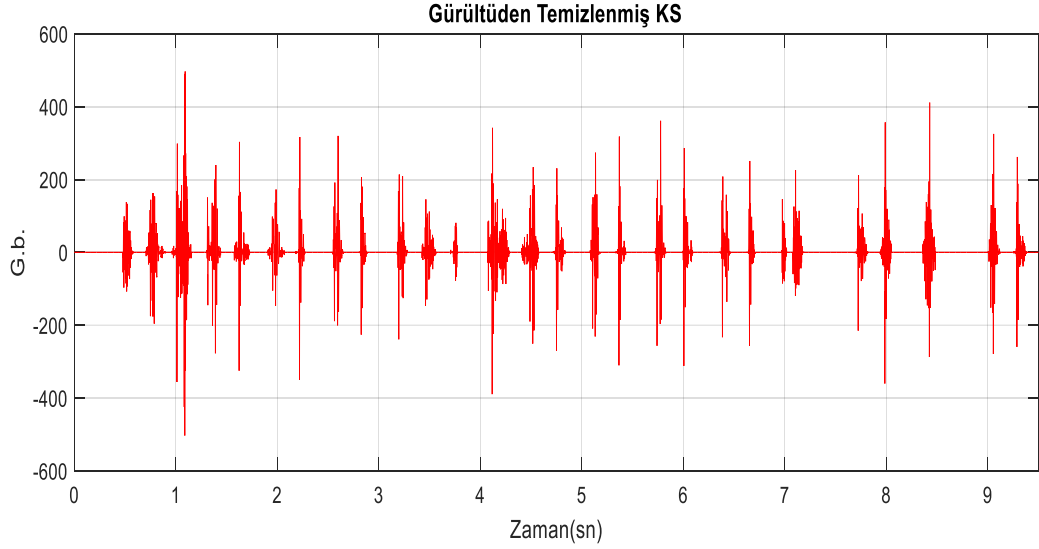
- Eğer ses parçası 20 ms altında bir süreye sahipse bu bir gürültüdür.
- 200 ms den uzun ise bir KS olamaz.
- Eğer KS mutlak değer zarfının maksimum değeri 25 birimden azsa bu işaret parçası bir gürültüdür (işaret maksimum mutlak değeri 1000 birimdir).
- Ayrıca KS mutlak değer zarfının tepe değerinin genişliğine bölünmesi 1.45 den küçükse bu işaret parçası bir gürültüdür.



**Şekil 3.19.** Gürültüden kısmen temizlenmiş KS

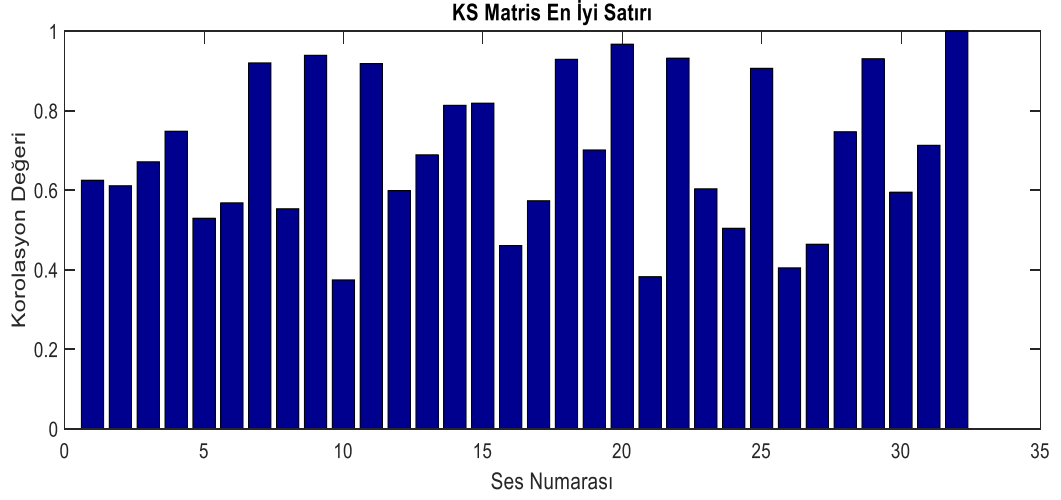
Şekil 3.19’da iki adet yarım hırıltılı KS parçası, bir adet tam hırıltılı KS, iki adet gürültülü KS ve dört adet gürültüsüz KS ilk üç saniyelik veride görülür. Bu ses parçaları kaydedilir ve örnek olarak 26 adet KS veri parçası varsa bu parçalar dönerli olarak

korelasyon benzeşim testine tabi tutulacak ve hangi KS parçasının gürültümü, S1 KS'mi ya da S2 KS'mi olduğu tespit edilecektir.



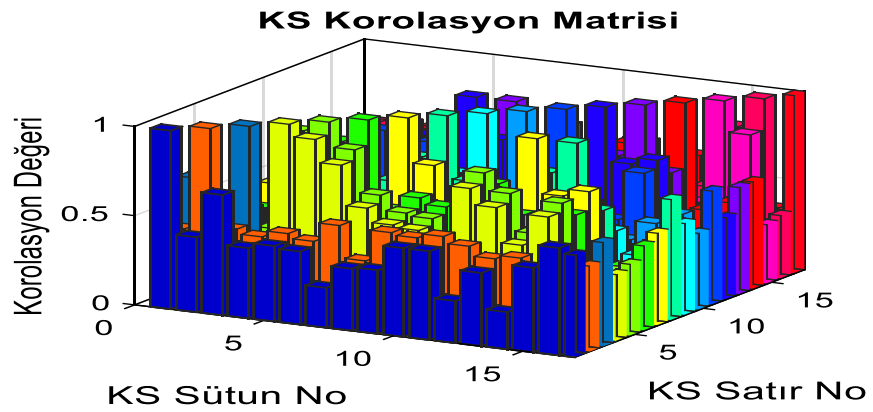
**Şekil 3.20.** Gürültüden temizlenmiş KS

Şekil 3.20'de ham KS sinyalinden elde edilen sonuç görülmektedir. Bu şekilden 32 adet KS parçacığı elde edilmiş olup bu seslerin hangilerinin S1, hangilerinin S2 olduğunu belirlemek üzere ilk ses parçasının diğer 31 adet ses parçası ile maksimum korelasyonu, seslerden birinin sabit olmak üzere diğeri 2000 kere bir ileri kaydırılmak suretiyle 2000 kere korelasyon testi yapıp en iyi sonucu veren maksimum korelasyon sonucu 32x32 boyutunda bir korelasyon matrisine kaydedilir. Bu işlem sonucunda korelasyon matrisi en iyi satır toplam vektörü bulunarak bu korelasyon satır vektörü ortalama değeri bulunur. Ortalama değerden büyük olanlar S2 seçim verisine, ortalama değerden küçük olan ses parçaları ise S1 seçim verisine kaydedilir. Burada korelasyon değeri olarak ortalamadan yüksek olan ses parçalarının S2 olarak kaydedilmesinin nedeni S2 KS'nin yapısı gereği gürültüden daha az etkileniyor olmasıdır. Bu seslerin gerçekte ne olduğu algoritmanın sonunda tekrar bir test aşamasından geçirilip son ses şablonları kaydedilecektir. Toplam korelasyon matris büyüklüğü S2 korelasyon matrisinin genelde iki katı olduğundan şekil anlatımı S2 korelasyon matrisinde yapılacaktır.



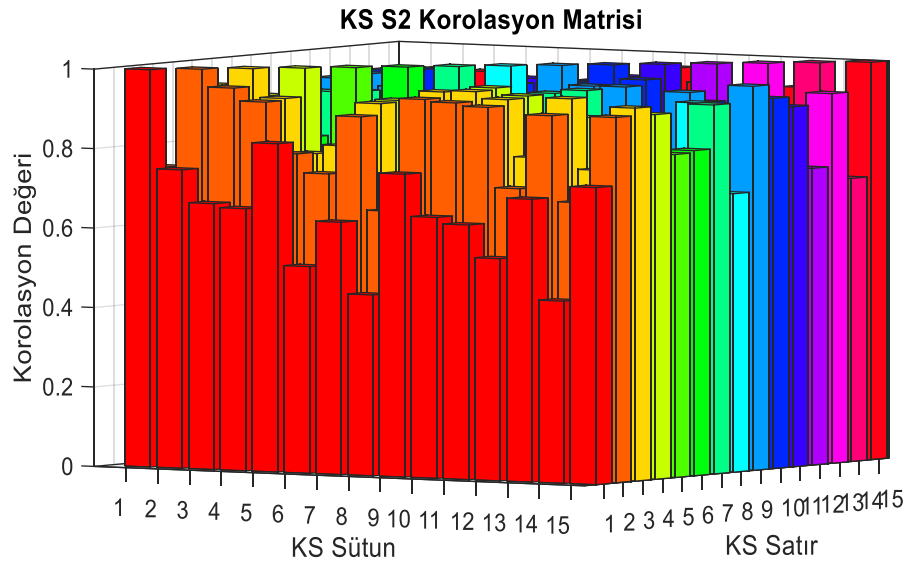
**Şekil 3.21.** KS korelasyon matrisi en iyi satırı

Şekil 3.21’de 32 adet sesin diğer seslerle korelasyon değerleri görülür. En az gürültülü sesin 32 nolu ses parçası olduğunu toplam satır korelasyon değerlerinin en yüksek değerde olmasından anlaşılır. Ortama korelasyon değerinden büyük korelasyon değerine sahip olan ses parçaları S2, ortama korelasyon değerinden küçük korelasyon değerine sahip olan ses parçaları ise S1 sesi diye ayrılır.



**Şekil 3.22.** S1 KS korelasyon matrisi

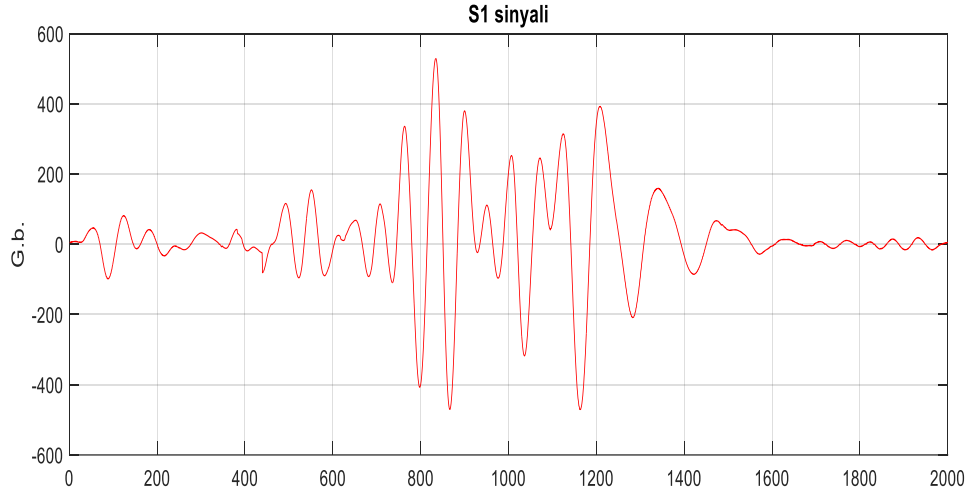
Şekil 3.22'de 7 nolu sesin kötü bir ses olduğunu diğer tüm seslerle olan korelasyon değerlerinden anlaşılır. Dolayısıyla hangi ses parçasının ses veya gürültü olduğunu anlamak için matris satır toplamı ortalama değerlerinden KS parçasının satır toplam değerinin %80 değerinden düşük ise gürültü olduğu kabul edilir. Kısıt %90 seçilirse bu durumda daha fazla ses silineceğinden optimum nokta olarak %80 değeri alınmıştır. Şekil 3.22'den S1 kalp seslerinin gürültüden kolay etkilendikleri anlaşılıyor.



Şekil 3.23. S2 KS korelasyon matrisi

Şekil 3.23'de S2 kalp seslerinin benzeşimlerinin yüksek olduğu görülür. Burada S2 KS olup olmama kısıtı ortalama korelasyon değerlerinin %90'ıdır. Bu işlemin ardından S1 ve S2 sesleri maksimum korelasyon noktalarında toplanır ve bu işlemin sonunda on beş adet S2 ve on beş adet S1 den bir adet S2 ve bir adet S1 şablonu elde edilir. Hangi şablonun S1 ve ya S2 olduğunu test etmek için  $f_c=10$  Hz olacak şekilde şablon değerleri mutlak değerleri alçak geçiren filtreden geçirilip enerji zarfı bulunur. Bu zarf tepe değeri ile genişlik oranı bulunur. S2 KS yapı olarak tepe değerinin sinyal genişliğine oranı daha büyüktür.

Bu şablon çıkarma yönteminin avantajı gürültü rasgele olmakla birlikte KS düzenli değerlere sahiptir. Bu durumda sinyal gürültü oranı 15 kez iyileşecektir. Bu şablonlar daha sonra kişi doğrulamada öznitelik vektörü çıkarmada kullanılacaktır.



**Şekil 3.24.** S1 KS şablonu

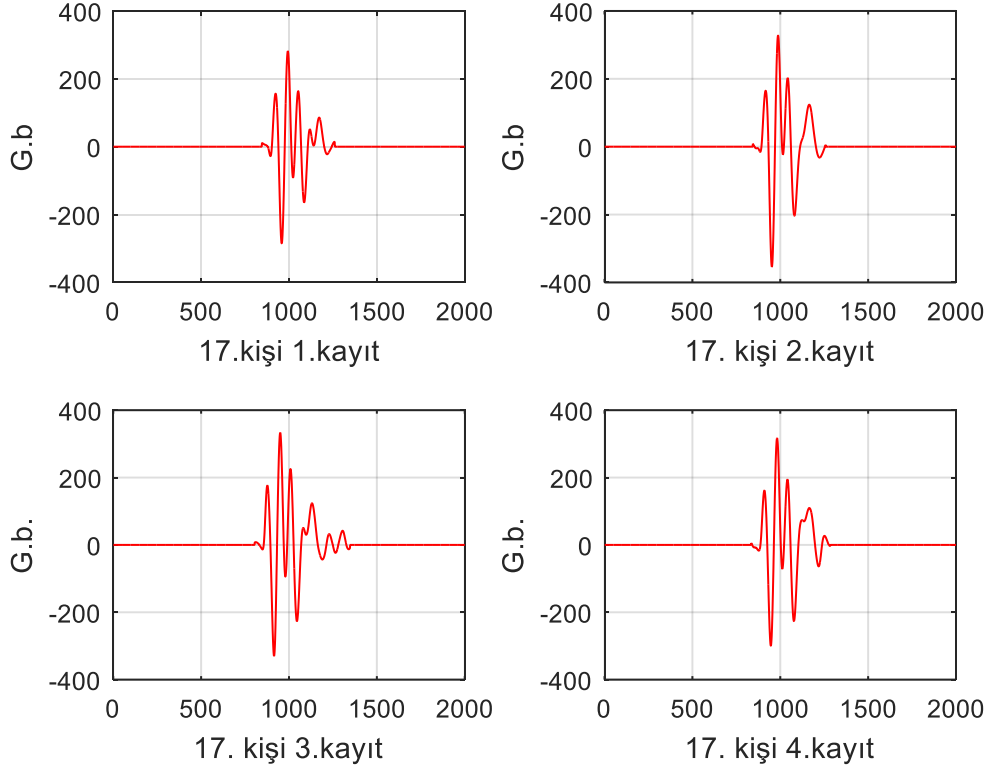
Şekil 3.24'de S1 KS'nin kişiyi yansıtacak karakteristiğe sahip olmadığı gözükür ve bu yüzden kişi doğrulamada kullanılmayacaktır.



**Şekil 3.25.** S2 KS şablonu

Şekil 3.26'de kişi KS S2 şablonu oldukça karakteristiktir ve kişi özneliklerinin elde edilmesinde kullanılır. Şekil 3.26'da aynı kişiye ait 4 farklı KS S2 sinyali birlikte görülür.

Bu işlemin ardından S2 KS gürültüleri silinmek için S2 KS mutlak değeri alçak geçiren ikinci derece Butterworth filtre ( $f_c=13$  Hz) kullanılarak ses sinyali öncesi ve sonrası gürültüler temizlenir. KS'nin enerji orta noktası 1000 noktasına kaydırılarak ve kaydedilerek KS sinyal işleme kısmı bitirilir.

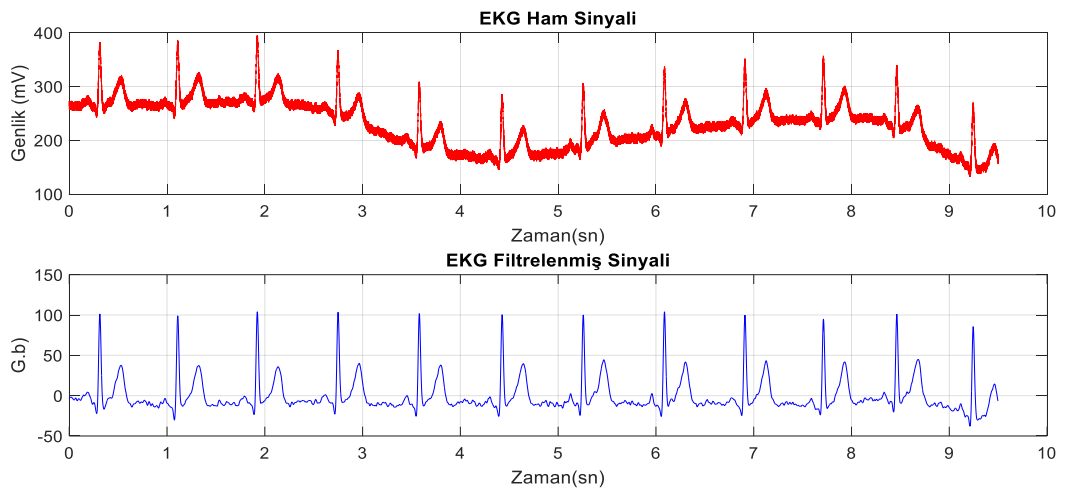


**Şekil 3.26.** KS S2 şablonu

### 3.2.1.b. EKG sinyali verilerinin işlenmesi

EKG sinyalini işlerken ilk önce kayıt esnasında kişi azda olsa hareket ettiğinden dolayı kişinin EKG sinyallerinde DC kaymalar meydana gelmektedir. Bu kaymaların EKG sinyal özelliklerini bozmadan DC düzlemde düzeltilmesi gerekmektedir. Ortalama olarak 10 EKG sinyalinin toplanıp tek bir ortalama EKG sinyal şablonu elde edilmesi önemli bir işlemdir. Bu elde edilen tek EKG sinyali daha sonra kişinin öznitelik vektörlerinin çıkarılmasında kullanılacaktır. Şekil 3.27’de EKG sinyali ham verisi ve düzeltilmiş EKG sinyali görülür.

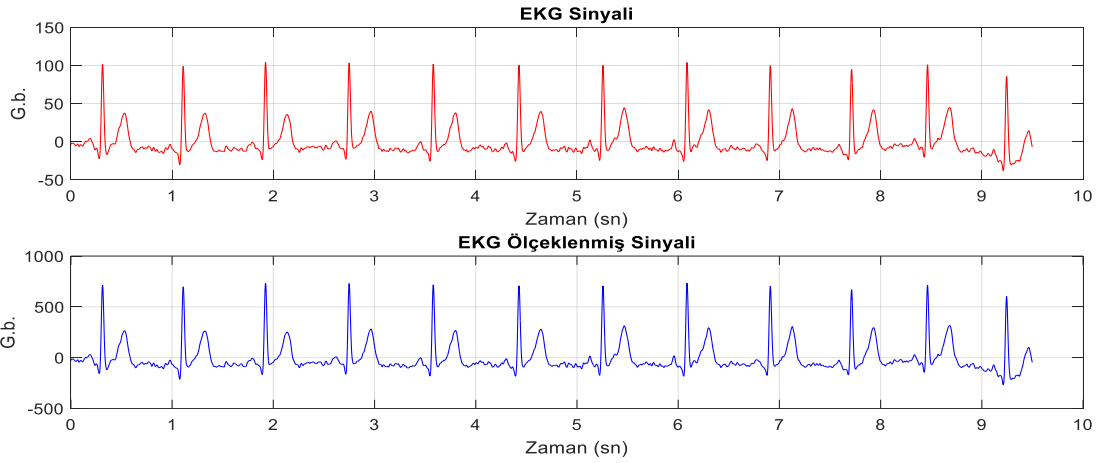
Bu düzleştirme işleminde  $f_c=0.6$  Hz olan alçak geçiren ikinci derece zamanda kayma yapmayan Butterworth filtre kullanılıp sadece DC değişimler elde edilir. Bu DC değişimler daha sonra  $f_c=50$  Hz olan ve alçak geçiren ikinci derece zamanda kayma yapmayan Butterworth filtre sinyalinden çıkarılmak suretiyle DC kayma oldukça düzeltilmiş olur. Bu işlem EKG sinyalinin tepe ve dip koordinatlarının bulunmasında kullanılacaktır.



**Şekil 3.27.** Ham EKG sinyali ve düzeltilmiş EKG

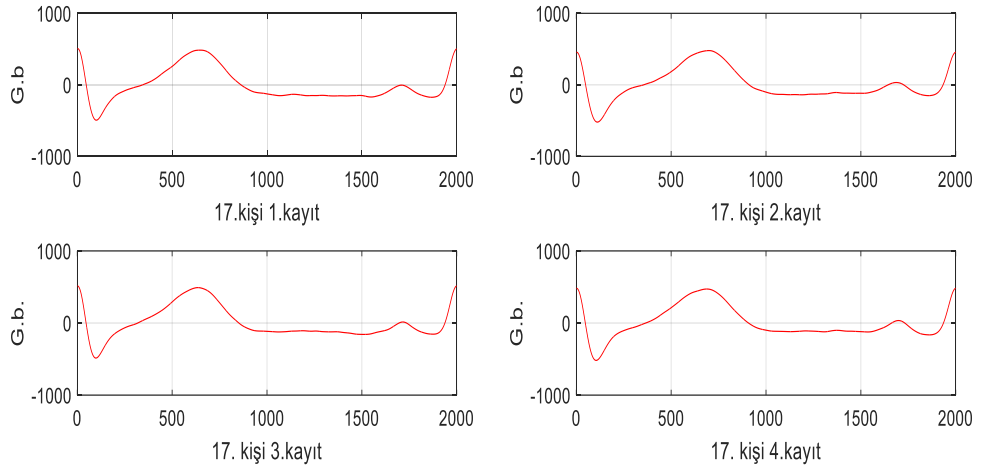
Şekil 3.28’de altta mavi renkli EKG sinyalinin her bir periyodunu ayırabilmek için 12 adet periyodun tepe değerleri bulunmalıdır. Bu tepe değerlerinden kesip 12 adet EKG

sinyal elde edilip, bu sinyallerin periyotları yaklaşık aynı olsa da küçük farklar olduğundan bu sinyaller önce her biri 2000 örnekle tekrar ölçeklendirilip bu sinyal vektörleri toplanmak suretiyle tek bir kişiyi temsil eden 2000 örneklilik EKG sinyali elde edilmiş olacaktır. Bu tek sinyal daha sonra tepesi ve dip noktası değer farkı 1000 olacak şekilde genlik ölçeklendirmesi yapılır.

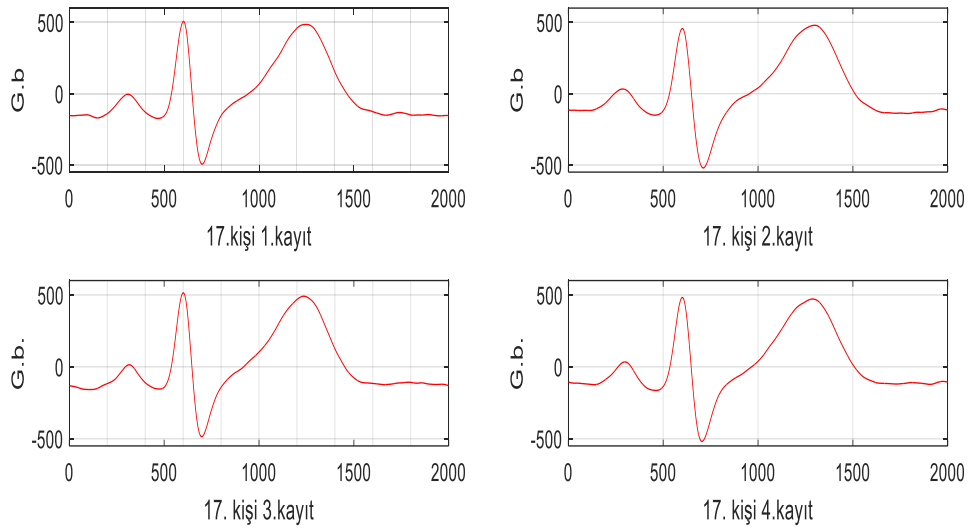


**Şekil 3.28.** EKG genlik ölçeklendirmesi

Buradaki amaç kişinin ayırt edilmesinde sinyal genliği değişiminden etkilenmesini önlemek olacaktır. Sinyal formu kişi ayırt edilmesinde değişken çıkartılmasında kullanılacaktır. Şekil 3.29’da aynı kişinin dört farklı kaydından elde edilmiş dört adet EKG şablonudur. Şekil 3.30’da aynı kişinin dört farklı kaydından elde edilmiş dört adet EKG şablonu bilinen EKG sinyal formunda görülür.



**Şekil 3.29.** EKG sinyal şablonu

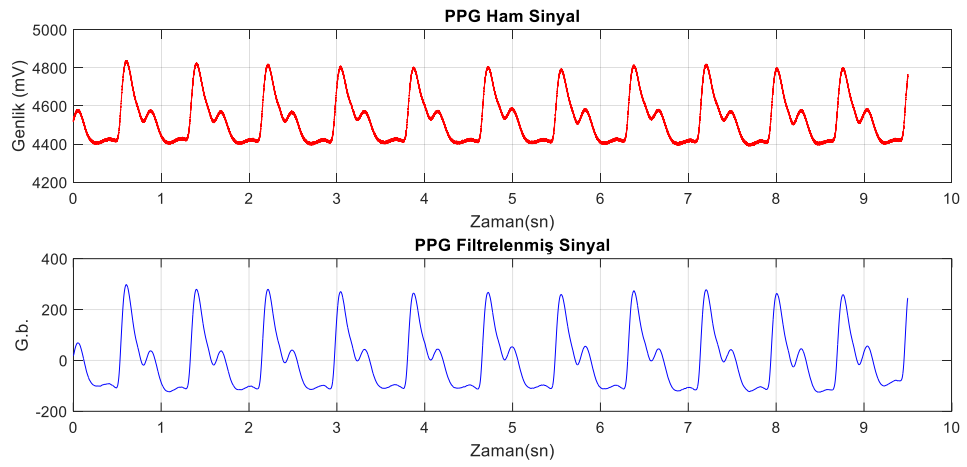


**Şekil 3.30.** EKG sinyal şablonu normal görünüşü

### 3.2.1.c. PPG sinyali verilerinin işlenmesi

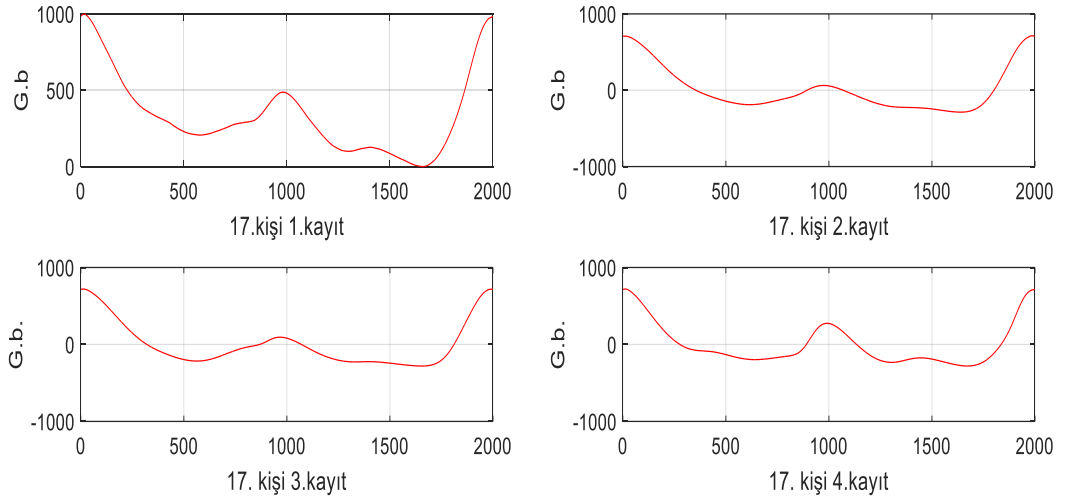
Kayıt esnasında kiři nefes alış veriři veya hareketinden dolayı kiřinin PPG sinyallerinin DC deęerlerinde kısmi bozulmalar meydana gelmektedir. Bu kaymaların sinyal özelliklerini bozmadan DC düzlemde düzeltilmesi gerekmektedir.

Bu düzeltme işleminde  $f_c=0.6$  Hz olan alçak geçiren filtre kullanılıp sadece DC değişimler elde edilir. Bu DC değişimler daha sonra  $f_c=5$  Hz olan alçak geçiren filtre sinyalden çıkarılmak suretiyle DC kayma oldukça düzeltilmiş olur. Bu işlem sinyalin tepe ve dip koordinatlarının bulunmasında kullanılacaktır. Burada kullanılan alçak geçiren filtre ikinci derece Butterworth filtresidir ve zamanda kayma yapmadan filtreleme işlemi yapar. Şekil 3.31’de PPG sinyali düzeltme işlem sonucu görülür.



**Şekil 3.31.** Ham PPG sinyali ve DC düzeltilmiş PPG

Şekil 3.31’de mavi renkli PPG sinyalinin her bir periyodunu ayırabilmek için 13 adet periyodun tepe değerleri bulunmalıdır. Bu tepe değerlerinden kesip 13 adet PPG sinyali elde edilir. PPG sinyallerin periyotları yaklaşık aynı olsa da küçük farklar olduğundan bu sinyaller önce her biri 2000 örnekte tekrar ölçeklendirilip bu sinyal vektörleri toplanmak suretiyle tek bir tane kişiyi temsil eden 2000 örneklilik PPG sinyali elde edilmiş olacaktır. Bu tek sinyal daha sonra tepesi ve dip noktası değer farkı 1000 olacak şekilde ölçeklendirme yapılmıştır. Buradaki amaç kişinin ayırt edilmesinde sinyal genliği değişiminden etkilenmesini önlemek olacaktır. Sinyal formu kişi ayırt edilmesi işleminde değişken çıkartılmasında kullanılacaktır. Şekil 3.32’de aynı kişinin dört farklı kaydından elde edilmiş dört adet 2000 veri uzunluğunda PPG şablonu verileri kişi ayırt edilmesinde kullanılacaktır.



**Şekil 3.32.** PPG sinyal şablonu

### 3.2.2. Öznitelik çıkarma

#### 3.2.2.a. KS özniteliklerinin çıkartılması

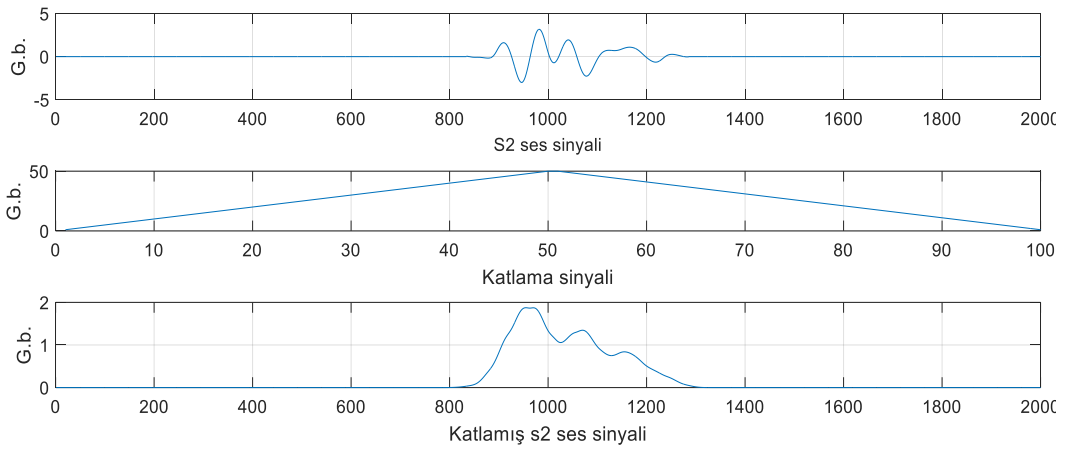
Kiři doğrulamada kullanılmak üzere öznitelik vektörü çıkarılması için kiři şablonundan bazı kiřiye özgü bilgilerin çıkarılması gerekmektedir. Öznitelik vektörü yerine kiři şablonu da kullanılabilmesine rağmen az sayıda ama etkin olarak çıkarılmış öznitelik vektörü daha iyi sonuç vermektedir. Kiři verileri 100 değerine bölünüp işleme alınmıştır.

Öznitelik vektörü için kullanılan değişkenler:

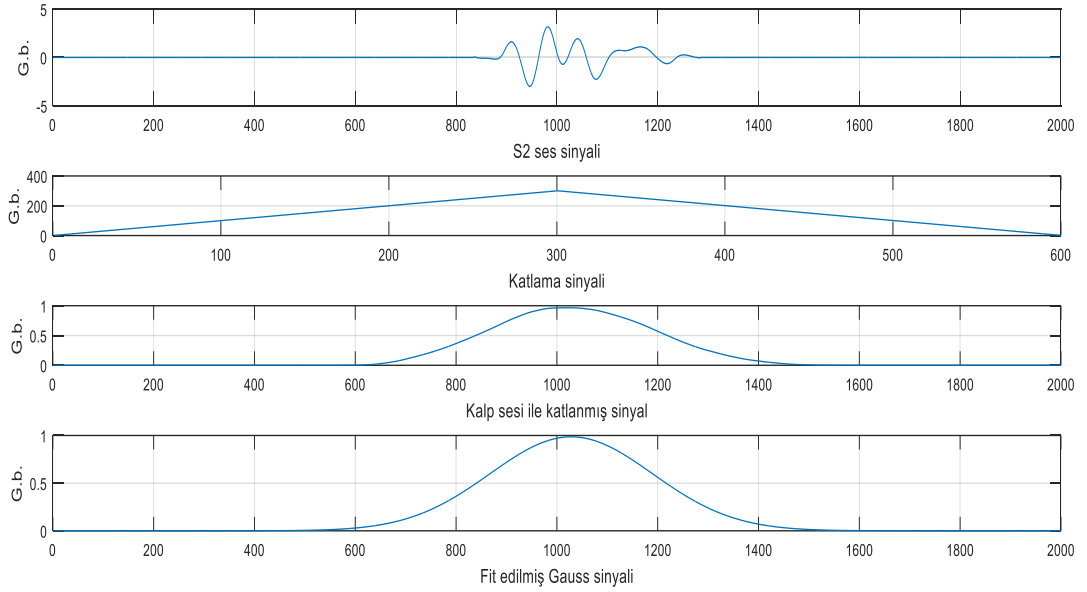
- 1) Sinyalin güç değeri
- 2) Sinyalin varyansı
- 3) Sinyalin ortalama değeri
- 4) Sinyalin maksimum değeri
- 5) Sinyalin minimum değeri
- 6) Maksimum değerinin minimum değere bölümü
- 7) Pozitif değerler toplamı

- 8) Negatif değerler toplamı
- 9) Pozitif değerler toplamının negatif değerler toplamına bölümü
- 10) Maksimum değer koordinatı
- 11) İlk değerden maksimum değere kadar değerlerin varyansı
- 12) Maksimum değerden sinyalin sonuna kadar olan değerlerin varyansı
- 13) Maksimum değer öncesi ve sonrası değerlerin varyanslarının bölümü
- 14) Ses sinyali üçgen dalda işareti ile katlama yapıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse maksimum değeri
- 15) Ses sinyali üçgen dalda işareti ile katlama yapıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse merkez değeri
- 16) Ses sinyali üçgen dalda işareti ile katlama yapıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse varyans değeri

Yukarıda 10, 11, 12, 13 nolu maddelerin özneliklerinin çıkartılmasında tabanı 100 birim olan bir üçgen dalgayla KS sinyali katlamaya tabii tutulmuştur. Elde edilen dalganın maksimum değer koordinatı, maksimum değer koordinatı öncesi değerlerin varyansı, maksimum değer koordinatı sonrası verilerin varyansı ve maksimum değer koordinat öncesi ve sonrası varyans oranı alttaki şekilde de görüldüğü gibi kişi ayırt edilmesinde kullanılmıştır. Şekil 3.33'de 10 nolu öznelik maddesi çıkartılması için işlemler görülür.



**Şekil 3.33.** KS 10, 11, 12, 13 nolu öznelik değerleri için işlenmiş sinyaller



**Şekil 3.34.** KS Gauss parametre çıkarma

Öznitelik çıkarmada ayırt ediciliği yüksek son üç parametre elde edilmesinde önce Şekil 3.34’de bulunan KS sinyali ikinci sıradaki üçgen dalga ile zamanda kaymasız katlama yapılarak Şekil 3.34’de üçüncü sinyal elde edilir. Tek bir Gauss işaretine fit edilerek bu Gauss işaretinin üç adet tepe değeri, merkez değeri, varyans değeri kişi doğrulama işlemi için öznitelik vektöründe kullanılmıştır. Üçgen dalganın genişliği önemli olup en iyi sonucu tabanı 600 örnek olan üçgen dalga vermektedir. Bu 16 değer uygun şekilde kaydedilerek öznitelik vektörü elde edilmiştir. Kişinin 16 öznitelik değerinden en büyük olanı 1 en küçük olanı ise -1 olacak şekilde ölçeklendirme yapıp kişi doğrulamada başarı oranı artmıştır.

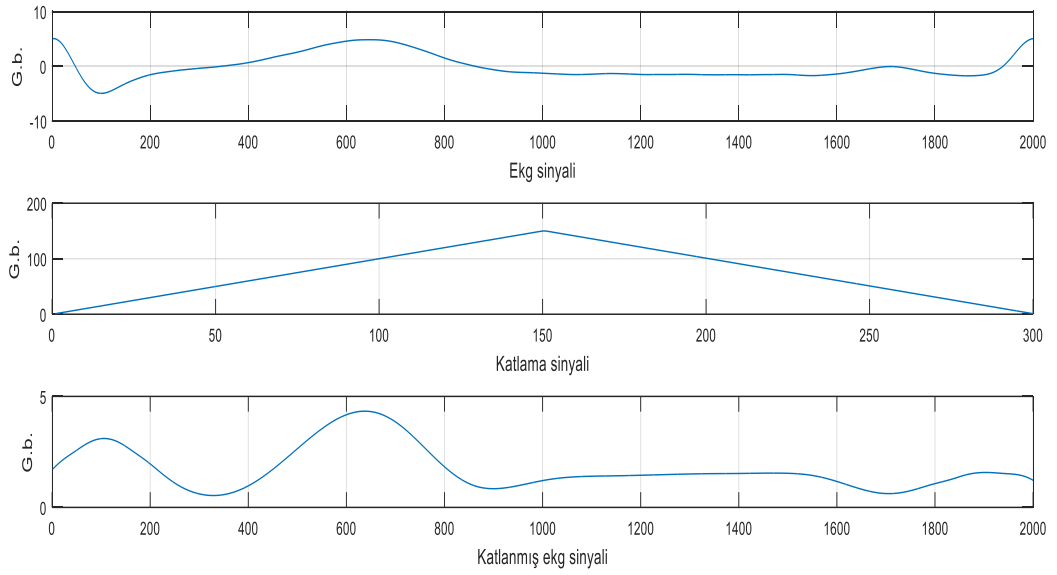
### 3.2.2.b. EKG sinyali özniteliklerinin çıkartılması

EKG öznitelik vektörü için kullanılan değişkenler:

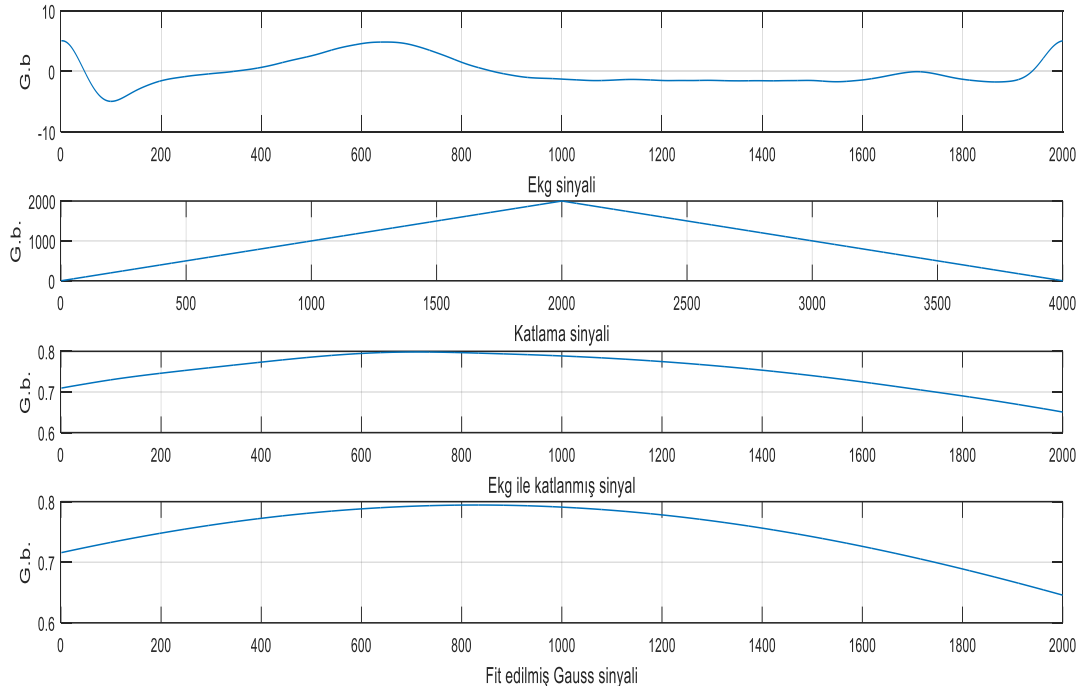
- 1) Sinyalin güç değeri
- 2) Sinyalin varyansı
- 3) Sinyalin ortalama değeri
- 4) Sinyalin maksimum değeri

- 5) Sinyalin minimum deęeri
- 6) Maksimum deęerin minimum deęere blm
- 7) Pozitif deęerler toplamı
- 8) Negatif deęerler toplamı
- 9) Pozitif deęerler toplamının negatif deęerler toplamına blm
- 10) Maksimum deęer koordinatı
- 11) İlk deęerden maksimum deęere kadar deęerlerin varyansı
- 12) Maksimum deęerden sinyalin sonuna kadar olan deęerlerin varyansı
- 13) Maksimum deęer ncesi ve sonrası deęerlerin varyanslarının blm
- 14) Ses sinyali çgen dalda iřareti ile katlama yapılıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse maksimum deęeri
- 15) Ses sinyali çgen dalda iřareti ile katlama yapılıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse merkez deęeri
- 16) Ses sinyali çgen dalda iřareti ile katlama yapılıp bu ses sinyali tek bir Gauss sinyaline fit edilirse varyans deęeri

Yukarıda 10, 11, 12, 13 nolu maddelerin zniteliklerinin ıkartılmasında tabanı 300 birim olan bir çgen dalgayla EKG sinyali katlamaya tabii tutulmuřtur. Elde edilen dalganın maksimum deęer koordinatı, maksimum deęer koordinatı ncesi deęerlerin varyansı, maksimum deęer koordinatı sonrası verilerin varyansı ve maksimum deęer koordinat ncesi ve sonrası varyans oranı Őekil 3.33'de grldę gibi kiři ayırt edilmesinde kullanılmıřtır.



**Şekil 3.35.** EKG verisi 10, 11, 12, ve 13 nolu öznitelik değerleri için işlenmiş sinyaller



**Şekil 3.36.** EKG Gauss parametre çıkarma

Öznitelik çıkarmada ayırt ediciliği yüksek son üç parametre elde edilmesinde önce Şekil 3.36'da bulunan EKG sinyali ikinci sıradaki üçgen dalga ile zamanda kaymasız katlama yapılarak Şekil 3.36'da üçüncü sinyal elde edilir. Tek bir Gauss işaretine fit edilerek bu

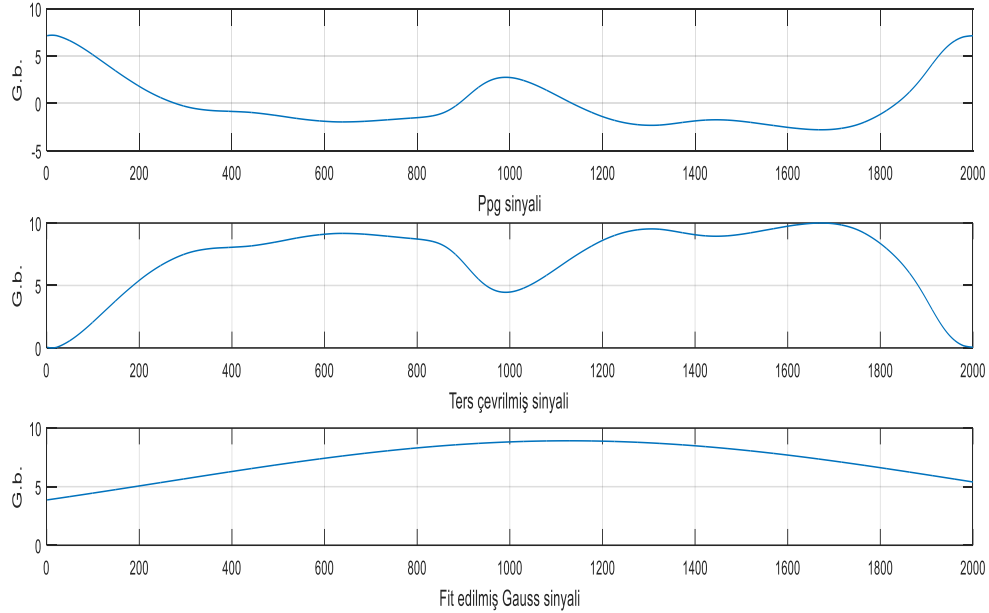
Gauss işaretinin tepe değeri, merkez değeri, varyans değeri kişi doğrulama işlemi için öznitelik vektöründe kullanılmıştır. Üçgen dalganın genişliği önemli olup en iyi sonucu tabanı 400 örnek olan üçgen dalga vermektedir. Bu 16 değer uygun şekilde kaydedilerek öznitelik vektörü elde edilmiştir. Kişinin 16 öznitelik değerinden en büyük olanı 1 en küçük olanı ise -1 olacak şekilde ölçeklendirme yapıp kişi doğrulamada başarı oranı artmıştır.

### 3.2.2.c. PPG sinyali özniteliklerinin çıkartılması

Öznitelik vektörü için kullanılan değişkenler:

- 1) Sinyalin güç değeri
- 2) Sinyalin varyansı
- 3) Sinyalin ortalama değeri
- 4) Sinyalin maksimum değeri
- 5) Sinyalin minimum değeri
- 6) Maksimum değerinin minimum değere bölümü
- 7) Pozitif değerler toplamı
- 8) Negatif değerler toplamı
- 9) Pozitif değerler toplamının negatif değerler toplamına bölümü
- 10) Maksimum değer koordinatı
- 11) Sinyalin ilk değerinden maksimum değere kadar değerlerin varyansı
- 12) Maksimum değerden sinyal sonuna kadar değerlerin varyansı
- 13) Maksimum değer öncesi ve sonrası değerlerin varyanslarının bölümü
- 14) Sinyal ters çevrilip minimum değeri 0 yapıldıktan sonra bu sinyal tek bir Gauss sinyaline fit edilirse maksimum değeri
- 15) Sinyal ters çevrilip minimum değeri 0 yapıldıktan sonra bu sinyal tek bir Gauss sinyaline fit edilirse merkez değeri
- 16) Sinyal ters çevrilip minimum değeri 0 yapıldıktan sonra bu sinyal tek bir Gauss sinyaline fit edilirse varyans değeri

Bu 16 deęer uygun řekilde kaydedilerek 6znitelik vekt6ru elde edilmiřtir. Bu 6znitelikler deęerleri -1 ile 1 deęeri arasında 6lęeklendirme yapılmıřtır.



**řekil 3.37.** PPG Gauss parametre ıkarma

### 3.2.3. Destek Vekt6r Makineleri (DVM)

İstatistiksel 6ęrenme algoritmalarından biri olan Vapnik ve Chervonenkis tarafından tanımlanan Destek Vekt6r Makineleri (DVM) (Vapnik 1995), veriyi sınıflandırmak veya regresyon amacıyla kullanılan, eęitilebilen bir makine 6ęrenmesi y6ntemidir (Kecman 2004). DVM oęunlukla ikili sınıflandırmada kullanım kolaylıęı saęlaması ve y6ksek performanslı sonular vermesi sebebiyle olduka yaygın bir kullanım alanına sahiptir. Ayrıca g6n6m6zde Destek Vekt6r Makinelerinin birok problem 6z6m6ne uyarlanabilir olması, DVM y6ntemine olan ilgiyi arttırmakta ve bununla birlikte bu y6ntemle yapılan alıřmalar her alanda aęırlık kazanmaktadır. Destek Vekt6r Makinelerinin (DVM) temel amacı iki sınıfı birbirinden ayırabilen ve bu iki sınıfın en yakın 6rneklerinin ortasından geen hiperd6zlemi bulmaktır. Hiperd6zleme en yakın 6rneklerle destek vekt6rleri denir. Burada yapılması hedeflenen bu d6zlem ile destek

vektörleri arasındaki aralıkların toplamını maksimize ederek iki sınıf arasındaki ayrımı en iyi şekilde gerçekleştirmektir (Suykens 2000).

DVM sınıflandırıcılarında verilerin doğrusal olarak ayrılabilen bir yapıya sahip olması veya doğrusal olarak ayrılamayan bir yapıda olması gibi iki durum söz konusudur. Gerçek yaşam problemlerinin büyük çoğunluğu birçok farklı bileşenden oluşan problemlerdir ve doğrusal olarak ayrılmış bir yapı şeklinde değildir. Doğrusal olarak ayrılamayan veriler daha yüksek dereceli uzaylara taşınarak sınıflandırma gerçekleştirilir (Yakut vd 2014).

Yapılan çalışmalar doğrultusunda KS, EKG ve PPG bilgilerini kullanarak kişi tahmin etme işlemi doğrusal olmayan bir uzay üzerinde çalışmak gerektiğini göstermektedir.

DVM yöntemiyle yapılan sınıflandırma ve regresyon işlemlerinde verilerin istatistiksel işlenebilir özelliklere sahip bir fonksiyon ile tanımlanması hedeflenir. Doğrusal ayrılamayan sınıflandırma problemlerinde yüksek dereceli uzaya taşıma işlemi çekirdek fonksiyonları ile sağlanır. DVM yönteminde kullanılan çekirdek fonksiyonları aşağıda verilmiştir (Schölkopf *et al.* 1997).

- Doğrusal Fonksiyon,
- Polinomial Fonksiyon,
- Sigmoid Fonksiyon,
- Radyal Tabanlı Fonksiyon

### 3.2.3.a. DVM'ye bağlı doğrusal olarak ayrılabilir sınıflandırma

Sırasıyla  $x_i$  destek vektörleri  $y_i$  ait oldukları sınıf etiketleri olmak üzere,  $x_i \in R^T$  ve  $y_i = \{+1, -1\}$  N uzunluğundaki  $(x_i, y_i)$  çiftine bağlı en iyi ayırıcı düzlem denklemi aşağıdaki gibi yazılır.

$$\omega x + b = 0 \quad (3.1)$$

Burada  $(\omega, b)$  en iyi ayırıcı düzlem parametreleridir.

- $\omega$  ağırlık vektörü,
- $b$  sapma (bias)

Optimum hiperdüzlemin belirlenmesi için bu düzleme paralel olan ve düzlemin sınırlarını oluşturan iki hiperdüzlem belirlenir. Bu iki düzlem denklemleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\begin{aligned} \omega x_i + b &\geq 1 & y_i &= 1 \\ \omega x_i + b &\leq -1 & y_i &= -1 \end{aligned}$$

Her iki sınıfa ait destek vektörleri bu iki düzlem üzerinde yer alır ve düzlemler arasındaki maksimum uzaklığa marjin denir. DVM ile sınıflandırma problemlerinde en iyi çözüm maksimum marjinin  $(2/\|\omega\|)$  bulunduğu çözümdür. Bu iki düzlem denkleminin birleştirilmesiyle yeniden düzlem denklemi aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$y_i(\omega x_i + b) \geq 1 \quad \forall i \quad (3.2)$$

$x_i$  noktalarını ayırabilen en iyi düzlemi bulmak için gerekli  $f(\cdot)$  fonksiyon denklemi aşağıda verilmiştir.

$$f(x_i) = \text{sign}(\omega x_i + b) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } y_i = 1 \\ -1 & \text{eğer } y_i = -1 \end{cases} \quad (3.3)$$

DVM algoritması en iyi maksimum uzaklığı sağlayan marjini bulmak için eşitlikler üzerinde optimizasyon yaparak Lagrangian çarpanlarına göre yeniden düzenlenirse kısıtlanmamış ikinci dereceden  $L_D$  olarak tanımlı ikili optimizasyon denklemi aşağıda verilmiştir (Venkatesan and Devi 2012).

$$L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \quad (3.4)$$

Bu denklemde  $(\alpha_i, \alpha_j)$  Lagrangian çarpanlarını ifade etmektedir.  $\alpha_i \neq 0$  ve  $N_s$  destek vektörlerinin sayısı olmak üzere denklemin çözümü aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\omega = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i x_i \quad (3.5)$$

### 3.2.3.b. DVM'ye bağlı doğrusal olarak ayrılamayan sınıflandırma

DVM ile doğrusal olarak ayrılamayan yapıların sınıflandırılmasında optimizasyon probleminin çözümü  $L_p$  olarak tanımlı Lagrangian temel amaç fonksiyonunun yazılmasıyla yapılır. Kısıtlanmış ikili optimizasyon problemi aşağıda verilmiştir.

$$\text{Min } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3.6)$$

$$\text{k. s. } \begin{cases} y_i (\langle \omega, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, \end{cases} \forall i \quad (3.7)$$

Burada

- $C$  sabit bir değer olup uzaklık (marjin) maksimizasyonunu ve sınıflandırma ihlalini dengeleyen bir parametredir (Suykens and Vandewalle 1999).

- $\xi_i$  ise kısıtlanmış marjinde yanlış sınıflandırılmış verilerin ihlalini temsil eder.

- $\xi_i \geq 0$  için Lagrangian çarpanının üst sınırlarına göre ikili optimizasyon denklemi  $L_D$  ve kısıtlayıcıları aşağıdaki gibi yazılabilir (Venkatesan and Devi 2012).

- $\text{Max } L_D = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle x_i, x_j \rangle \quad (3.8)$

- $k. s. \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C$  (3. 9)

- Doğrusal olarak ayrılamayan sınıflandırma problemleri için kısıtlanmış en iyi ayırıcı hiperdüzlem karar fonksiyonunu bulunurken yüksek boyutlara dönüşüm kernel çekirdek fonksiyonları ile yapılır.  $z = \varphi(x)$  dönüşüm parametresi, K kernel çekirdek fonksiyonu olmak üzere (Venkatesan and Devi 2012).

- $z_i \cdot z_j = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) = K(x_i, x_j)$  (3. 10)

- Daha yüksek boyuta dönüşümü sağlandıktan sonra doğrusal olarak ayrılabilen bir sınıflandırma yapmak için gerekli karar fonksiyonu denklem 3.11'de olduğu gibi tanımlanabilir (Venkatesan and Devi 2012).

- $f(x_i) = \text{sign}(\omega z + b) = \text{sign} \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_s} y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right]$  (3. 11)

## **4. ARAŞTIRMA BULGULARI**

### **4.1. KS Verisi ile Kişi Doğrulama**

Bu bölümde yalnızca KS sinyalinden elde edilen veriler kullanılarak yapılan kişi doğrulama işlemleri anlatılmaktadır. DVM ile kişi doğrulama işleminde toplam veri tabanının %25'lik bölümü test verisi, %75'lik bölümü de eğitim (train) verisi olarak kullanılmıştır. Eğitim verisinde doğrulama testi yapılacak kişi 1, diğer kişiler -1 ile etiketlenmiştir. Eğitim verisiyle iki sınıflı DVM eğitim işlemi gerçekleştirilmiş ve test paketi, eğitilmiş DVM'ye gönderilmiştir. DVM sonuçları ile bilinen sonuçlar karşılaştırılmış ve başarı oranı bulunmuştur. Sonuçta 4 grup veri olduğundan tüm bu işlemler 4 kez tekrarlanmış olup 120 veriden sistem 108'ini doğru olarak bulmuştur. Başarı oranı %90 olarak tespit edilmiştir. Çizelge 4.1'de başarı oranı gösterilmektedir.

### **4.2. EKG Verisi ile Kişi Doğrulama**

Bu bölümde yalnızca EKG sinyalinden elde edilen veriler kullanılarak yapılan kişi doğrulama işlemleri anlatılmaktadır. DVM ile kişi doğrulama işleminde toplam veri tabanının %25'lik bölümü test verisi, %75'lik bölümü de eğitim (train) verisi olarak kullanılmıştır. Eğitim verisinde doğrulama testi yapılacak kişi 1, diğer kişiler -1 ile etiketlenmiştir. Eğitim verisiyle iki sınıflı DVM eğitim işlemi gerçekleştirilmiş ve test paketi, eğitilmiş DVM'ye gönderilmiştir. DVM sonuçları ile bilinen sonuçlar karşılaştırılmış ve başarı oranı bulunmuştur. Sonuçta 4 grup veri olduğundan tüm bu işlemler 4 kez tekrarlanmış olup 120 veriden sistem 117'sini doğru olarak bulmuştur. Başarı oranı %97.5 olarak tespit edilmiştir. Çizelge 4.1'de başarı oranı gösterilmektedir.

### 4.3. PPG Verisi ile Kişi Doğrulama

Bu bölümde yalnızca PPG sinyalinde elde edilen veriler kullanılarak yapılan kişi doğrulama işlemleri anlatılmaktadır. DVM ile kişi doğrulama işleminde toplam veri tabanının %25'lik bölümü test verisi, %75'lik bölümü de eğitim (train) verisi olarak kullanılmıştır. Eğitim verisinde doğrulama testi yapılacak kişi 1, diğer kişiler -1 ile etiketlenmiştir. Eğitim verisiyle iki sınıflı DVM eğitim işlemi gerçekleştirilmiş ve test paketi, eğitilmiş DVM'ye gönderilmiştir. DVM sonuçları ile bilinen sonuçlar karşılaştırılmış ve başarı oranı bulunmuştur. Sonuçta 4 grup veri olduğundan tüm bu işlemler 4 kez tekrarlanmış olup 120 veriden sistem 107'yi doğru olarak bulmuştur. Başarı oranı %89.16 olarak tespit edilmiştir. Çizelge 4.1'de başarı oranı gösterilmektedir.

**Çizelge 4.1.** KS, EKG ve PPG kişi tanıma sonuçlarının karşılaştırması

Öznitelik	Test sayısı	Doğru Sonuç	Yanlış Sonuç	Başarı (%)
KS	120	108	12	90
EKG	120	117	3	97.5
PPG	120	107	13	89.16

### 4.4. KS, EKG ve PPG Özniteliklerinin Birleştirilmesiyle Kişi Doğrulama

KS, EKG ve PPG verilerinden elde edilen özniteliklerin birleştirilmesi ile elde edilen birleşik öznitelik değerleri DVM algoritmasında kullanılarak kişi doğrulama işlemi yapılmıştır. Bu yöntem ile 120 veri içerisinde 102 tanesi doğru olarak tespit edilmiş ve başarı oranı %85 olarak belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2'de gösterilmektedir. Bu şekilde gerçekleştirilen öznitelik birleştirilme işlemi ile başarı oranının verilerin teker teker kullanılmasına oranla düştüğü gözlemlenmiştir. Ancak öznitelik birleştirilmesi işlemi, özniteliklerin kişi doğrulamadaki etkinlikleri dikkate

alınarak yapılırsa başarı oranının artacağı düşünülmektedir. Çizelge 4.2’de başarı oranı görülmektedir.

**Çizelge 4.2.** KS, EKG ve PPG birleştirilmiş özniteliklerinin sonucu

Öznitelik	Test sayısı	Doğru Sonuç	Yanlış Sonuç	Başarı (%)
KS+ECG+PPG	120	102	18	85

#### 4.5. KS, EKG ve PPG Öznitelikleri ile Elde Edilen Sonuçların Birleştirilmesi

Bu bölümde KS, EKG ve PPG sinyallerinden elde edilen kişi doğrulama sonuçlarının birleştirilmesi hedeflenmektedir. Bu amaç doğrultusunda bu tez kapsamında aşağıdaki çalışmalar yapılmıştır. KS, EKG ve PPG biyometriklerinin birlikte değerlendirilmesi sonucu sekiz olası durum ortaya çıkmaktadır. Bu olası durumlar Çizelge 4.3’de gösterilmektedir. Her olası durumun kaç kez tekrarlandığı bilgisi tablonun en sağ sütununda verilmiştir. Örnek olarak (EKG:1, KS:0, PPG:1) EKG ve PPG ile doğru kişi doğrulama tahmini yapılmış, KS ile ise yanlış kişi doğrulama tahmini yapıldığı durumu göstermektedir. Bu durumun 120 veri içerisinde tekrarlama sayısı 9 olduğu tabloda gösterilmektedir.

**Çizelge 4.3.** KS, EKG ve PPG sonuçlarının birleştirilmesi

EKG	KS	PPG	Tekrar sayısı
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	0	0
0	1	1	3
1	0	0	3
1	0	1	9
1	1	0	10
1	1	1	95

1:Doğru tahmin durumu

0:Yanlış tahmin durumu

Çizelge 4.3 incelendiğinde EKG, KS ve PPG verileri ile elde edilen tahmin sonuçlarının en iyi şekilde birleştirilebilmesi için aşağıda belirtilen karar verme mekanizmasına uyulması gerektiği görülmektedir.

#### **Birleştirme Karar Mekanizması**

- a. EKG kişi doğrulamada pozitif cevabı vermişse, KS ve PPG sonuçlarını dikkate almadan karar pozitifdir.
- b. EKG kişi doğrulamada negatif cevabı vermişse, KS ve PPG pozitif cevaplar verirse karar pozitifdir.

Bu iki karar ile değerlendirme sonuç tablosu Çizelge 4.4’de görülür. Bu karar mekanizması ile 120 veri içerisinde 120 tanesi doğru olarak tespit edilmiş ve başarı oranı %100 olarak belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.4’de gösterilmektedir.

**Çizelge 4.4.** KS, EKG ve PPG sonuçlarının birleştirme karar verme mekanizması ile değerlendirilmesi

DVM sonuç Verisi	Test sayısı	Doğru Sonuç	Yanlış Sonuç	Başarı (%)
KS, EKG ve PPG	120	120	0	100

## 5. SONUÇ

Öncelikle KS, EKG ve PPG sinyalleri incelenmiş ve kaydetmek için gerekli elektriksel devreler tasarlanarak üretilmiştir. KS, EKG ve PPG analog sinyallerini kaydetmek için KS, EKG ve PPG devreleri analog dijital çevirici ve dizüstü bilgisayar ile birleştirilip kayıt devresi tamamlanmıştır.

İkinci olarak üretilen cihazlar kullanılarak KS, EKG ve PPG sinyalleri 30 kişiden farklı seanslarda dört kez 9,5 saniye ölçüm yapılmak suretiyle yeni bir veri tabanı oluşturulmuştur. Hazırlanan veri tabanı kişi doğrulama çalışmalarında kullanılmak üzere KS, EKG ve PPG sinyallerine ayrılmış ve etiketlenmiştir.

Üçüncü olarak veri tabanında bulunan KS, EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak kişileri karakterize edecek örüntüler elde edilmiştir. Bu örüntüler kullanılarak kişileri karakterize eden öznelik vektörleri elde edilmiştir.

Dördüncü olarak elde edilen KS, EKG ve PPG öznelik vektörleri kullanılarak DVM algoritması ile kişi doğrulaması yapılmıştır. Doğrulama esnasında öncelikle KS, EKG ve PPG öznelikleri teker teker kullanılarak kişi doğrulama sonuçları bulunmuştur.

KS, EKG ve PPG öznelikleri birleştirilerek tek bir öznelik vektörü haline dönüştürülmüş ve DVM algoritması ile kişi doğrulaması yapılmıştır. Bu şekilde gerçekleştirilen öznelik birleştirilme işlemi ile başarı oranının verilerin teker teker kullanılmasına oranla düştüğü gözlemlenmiştir. Ancak öznelik birleştirilmesi işlemi, özneliklerin kişi doğrulamadaki etkinlikleri dikkate alınarak yapılırsa başarı oranının artacağı düşünülmektedir.

Son olarak KS, EKG ve PPG öznelikleri teker teker kullanılarak DVM algoritması ile elde edilen kişi doğrulama sonuçları değerlendirilmesi sonucu bir değerlendirme kuralı belirlenmiştir. Bu kural yardımıyla birleştirilmiş kişi doğrulama başarıyı artırılmıştır.

Deneyisel sonuçlardan en iyi biyometrik EKG sinyali, ikinci iyi biyometrik KS sinyali, üçüncü iyi biyometrik ise PPG sinyalidir. KS, EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak elde edilen doğrulama sonuçlarının birleştirilmesi ile en iyi sonuçlar elde edilmiştir.

**KAYNAKLAR**

- Allen, J., 2007. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological measurement*, 28( 3), R1–R39.
- Beritelli, F. and Spadaccini, A., 2009. Heart sounds quality analysis for automatic cardiac biometry applications. In *Information Forensics and Security First IEEE International Workshop on*, 61-65.
- Bie, L., Pettersson, O., Philipson, L. and Wide, P., 2001. ECG analysis: a new approach in human identification. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 50 (3), 808–812.
- Canan, S., 2012. Solunum Sistemi Fizyolojisi. Yıldırım Beyazıt Üniversitesi, [http://www.ybu.edu.tr/sinancanan/contents/files/153Hemsirelik\\_Solunum2012.pdf](http://www.ybu.edu.tr/sinancanan/contents/files/153Hemsirelik_Solunum2012.pdf). (15. 10. 2014).
- Israel, S.A., Irvine, J.M., Cheng, A., Wiederhold, M.D. and Wiederhold B.K., 2005. ECG to identify individuals. *Pattern Recognition*, 38 (1), 133–142.
- Jain, A.K., Ross, A. and Prabhakar, S., 2004. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 14 (1), 4–20.
- Kecman, V., 2004. Learning and soft computing. Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic models.
- Kimand, B.S. and Yoo, S.K., 2006. Motion artifact reductioning photoplethysmography using independent component analysis. *Biomedical Engineering IEEE Transactions on*, 53(3), 566–568.
- Maeda, Y., Sekine, M., and Tamura, T., 2011. Relationship between measurement site and motion artifacts in wearable reflected photoplethysmography. *Journal of medical systems*, 35(5), 969–976.
- Ortega, J., Bigun, J., Reynolds, D. and Gonzalez, J., 2002. Authentication gets personal with biometrics. *IEEE Signal Process. Mag.*, 21 (2), 50–62.
- Palaniappan, R. and Raveendran, P., 2002. Individual identification technique using visual evoked potential signals. *IEE Electron. Lett.*, 138 (25), 1634–1635.
- Peter, D., 2003. Biometrics continue to evolve. *Biom. Technol. Today*, 11 (9), 7–8.
- Phua, K., Chen, J., Dat, T.H. and Shue, L., 2008. Heart Sound as a Biometric. *Pattern Recognition*, 41(c), 906-917.
- Plapous, C., Marro, C., and Scalart, P., 2006. Improved Signal-to-Noise Ratio Estimation for Speech Enhancement. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 14(6), 2098 - 2108.
- Reisner, A.T., Shaltis, P.A, McCombie, D. and Asada H.H., 2008. Utility of the Photoplethysmogram in Circulatory Monitoring. *Anesthesiology*, 108, 950-958.
- Schölkopf, K., Sung, C., Burges, F., Girosi, P., Niyogi, T., Poggio, and Vapnik., V., 1997. Comparing support vector machines with Gaussian kernel storadial basis function classifiers. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45, 2758–2765.
- Shelley, K. and Shelley, S., 2001. Pulse Oximeter Waveform. *Photoelectric Plethysmography, in Clinical Monitoring*, Carol Lake, R. Hines, and C. Blitt. W. B. Saunders Company, 420-428. (12)

- Strunic, S.L., Rios-Gutierrez, F., Nordehn, G. and Burns, S., 2007. Detection and classification of cardiac murmurs using segmentation techniques and artificial neural networks. *IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining*, 397-404.
- Suykens, J. and Vandewalle, J. 1999. Least square support vector machine classifiers. *Neural Processing Letters*, 9(3), 293-300.
- Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M., and Yoshida, M., 2014. Wearable photoplethysmographic sensors – past and present. *Electronics*, 3(2), 282–302.
- Tran, D.H., Leng, Y.R. and Li, H., 2010. Feature integration for heart sound biometrics. *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2010 IEEE International Conference on, 1714 –1717.
- Vapnik, V., 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer.
- Venkatesan, P. and Devi, G., 2012. Proximal Support Vector Machine for Disease Classification. *International Journal of Science and Technology*, 2(1), 2224-3577.
- Vepa, J., 2009. Classification of heart murmurs using cepstral features and support vector machines. In *Engineering in Medicine and Biology Society, Annual International Conference of the IEEE*, 2539-2542.
- Yakut, E., Elmas, B. ve Yavuz, S. 2014. Yapay Sinir Ağları Ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(1), 139-157.
- Zanuy, F. M., 2004. On the vulnerability of biometric security systems. *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag*, 19 (6), 3–8.
- Zhang, Z., 2014. Heart rate monitoring from wrist-type photoplethysmographic (PPG) signals during intensive physical exercise. In *The 2nd IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 698–702.
- Zhang, Z., Pi, Z., and Liu, B., 2015. A general framework for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 62( 2), 522–531.

## ÖZGEÇMİŞ

1981 yılında Artvin’de doğdu. İlk ve orta öğrenimini Artvin’de lise öğrenimini Erzurum’da tamamladı. 1998 yılında giriş yaptığı Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü’nden 2003 yılında mezun oldu. 2004-2005 Yılları arasında Yedek Subay olarak askerlik hizmetini tamamladı. 2005-2012 yılları arasında çeşitli arıtma, enerji ve iletişim şirketlerinde çalıştı. 2012 Yılından itibaren Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin Meslek Yüksekokulu'nda Elektrik ve Enerji bölümünde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır.