

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

PuPG SİNYAL GİRİŞLİ MANŞONSUZ SÜREKLİ KAN BASINCI İZLEME
SİSTEMİNİN PERFORMANSININ EKG VE PPG SİNYAL GİRİŞLİ
SİSTEMLER İLE KARŞILAŞTIRILMASI

DOKTORA TEZİ

Ömer YILDIRIM

AĞUSTOS 2024
TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**PuPG SİNYAL GİRİŞLİ MANŞONSUZ SÜREKLİ KAN BASINCI İZLEME
SİSTEMİNİN PERFORMANSININ EKG VE PPG SİNYAL GİRİŞLİ
SİSTEMLER İLE KARŞILAŞTIRILMASI**

Ömer YILDIRIM

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"DOKTOR (ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 01 / 08 / 2024

Tezin Savunma Tarihi : 20 / 08 / 2024

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU

Trabzon 2024

ÖNSÖZ

“PuPG Sinyal Girişli Manşonsuz Sürekli Kan Basıncı İzleme Sisteminin Performansının EKG ve PPG Sinyal Girişli Sistemler ile Karşılaştırılması” isimli bu tez Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Programı’nda, Sağlık Bilimleri Üniversitesi Kanuni Eğitim ve Araştırma Hastanesi Klinik Araştırmalar Etik Kurul Başkanlığı’nın 03.01.2018 tarih ve 2017/73 karar numaralı izni ile hazırlanmıştır.

Lisans eğitimimin bitmesiyle birlikte akademik hayata birlikte atıldığım, bu uzun ve meşakkatli süreçte maddi manevi tüm desteklerini her zaman yanımda hissettiğim, doktora tez çalışmam boyunca bilimsel tecrübelerini hiçbir şekilde benden esirgemeyen ve her ihtiyacım olduğunda bana değerli zamanını ayırıp yol gösteren danışman hocam Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU’na sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca doktora tezimin her aşamasında beni sabırla dinleyen ve bu tezin ortaya çıkmasında büyük katkıları olan değerli hocalarım Prof. Dr. Ali GANGAL’a ve Doç. Dr. Sedat GÖRMÜŞ’e, tez çalışmam boyunca bana her türlü desteği, imkânı ve kolaylığı sağlayan, her alanda bana yol gösteren kıymetli hocam Doç. Dr. Dinçer GÖKCEN’e, doktora tezimde kullandığım donanımların PCB üretimlerini gerçekleştiren Hacettepe Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği PCB Laboratuvarı sorumlu öğrencilerine de en içten teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışması, uzun ve meşakkatli bir yolculuğun ürünüdür. Akademik bir çalışma olan bu doktora tezinin en büyük destekçileri şüphesiz hocalarımdır. Ancak bu süreci tamamlamamda gizli kahramanların da rolünü unutmamak gerekir. Daha yeni aramıza katılmasına rağmen neşesiyle her zaman beni motive eden ve bana ilham veren biricik kızım Damla’ya, bu çalışmaya son noktayı koymamda bana olan sonsuz inancından ve desteklerinden ötürü değerli eşim Kübra’ya şükranlarımı sunarım. Okula ilk başladığım günden itibaren bugüne kadar maddi manevi desteklerini her zaman üzerimde hissettiğim canım aileme teşekkür ederim. Son olarak her zaman yanımda olan ve beni destekleyen en değerli dostum Arş. Gör. Yusuf YANIK’a şükranlarımı sunuyorum.

Bu tez çalışmasının bundan sonraki çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Ömer YILDIRIM

Trabzon 2024

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “PuPG Sinyal Girişli Manşonsuz Sürekli Kan Basıncı İzleme Sisteminin Performansının EKG ve PPG Sinyal Girişli Sistemler ile Karşılaştırılması” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU’nun sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 20/08/2024

Ömer YILDIRIM

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ.....	XIV
SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ	XV
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş.....	2
1.2. Kardiyovasküler Sistem	4
1.3. Kan Basıncı (Tansiyon).....	7
1.3.1. Kan Basıncının Tanımı	7
1.3.2. Sistolik ve Diastolik Kan Basıncı	8
1.3.3. Ortalama Arter Kan Basıncı.....	9
1.4. Hipertansiyon	10
1.4.1. Hipertansiyonun Tanımı	10
1.4.2. Hipertansiyonun Sınıflandırılması	10
1.5. Kan Basıncı Ölçüm Yöntemleri	11
1.5.1. İnvazif Yöntem	12
1.5.2. Oskültatuar Yöntem	13
1.5.3. Osilometrik Yöntem.....	15
1.5.4. Volüm-Klamp Yöntemi	17
1.5.5. Tonometri Yöntemi.....	19
1.6. Kan Basıncı Ölçüm Cihazları (Sfigmomanometre)	21
1.6.1. Cıvalı Tansiyon Ölçüm Cihazı.....	21
1.6.2. Havalı (Aneroit) Tansiyon Ölçüm Cihazı	24
1.6.3. Elektronik Tansiyon Ölçüm Cihazı ve Tansiyon Holter Cihazı	25
1.7. Sürekli Kan Basıncı Ölçümünde Kullanılan Sinyaller.....	28
1.7.1. Fotopletismogram (PPG)	28

1.7.2.	Elektrokardiyogram (EKG).....	38
1.7.3.	Palspletismogram (PuPG).....	43
1.8.	Sürekli Kan Basıncı Tahmininde Yaklaşımlar.....	45
1.8.1.	Darbe Geçiş Süresi (PTT).....	45
1.8.2.	Darbe Dalga Hızı (PWV).....	49
1.8.3.	Darbe Dalga Analizi.....	50
1.8.4.	Regresyon Modelleri.....	51
1.8.5.	Yapay Sinir Ağları (YSA).....	55
1.9.	Sürekli Kan Basıncı Tahmininde Literatürdeki Çalışmalar.....	60
1.9.1.	PPG Esaslı Çalışmalar.....	60
1.9.2.	PPG ve EKG Esaslı Çalışmalar.....	65
1.9.3.	Piezoelektrik Sensör Esaslı Çalışmalar.....	69
1.10.	Tezin Kapsamı ve Katkıları.....	73
1.10.1.	Tezin Kapsamı.....	73
1.10.2.	Tezin Katkıları.....	75
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	76
2.1.	Geliştirilen Donanımın Tanıtımı.....	76
2.1.1.	EKG Ölçüm Devresi.....	77
2.1.2.	PPG Ölçüm Devresi.....	83
2.1.3.	PuPG Ölçüm Devresi.....	89
2.1.4.	Tüm Devrelerin Bir Araya Getirilmesi.....	91
2.2.	Geliştirilen Yazılımın Tanıtımı.....	94
2.2.1.	Geliştirilen Cihazla Kayıt Ortamı Arasındaki Bağlantı Tanıtımı.....	95
2.2.2.	Sinyal ve Kayıt Parametrelerinin Belirlenmesi.....	95
2.2.3.	Toplanan Sinyallerin Kaydedilmesi.....	96
2.3.	Sinyallerin Toplanması ve Veri Setlerinin Oluşturulması.....	97
2.3.1.	Kayıt Öncesi Kişinin Bilgilendirilmesi.....	97
2.3.2.	Kayıt Öncesi Cihaz Ayarlarının Yapılması.....	98
2.3.3.	Sinyallerin Kaydedilmesi.....	100
2.3.4.	Kişinin Tansiyon Değerlerinin Harici Bir Aletle Ölçülmesi ve Kaydedilmesi.....	101
2.3.5.	Oluşturulan Veri Setlerinin Genel Değerlendirmesi.....	102
2.3.6.	Veri Setlerinin Ön İşlenmesi.....	103
2.4.	Özniteliklerin Elde Edilmesi.....	105
2.4.1.	PTT Parametresi.....	106

2.4.2.	PPG Dalga Parametreleri	109
2.4.3.	PuPG Dalga Parametreleri	111
2.5.	Kan Basıncının Regresyon Yöntemleriyle Tahmini	114
2.5.1.	PTT Parametresi Kullanılarak	116
2.5.2.	PPG Dalga Parametreleri Kullanılarak	117
2.5.3.	PuPG Dalga Parametreleri Kullanılarak	118
2.6.	Kan Basıncının Yapay Sinir Ağları Modeliyle Tahmini	119
2.6.1.	PTT Parametresi Kullanılarak	120
2.6.2.	PPG Dalga Parametreleri Kullanılarak	121
2.6.3.	PuPG Dalga Parametreleri Kullanılarak	122
2.7.	Geliştirilen Sistemin Gerçek Zamanlı Uygulaması	122
2.7.1.	Tercih Edilen Öznitelik Vektörleri	123
2.7.2.	Tercih Edilen Tahmin Modeli	124
2.7.3.	Geliştirilen Grafik Arayüzü	125
3.	BULGULAR VE TARTIŞMA	128
3.1.	PTT Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi	128
3.1.1.	Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi	128
3.1.2.	Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi	130
3.1.3.	Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması	131
3.2.	PPG Dalga Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi	132
3.2.1.	Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi	132
3.2.2.	Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi	133
3.2.3.	Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması	135
3.3.	PuPG Dalga Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi	136
3.3.1.	Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi	136
3.3.2.	Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi	137
3.3.3.	Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması	139
3.4.	Geliştirilen Kan Basıncı Ölçüm Sisteminin Gerçek Zamanlı Uygulamadaki Performans Analizi	140
3.5.	Tüm Yöntemlerin Karşılaştırılması ve Önerilen Yöntemin Detaylı Performans Analizi	141
4.	SONUÇLAR	147
5.	ÖNERİLER	149
6.	KAYNAKLAR	151
ÖZGEÇMİŞ		

Doktora Tezi

ÖZET

PuPG SİNYAL GİRİŞLİ MANŞONSUZ SÜREKLİ KAN BASINCI İZLEME SİSTEMİNİN PERFORMANSININ EKG VE PPG SİNYAL GİRİŞLİ SİSTEMLER İLE KARŞILAŞTIRILMASI

Ömer YILDIRIM

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU
2024, 163 Sayfa

Kan basıncı insan sağlığı için oldukça önemli bir sağlık verisi olmakla birlikte günümüzde yaygın olarak görülen hipertansiyon hastalığının oluşmasında büyük rol oynamaktadır. Bu nedenle kan basıncının takibi oldukça önemli bir durum haline gelmiştir. Günümüzde sürekli kan basıncının takibi invazif yöntemlerle yapılmaktadır. İnvazif olmayan geleneksel kan basıncı ölçüm yöntemleri ise manşonlu yapıya sahiptir ve sürekli kan basıncının ölçümü için uygun değildir. Tez çalışmamızın amacı sürekli kan basıncının ölçümü için yüksek doğrulukta invazif olmayan yenilikçi bir yöntem geliştirmektir. Bu kapsamda esnek piezoelektrik sensör tabanlı yenilikçi bir sistem önerilmiştir. Tez çalışmamız üç bölümden oluşmaktadır. İlk bölümde tez çalışmasında kullanılan ve eş zamanlı elektrokardiyogram (EKG), fotopletizmogram (PPG) ve palspletizmogram (PuPG) sinyallerini toplayan sensör sistemi geliştirilmiştir. İkinci bölümde geliştirilen sensör sistemi ile veri seti oluşturulmuştur. Üçüncü bölümde ise oluşturulan veri seti ile kan basıncının tahmini literatürde sıkça kullanılan PTT parametreleri, PPG dalga parametreleri ve tarafımızca önerilen PuPG dalga parametreleri kullanılarak çeşitli regresyon ve YSA modelleri ile gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada Ortalama Mutlak Hata (MAE) değeri sistolik kan basıncı (SKB) için 2.076 mmHg, diastolik kan basıncı (DKB) için 1.641 mmHg olarak elde edilmiş olup elde edilen bu hata parametresi literatür ile karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Kan basıncı, EKG, PPG, PuPG, PTT, Regresyon, YSA

PhD. Thesis

SUMMARY

COMPARING PERFORMANCE OF THE CUFFLESS CONTINUOUS BLOOD PRESSURE MONITORING SYSTEM WITH PuPG SIGNAL INPUT TO SYSTEMS WITH ECG AND PPG SIGNAL INPUT

Ömer YILDIRIM

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical and Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU
2024, 163 Pages

Blood pressure is a very important health data for human health and plays a major role in the formation of hypertension, which is commonly seen today. For this reason, monitoring of blood pressure has become a very important situation. Today, continuous blood pressure monitoring is done with invasive methods. Non-invasive traditional blood pressure measurement methods have a cuff structure and are not suitable for continuous blood pressure measurement. The aim of our thesis study is to develop a highly accurate non-invasive innovative method for continuous blood pressure measurement. In this context, an innovative system based on flexible piezoelectric sensors is proposed. Our thesis study consists of three parts. In the first part, the sensor system used in the thesis study, which collects simultaneous electrocardiogram (ECG), photoplethysmogram (PPG) and pulseplethysmogram (PuPG) signals, was developed. In the second part, a data set was created with the developed sensor system. In the third part, the estimation of blood pressure with the created data set was performed with various regression and ANN models using PTT parameters, PPG wave parameters and PuPG wave parameters proposed by us, which are frequently used in the literature. In this study, the Mean Absolute Error (MAE) value was obtained as 2.076 mmHg for systolic blood pressure (SBP) and 1.641 mmHg for diastolic blood pressure (DBP), and this error parameter was compared with the literature.

Key Words: Blood pressure, ECG, PPG, PuPG, PTT, Regression, ANN

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1.	2019 yılında ölüm nedenine ve cinsiyete göre seviye 2 risk faktörlerine atfedilen küresel ölüm sayısı (a) Kadınlar için, (b) Erkekler için.....	3
Şekil 2.	Kalbin genel anatomik yapısı (Iaizzo, 2010).....	5
Şekil 3.	Kardiyovasküler sistemin genel yapısı (Aaronson vd., 2020).....	6
Şekil 4.	Gerçek zamanlı kaydedilmiş kan basıncı değişim grafiği (Kim vd., 2016).....	8
Şekil 5.	Gerçek zamanlı kan basıncı ölçümünden ortalama SKB ve DKB değerlerinin elde edilmesi.....	9
Şekil 6.	Arter kateter bağlantısı (Plowright & Sumnall, 2022).....	13
Şekil 7.	Oskültatuar yöntem kullanılarak kan basıncının ölçülmesi.....	15
Şekil 8.	Osilometrik yöntem kullanılarak kan basıncının ölçülmesi (Kuo vd., 2017).....	16
Şekil 9.	Volüm-klamp yöntemiyle kan basıncının ölçülmesi (Imholz vd., 1998)	18
Şekil 10.	Tonometri yöntemiyle kan basıncının ölçülmesi.....	19
Şekil 11.	Cıvalı tansiyon ölçüm cihazının yapısı (Valler-Jones & Wedgbury, 2005).....	22
Şekil 12.	Aneroit tansiyon ölçüm cihazı	24
Şekil 13.	Elektronik tansiyon ölçüm cihazına ait genel blok diyagram.....	26
Şekil 14.	Belli bir ışık yoğunluğunun bir solüsyon içerisinde geçerek soğurulması	30
Şekil 15.	Kalbin evrelerine göre atardamar çaplarında meydana gelen değişim (a) Diyastol evresi, (b) Sistol evresi	31
Şekil 16.	PPG sensör türleri (a) İletimli sensör (b) Yansımali sensör (Webster, 2006).....	32
Şekil 17.	Farklı sensör yapılarından aynı okuma devresi kullanılarak eş zamanlı elde edilen normalize edilmiş PPG sinyalleri (a) Yansımali sensör yapısı kullanılarak, (b) İletimli sensör yapısı kullanılarak	34
Şekil 18.	Yaygın hemoglobin formlarının ışık soğurma spektrumları (Webster, 2006).....	35
Şekil 19.	PPG sinyalinin parametrelerinin gösterimi (Blazek vd., 2021).....	36
Şekil 20.	Yaşa bağlı olarak PPG sinyalinin morfolojik yapısının değişimi (a) Yaş: 31, (b) Yaş: 40, (c) Yaş: 64.....	37
Şekil 21.	AKB sinyali ve PPG sinyalinin morfolojik açıdan karşılaştırması (a) AKB sinyali morfolojik yapısı (Kim vd., 2016), (b) PPG sinyali morfolojik yapısı.....	38

Şekil 22.	Kardiyak iletim sistemi (Mitchell, 2016).....	39
Şekil 23.	Einthoven üçgeni (Bipolar derivasyonlar).....	41
Şekil 24.	Standart bir EKG sinyalinin morfolojik yapısı (Lead I derivasyonu)	42
Şekil 25.	Piezoelektrik sensör yardımıyla PuPG sinyallerinin elde edilmesi	43
Şekil 26.	Standart bir PuPG sinyalinin morfolojik yapısı.....	44
Şekil 27.	Basınç dalgasının atardamar içerisinde bir noktadan başka bir noktaya belli bir zaman gecikmesi ile ilerlemesi	46
Şekil 28.	PTT parametresinin elde edilme teknikleri (a) EKG ve PPG sensörleri kullanılarak, (b) Farklı konumlardaki iki PPG sensörü kullanılarak.....	47
Şekil 29.	EKG ve PPG sinyallerinden PTT parametresinin belirlenmesi.....	48
Şekil 30.	PWV parametresinin belirlenmesinde kullanılan iki PPG sensörlü sistem	49
Şekil 31.	PPG sinyaline ait darbe dalga analizi	50
Şekil 32.	Temsili yapay bir nöron yapısı	55
Şekil 33.	Basit bir YSA modeli	57
Şekil 34.	Geliştirilen sensör sistemine ait genel blok diyagram	76
Şekil 35.	Geliştirilen EKG ölçüm devresine ait blok diyagram.....	78
Şekil 36.	Enstrümantasyon yükselteç ve sağ bacak sürücü devresi.....	78
Şekil 37.	Pasif 50 Hz çentik filtre devresi.....	79
Şekil 38.	50 Hz çentik filtre devresine ait Bode genlik diyagramı	80
Şekil 39.	0.25 Hz – 250 Hz band geçiren filtre devresi	80
Şekil 40.	0.25 Hz – 250 Hz band geçiren filtre devresine ait Bode genlik diyagramı	81
Şekil 41.	100 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresi.....	82
Şekil 42.	100 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresine ait Bode genlik diyagramı	82
Şekil 43.	EKG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Alttan görünüş	83
Şekil 44.	Geliştirilen PPG ölçüm devresine ait blok diyagram	83
Şekil 45.	PPG probu (a) PPG probuna ait görsel, (b) PPG probuna ait pin konfigürasyonu	84
Şekil 46.	LED sürücü devresi	84
Şekil 47.	TIA devresi	85
Şekil 48.	0.5 Hz – 10 Hz band geçiren filtre devresi	86
Şekil 49.	0.5 Hz – 10 Hz band geçiren filtre devresine ait Bode genlik diyagramı	87
Şekil 50.	Yaklaşık 300 kat kazançlı eviren yükselteç devresi	88

Şekil 51.	~300 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresine ait Bode genlik diyagramı	88
Şekil 52.	PPG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Altan görünüş	89
Şekil 53.	Geliştirilen PuPG ölçüm devresine ait blok diyagram	89
Şekil 54.	PuPG okuma devresinde kullanılan esnek piezoelektrik sensör.....	90
Şekil 55.	Tampon (buffer) devresi	90
Şekil 56.	PuPG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Altan görünüş	91
Şekil 57.	Sensör biriminden eş zamanlı olarak alınan sinyaller (a) EKG sinyali, (b) PPG sinyali, (c) PuPG sinyali	92
Şekil 58.	Sensör sistemine ait MCU birimi (a) MCU ve sensör bağlantı kartı, (b) MCU ve sensör bağlantı kartının birleştirilmiş hali	92
Şekil 59.	Geliştirilen sensör sisteminin kutu içerisindeki yerleşimi	93
Şekil 60.	Sensör sisteminin son hali	93
Şekil 61.	Sensör sistemine ait bilgisayar arayüzü	94
Şekil 62.	Bilgisayar arayüzünün sensör sistemine bağlantısının yapılması.....	98
Şekil 63.	Gerekli parametre ayarlarının yapılması	99
Şekil 64.	Kayıt öncesi test işlemlerinin gerçekleştirilmesi	100
Şekil 65.	Ölçüm sonrası kayıt ekranı	101
Şekil 66.	Ölçüm sonrası verilerin kaydedilmesi	102
Şekil 67.	Veri seti içerisindeki kan basıncı değerlerinin kişi sayısına bağlı olarak dağılımı (a) SKB değerlerinin dağılımı, (b) DKB değerlerinin dağılımı	102
Şekil 68.	EKG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş EKG sinyali, (b) Filtrelenmiş EKG sinyali.....	103
Şekil 69.	PPG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş PPG sinyali, (b) Filtrelenmiş PPG sinyali.....	104
Şekil 70.	PuPG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş PuPG sinyali, (b) Filtrelenmiş PuPG sinyali.....	105
Şekil 71.	EKG sinyaline ait R tepelerinin tespiti	107
Şekil 72.	PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktaların tespiti	108
Şekil 73.	EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametrelerinin belirlenmesi	109
Şekil 74.	PPG dalga parametrelerinin belirlenmesine ilişkin adımlar (a) Önışleme adımlarından geçirilmiş PPG sinyali, (b) PPG sinyalinin minimum noktalarının bulunması, (c) PPG sinyalinin segmentasyonu, (d) PPG sinyallerinin normalizasyonu, (e) PPG sinyallerinin dalga parametrelerinin belirlenmesi	111
Şekil 75.	PuPG sinyaline ait kritik noktalar	112

Şekil 76.	PuPG dalga parametrelerinin belirlenmesine ilişkin adımlar (a) Önışleme adımlarından geçirilmiş bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyali, (b) PuPG sinyalinin minimum değerinin sinyalden çıkarılması, (c) PuPG sinyalinin maksimum noktasının belirlenmesi, (d) PuPG sinyalinin zamansal normalizasyonunun yapılması, (e) PuPG sinyallerinin yenilikçi dalga parametrelerinin belirlenmesi	113
Şekil 77.	Regresyon modellerinin eğitilmesi ve performanslarının değerlendirilmesi	115
Şekil 78.	Gerçek zamanlı kan basıncı tahmininde kullanılan YSA modelinin yapısı.....	124
Şekil 79.	Gerçek zamanlı kan basıncı tahmini için hazırlanan grafik arayüzü.....	125
Şekil 80.	Gerçek zamanlı kan basıncı tahmini uygulaması	126
Şekil 81.	Gerçek zamanlı kan basıncı ölçümü (a) SKB değerleri, (b) DKB değerleri	140
Şekil 82.	PuPG dalga parametresi ile eğitilen YSA modelinin tüm veriler için tahmin performansı (a) YSA modelinin SKB değeri tahmin performansı, (b) YSA modelinin DKB değeri tahmin performansı	142
Şekil 83.	Bland – Altman grafikleri (a) SKB değerleri için, (b) DKB değerleri için	143
Şekil 84.	Önerilen modelin hata dağılımı (a) SKB değerleri için, (b) DKB değerleri için	144

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Avrupa Hipertansiyon Derneği'ne göre hipertansiyon derecelerinin sınıflandırılması (Williams vd., 2018).....	11
Tablo 2. Yapay nöron hücresindeki yapıların biyolojik sinir hücresindeki karşılıkları.....	56
Tablo 3. PTT parametresinin kan basıncının tahmininde kullanıldığı YSA modellerine ait gizli katman ve nöron sayıları	120
Tablo 4. PTT parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları.....	129
Tablo 5. PTT parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları.....	130
Tablo 6. Literatürde yapılan PTT parametresine dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması	131
Tablo 7. PPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları	133
Tablo 8. PPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları.....	134
Tablo 9. Literatürde yapılan PPG sinyallerine dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması	135
Tablo 10. Yenilikçi PuPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları	137
Tablo 11. Yenilikçi PuPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları.....	138
Tablo 12. Literatürde yapılan PuPG sinyallerine (piezoelektrik sensör tabanlı) dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması	139
Tablo 13. Tez kapsamında yapılan tüm yöntemlerin kan basıncı tahmin performanslarının test verileri kullanılarak karşılaştırması	141
Tablo 14. IEEE, AAMI ve BHS standartlarına ait kalite dereceleri	145
Tablo 15. Tez kapsamında önerilen kan basıncı tahmin modelinin IEEE, AAMI ve BHS standartları kapsamında tüm veriler kullanılarak değerlendirilmesi	145

SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

AAMI	: Association for the Advanced of Medical Instrumentation
AC	: Alternatif Akım
ADC	: Analog – Dijital Dönüştürücü
AGS	: Alçak Geçiren Süzgeç
AKB	: Arteriyel Kan Basıncı
AV	: Atrioventriküler
BGS	: Band Geçiren Süzgeç
BHS	: British Hypertension Standard
Cm	: Santimetre
cm ³	: Santimetre küp
DAC	: Dijital – Analog Dönüştürücü
dB	: Desibel
DC	: Doğru Akım
DKB	: Diastolik Kan Basıncı
EKG	: Elektrokardiyogram
g	: Gram
GRU	: Geçitli Yinelemeli Birim
Hb	: Hemoglobin
HbO ₂	: Oksihemoglobin
HR	: Nabız
Hz	: Hertz
IEEE	: Institute of Electrical and Electronics Engineers
IPG	: Empedans Pletismografi
IR	: Kızılötesi
KB	: Kan Basıncı
LED	: Işık Yayan Diyot
LSTM	: Uzun Kısa Süreli Bellek
Bi-LSTM	: Çift Yönlü Uzun Kısa Süreli Bellek
LOSO	: Bir Deneği Dışarda Bırakma
MAE	: Ortalama Mutlak Hata

MAPD	: Ortalama Mutlak Yüzde Farkı
MCU	: Mikrokontrolcü
ME	: Ortalama Hata
MHz	: Megahertz
MIMIC	: Yoğun Bakımda Çok Parametrelili Akıllı İzleme
MLR	: Çoklu Doğrusal Regresyon
mmHg	: Milimetre Cıva
MPA	: Maksimum Darbe İvmesi
MPTT	: Değiştirilmiş Darbe Geçiş Süresi
MPU	: Mikroişlemci
ms	: Milisaniye
MSE	: Ortalama Karesel Hata
Msp/s	: Saniyede Milyon Örnek
nm	: Nanometre
O ₂	: Oksijen
OAB	: Ortalama Arter Kan Basıncı
PAT	: Darbe Varış Süresi
PCG	: Fonokardiyogram
PD	: Fotodiyot
PPG	: Fotopletismogram
PPW	: Basınç Nabız Dalgası
PTT	: Darbe Geçiş Süresi
PuPG	: Palspletismogram
PWV	: Darbe Dalga Hızı
PZT	: Kurşun Zirkonat Titanat
RMSE	: Kök Ortalama Kare Hatası
s	: Saniye
SA	: Sinoatriyal
SCSA	: Yarı-Klasik Sinyal Analizi
SKB	: Sistolik Kan Basıncı
SpO ₂	: Kan Oksijen Saturasyonu
STD	: Standart Sapma
SVM	: Destek Vektör Makinaları

TDM	: Zaman Bölmeli Çoğullama
TIA	: Transimpedans Yükselteç
μ s	: Mikro Saniye
V	: Volt
YSA	: Yapay Sinir Ağları



1. GENEL BİLGİLER

İnsanlık tarihi dünya üzerinde oldukça köklü bir geçmişe sahiptir. İlk çağlarda sadece günlük yaşamlarını devam ettirecek şekilde avlanma ve barınma ihtiyaçları bulunurken, yerleşik hayata geçmeleriyle birlikte topluluklar kurmuşlar ve hayatlarını kolaylaştıracak yeni icatlar geliştirmeye başlamışlardır. Yazının icadıyla birlikte de insanlar tecrübelerini yazılı metinlere dönüştürerek kendilerinden sonraki nesillere kalıcı bilgiler aktarabilmişlerdir. Böylece bilginin birikimi başlamıştır. Zamanla insanlar doğadaki olayları genel geçerliliği olan ve deneysel, gözlemlenebilir, somut olgularla açıklamaya başlayarak bilimin ortaya çıkmasını sağlamışlardır. Bilimin ilerlemesi her alanda insanların yaşamını kolaylaştırmış ve refahlarını yükseltmiştir. Bilimin bu seviyelere gelmesi sürecinde insanlar binlerce yıl boyunca hastalıklarla da mücadele etmişlerdir. Bu mücadele sonucunda da bilimin bir dalı olan tıp bilimi ortaya çıkmıştır. Antik çağlarda bir insanın yaşam ortalaması yaklaşık 20-30 yaş iken, günümüzde tıp biliminin gelişmesi ile bu oran ortalama 70-80 yaşlara ve hatta daha da yukarısına kadar ilerlemiştir (Fries, 2002).

Tıp biliminin ilerlemesinde ve günümüzdeki seviyelerine gelmesinde şüphesiz teknolojinin payı oldukça büyüktür. Günümüzden yaklaşık 100 yıl öncesine dahi baktığımızda o zamanlarda tıp biliminin çaresiz kaldığı hastalıklar günümüzde çok basit operasyon ve tedavilerle iyileştirilebilmektedir. Teknolojinin tıp alanındaki en önemli başarısı ise hastalıkların teşhis ve tedavisinde sağladığı üstünlüklerdir. Teknolojinin yeteri kadar gelişmediği dönemlerde bir hastalığın tanısı kişinin şikayetleri olmaya başladığı dönemlerde hasta hikayesinden ve doktorun yaptığı el ile muayene sonucunda konulabilmekteydi. Bu durumda, oldukça ilerlemiş olan hastalıkların tedavisine geç kalınmış olabiliyordu. Ancak günümüzde birçok kronik hastalık, asemptomatik iken, yani kişi üzerinde herhangi bir belirti ya da bulgu göstermiyor iken erken teşhis edilebilmektedir. Kronik hastalıkların erken teşhisi ise daha fazla tedavi yöntemlerinin var olmasını ve kişinin yaşam süresinin daha uzun olmasını sağlamaktadır (Lee vd., 2004). Erken teşhisin bu kadar önemli olduğu bir durumda, erken teşhis aşamasında kullanılan tıbbi cihazların ve ürünlerin de büyük bir öneme sahip olduğu yönünde bir değerlendirme yapılabilir. Bu nedenle birçok bilim insanı günümüzde teknolojiyi kullanarak birçok hastalığın erken teşhisi, takibi ve tedavisi üzerine sayısız çalışma yapmıştır ve yapmaya da devam etmektedir. Yapılan bu tez çalışması da bu amaçlarla gerçekleştirilmiştir.

1.1. Giriş

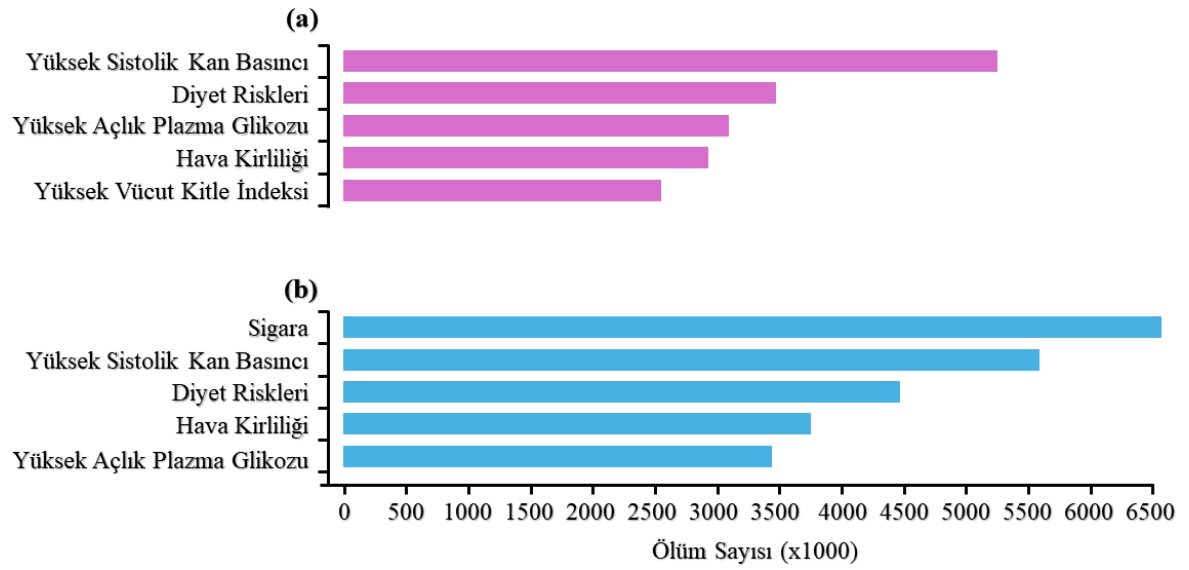
Günümüzde kan basıncı (KB) ifadesi, diğer bir ismi ile tansiyon, toplum içerisinde sıkça duyulan bir terim olmakla beraber birçok evde tansiyon değerlerinin ölçümünü kolay bir şekilde yapabilmek için çeşitli ölçü aletlerinin bulunduğu da görülmektedir. Durumun böyle olması göz önünde bulundurulduğunda kan basıncının, küresel çapta önem verilen tıbbi bir veri olduğu değerlendirilmektedir (Rodgers & MacMahon, 1999).

Kan basıncı, doğası gereği her bireyde sabit bir değerde olamayan ve gün içerisinde sürekli değişen bir sağlık verisidir (Pickering vd., 2006). Kan basıncı değerinde meydana gelen küçük miktardaki değişikliklerle birlikte kişinin diğer biyolojik sinyallerindeki değişikliklerin birleşmesi sonucunda olumsuz sağlık sorunları meydana gelebilmektedir (Khanna vd., 2019). Kan basıncının düşük ya da yüksek olması kişinin yaşam kalitesini olumsuz etkilediği görülmektedir. Özellikle kişilerde sürekli yüksek kan basıncının meydana gelmesi kronik bir hastalığın habercisi olmaktadır (Staessen vd., 2003).

Kişilerde kan basıncı değerinin normalin üzerine çıkma oranına bağlı olarak kişinin daha erken bir yaşta hayatını kaybetme olasılığının da o kadar yüksek olduğu yapılan araştırmalar sonucunda fark edilmiştir (He & MacGregor, 2007). Kapsamlı olarak yapılan çalışma ve tedavi denemeleri sonucunda, kan basıncı ne kadar yüksek olursa, felç, kalp krizi ve kalp yetmezliği gibi kardiyovasküler hastalıklardan ölme riskinin de o kadar yüksek olduğu belgelenmiştir (Lewington vd., 2003). Kardiyovasküler hastalıkların yaklaşık %80'ini oluşturan temel sebeplere bakıldığında bu sebepler toplamda üç başlık altında toplanabilir. Bunlar; yüksek kan basıncı, artan kolesterol ve sigara kullanımı olarak ortaya çıkmaktadır (Emberson vd., 2003). Bununla birlikte, Şekil 1'de de görüldüğü üzere 2019 verilerine göre yapılan incelemede yüksek kan basıncı, dünya genelinde kadınlar için ölümün en önemli nedeni, erkekler için sigaradan sonra ölümün ikinci büyük nedeni olarak görülmektedir (Collaborators & Ärnlov, 2020).

Yapılan araştırmalardan da görüldüğü üzere kan basıncındaki anormalliklerin erken tespit edilmesi ve uygun tedavi yöntemlerinin uygulanması kişi hayatı açısından oldukça büyük önem arz etmektedir. Kronik yüksek kan basıncı olan bireylerde tedavinin uygun şekilde yürütülebilmesi için sıklıkla kan basıncı değerlerinin ölçülüp takip edilmesi de büyük bir önem taşımaktadır. Bu gibi kişiler ilaç kullanımlarını dahi anlık kan basıncı değerlerine bağlı olarak da düzenleyebilmektedirler. Kronik yüksek kan basıncı olan kişiler günlük yaşantılarında bir rutin olarak bu işlemleri yapmalarına karşın, diğer taraftan özellikle

yüksek riskli cerrahi operasyonlar sırasında, ameliyat sonrası dönemde ve yoğun bakım ünitelerinde kan basıncının arter kateterleri kullanılarak yüksek doğrulukta ve anlık olarak takip edilebilmesi yaygın olarak kullanılan bir prosedürdür (Michard vd., 2018). Ancak invazif bir kullanım olan ve çeşitli komplikasyonlara yol açabilme ihtimali olan arter kateterleri, günlük kullanıma ya da hastane içerisinde servislerde kullanıma uygun değildir. Bu gibi yerlerde daha çok invazif olmayan manşonlu sistemler tercih edilmektedir (Mukkamala vd.,2015).



Şekil 1. 2019 yılında ölüm nedenine ve cinsiyete göre seviye 2 risk faktörlerine atfedilen küresel ölüm sayısı (a) Kadınlar için, (b) Erkekler için

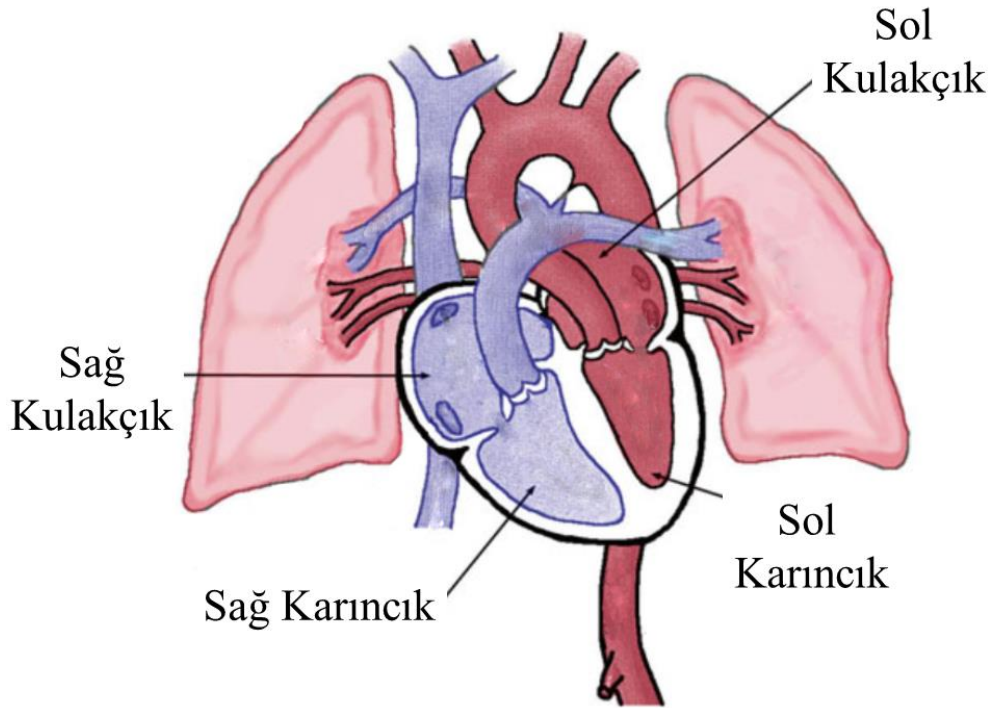
Küresel çapta düşünüldüğünde kan basıncı insan yaşamında hayati bir öneme sahiptir. Her hastalıkta olduğu gibi, kan basıncındaki anormalliklerde de teşhis, takip ve tedavi büyük öneme sahiptir. Günlük hayatta kan basıncının takibinde kullanılan geleneksel manşonlu yöntemler ise sürekli ölçüm için uygun olmayan yöntemlerdir. Kan basıncının ise sürekli değişen bir parametre olduğu düşünüldüğünde aslında gerçek zamanlı kan basıncı ölçüm sistemlerinin büyük bir öneme sahip oldukları görülebilmektedir. Günümüzde sürekli kan basıncı ölçümü için kullanılan arter kateterlerinin invazif bir yöntem olması araştırmacıları gerçek zamanlı kan basıncı ölçümü için farklı yöntemlere yönlendirmiştir. Henüz tıbbi olarak onaylanan ve tıp alanında bu amaçla kullanılan bir yöntem bulunmasa da yapılan çalışmalar, sürekli kan basıncı ölçümü için invazif olmayan ve yüksek doğrulukta kan basıncı ölçümü yapabilen yöntemler ortaya koymaktadır.

1.2. Kardiyovasküler Sistem

Kan basıncından detaylı olarak bahsedilmeden önce kardiyovasküler sistemin tanımını ve insan vücudundaki işlevini anlamak gerekmektedir. İnsan vücudu oldukça karmaşık bir yapıya sahip olmasıyla birlikte aslında birden fazla alt sistemden oluşan gelişmiş bir sistemdir (Smith vd., 2004). Her sistem hücrelerden meydana gelmiş olmasına rağmen, vücutta farklı görevleri yerine getirmek amacıyla özelleşmişlerdir. İnsanlar gibi kompleks yapıları organizmalarda bu organizasyonlarda yer alan hücre yapıları tek başlarına canlılıklarını sürdürebilecek yeteneklere sahip değildirler. Bu nedenle insan vücudu her hücrenin besin ve oksijen ihtiyacını karşılayan, metabolizma sonucunda oluşan atıkları hücreden uzaklaştıran bir sisteme ihtiyaç duymaktadır. Tüm memelilerde olduğu gibi insanlarda da bu ihtiyacı karşılayan ve kapalı bir damar ağı ile vücudun tüm bölgelerindeki hücrelere ulaşan bu sisteme kardiyovasküler sistem denilmektedir (Stefanovska, 1999). Kardiyovasküler sistem, vücut hücrelerinin tamamına besin ve oksijen taşıma, hücrelerin metabolizma atıklarını hücrelerden uzaklaştırma görevlerinin yanı sıra, olası bir tehdit anında bağışıklık sisteminin ürettiği antikor ve antijenleri hücrelere ulaştırarak vücut savunmasında da oldukça önemli bir görev üstlenmektedir (Muhammad vd., 2021).

Kardiyovasküler sistem üç temel bileşenden oluşmaktadır. Bunlar kalp, kan ve kan damarlarıdır. Kalp, kardiyovasküler sistemin merkezinde yer alan ve kanın kan damarları içerisinde ilerlemesini sağlamak amacıyla gerekli olan itici gücü oluşturan ve hidrolik bir pompa gibi davranan birimdir. Kalbin kanı kan damarları içerisine pompalamasıyla birlikte organlara gidecek olan kan yoğunluğu, organ sisteminden önceki arteriollerin ve kılcal damarların direncine bağlı olarak değişir. Kalp, kalp kası hücrelerinden oluşmakta olup göğüs boşluğu içerisinde, ince fakat sert bir bağ dokusu kılıfı olan perikardın içine yerleştirilmiştir. Perikart, kalbin göğüs boşluğu içerisinde korunmasını ve sabitlenmesini sağladığı gibi, ayrıca kalp odalarının aşırı dolmasını önleyen bir kısıtlayıcı görevi de görmektedir (Kroeker, 2018). Sağ kulakçık, sağ karıncık, sol kulakçık ve sol karıncık olmak üzere 4 odacıktan oluşan kalbin genel anatomik yapısı Şekil 2’de gösterilmiştir. Kardiyovasküler sistemin diğer bir temel bileşeni olan kan ise, hücrelerin ihtiyacı olan oksijen ve besinin taşınması, endokrin sistem tarafından üretilen hormonların ilgili dokulara iletilmesi, hücreler tarafından oluşturulan metabolizma atıklarının ilgili organlara iletilmesi ve böylece bu atıkların vücut dışına atılması gibi görevleri üstlenen birimdir. Kardiyovasküler sistemin temel bir bileşeni olan kan, kişinin cinsiyeti ve yaşına bağlı olarak

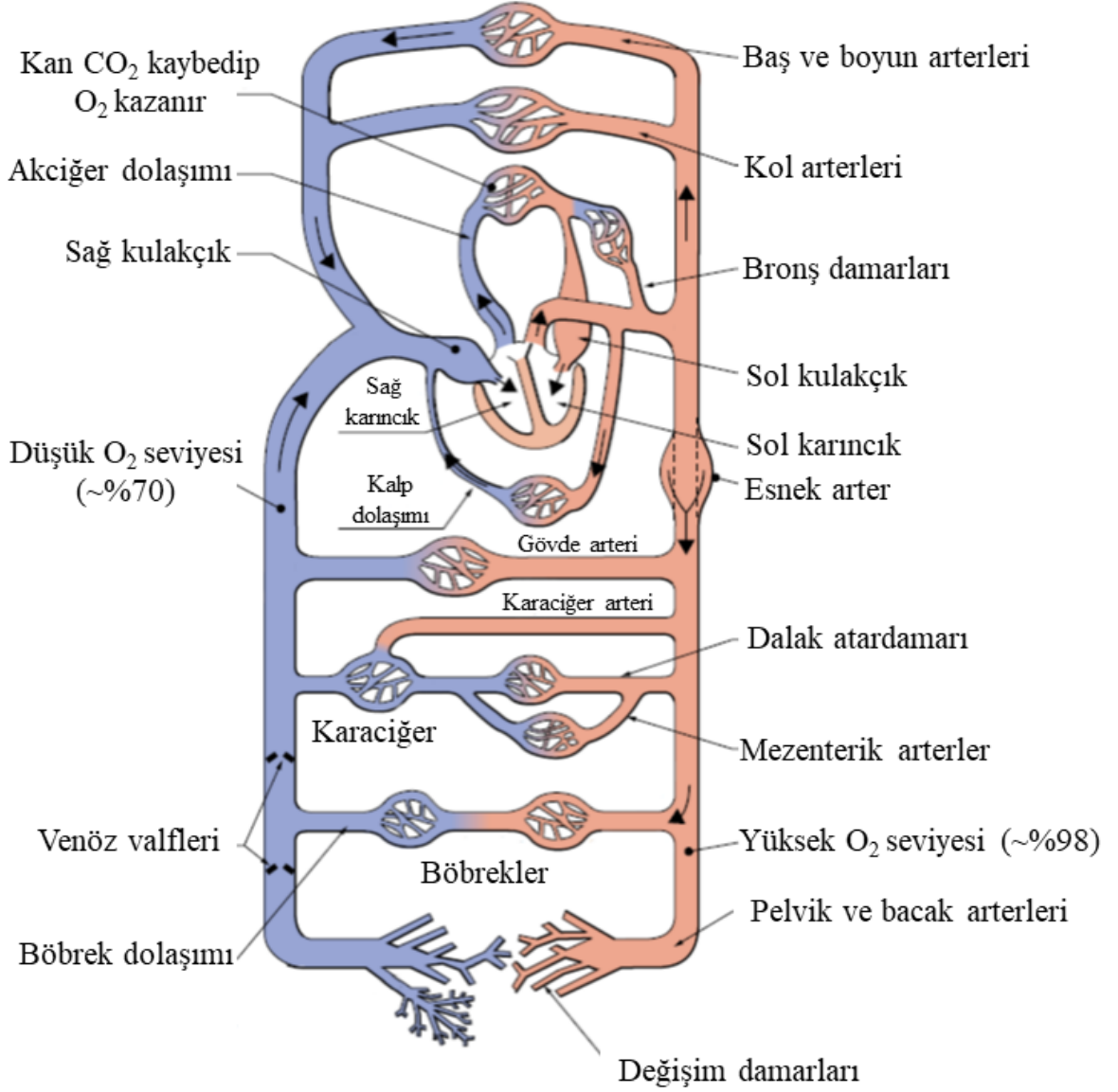
değişmesiyle birlikte, sağlıklı bir kişide, ortalama 4-6 litre arasında ya da vücut ağırlığının ortalama %7-8'i kadar bulunur (Keele & Neil, 1971). Oksijence zengin olan kan hücreleri temiz kan olarak ifade edilmekte ve Şekil 2'de görüldüğü üzere genellikle kırmızı renk ile gösterilmektedir. Oksijence fakir olan kan hücreleri ise kirli kan olarak ifade edilmekte ve Şekil 2'de görüldüğü üzere genellikle mavi renk ile gösterilmektedir. Kan damarları ise kanın vücuda dağılmasında görev alan ve kanı taşıyan kanallar olarak tarif edilebilir. İnsan vücudunda birçok damar çeşidi bulunmaktadır. Atardamarlar kanı kalpten uzaklaştırırlar ve pulmoner arter haricindeki diğer atardamarlar oksijence zengin olan temiz kan hücrelerini taşırlar. Toplardamarlar ise, kanı organ ve dokulardan toplayıp kalbe getiren damarlardır ve pulmoner venler haricindeki diğer toplardamarlar oksijence fakir olan kirli kan hücrelerini taşırlar. Ayrıca kan hücreleri ile doku hücreleri arasındaki besin, oksijen, karbondioksit ve metabolizma atıklarının değişimi de ince duvarlı bir yapıya sahip olan kılcal kan damarları aracılığıyla yapılmaktadır.



Şekil 2. Kalbin genel anatomik yapısı (Iaizzo, 2010)

Kardiyovasküler sistemin tüm bileşenleri bir arada düşünüldüğünde sistemin genel yapısı Şekil 3'te gösterildiği gibi ortaya çıkmaktadır. Sistemin merkezinde yer alan kalbin görevi genel olarak, kan damarları aracılığı ile vücudun tüm bölgelerine kan göndererek hücrelerin yaşamlarını devam ettirebilmesini sağlamak olarak açıklansa da aslında, kalp

kardiyovasküler sistemde iki temel görevi yerine getirmektedir. Bunlardan birincisi, vücuttaki dokulardan topladığı kanı akciğerlere göndermek, ikincisi ise, akciğerden topladığı kanı vücudun tüm dokularına göndermektir (Weinhaus & Roberts, 2005).



Şekil 3. Kardiyovasküler sistemin genel yapısı (Aaronson vd., 2020)

Kalbin vücuttaki dokulardan topladığı kanı akciğerlere göndermesi durumu küçük kan dolaşımı ya da akciğer dolaşımı olarak adlandırılır. Burada oksijence fakir olan kan, yani kirli kan, pulmoner arter (akciğer atardamarı) aracılığıyla kalbin sağ karıncığından akciğerlere gönderilerek temizlenir. Kan içerisinde çözünmüş olarak bulunan karbondioksit akciğer içerisindeki bronşlar ve bronşçuklar yardımıyla oksijen ile değiştirilir. Kanın

oksijence zenginleştirilmesi işlemi kan içerisinde bulunan alyuvarlardaki (eritrosit) hemoglobin (Hb) maddesi sayesinde olur (Hsia, 1998). Hemoglobin maddesi yapısında bulundurduğu demir sayesinde oksijen elementini kendisine bağlayabilme yeteneğine sahiptir (Giardina vd., 1995). Böylece oksijence fakir olan kan, akciğerde temizlenerek oksijence zenginleştirilir ve pulmoner venler (akciğer toplardamarı) aracılığıyla kalbin sol kulakçığına geri döner.

Kalbin akciğerden gelen temiz kanı vücudun tüm dokularına göndermesi ise büyük kan dolaşımı ya da sistemik dolaşım olarak adlandırılır. Burada oksijence zengin olan kan kalbin sol kulakçığından tüm vücut dokularına ulaşarak hücrelerin ihtiyacı olan oksijeni, metabolizma atığı olan karbondioksit ile değiştirir. Karbondioksit ise kanda üç farklı şekilde taşınabilir. Büyük kısmı su molekülleri ile birleşip karbonik asit oluşturarak taşınırken, çözelti içerisinde çözünmüş olarak ya da hemoglobin maddesi ile birleşip karbamat olarak da taşınabilir (Arthurs & Sudhakar, 2005). Tüm dokulara ulaşan kan daha sonrasında toplardamarlar yardımı ile toplanarak kalbin sağ kulakçığına geri döner. Genel olarak bakıldığında büyük kan dolaşımında sadece oksijen ve karbondioksitin değişimi söz konusu değildir. Bireysel hücrelerin beslenme ve immünolojik ihtiyaçlarının karşılanması, böbrekler tarafından kandaki atıkların ve sıvı fazlasının temizlenmesi ve bağırsaklar yardımı ile gıdalardan alınan besinlerin emilimi yine büyük kan dolaşımı ile gerçekleşmektedir.

1.3. Kan Basıncı (Tansiyon)

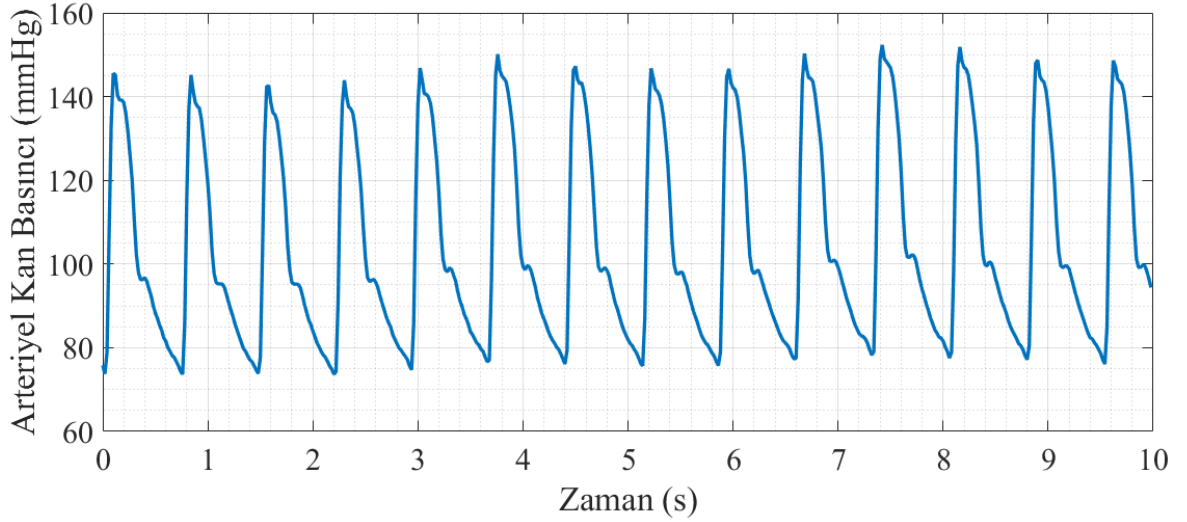
Kardiyovasküler sistem bir bütün olarak düşünüldüğünde, kapalı bir damar ağı içerisinde basınçlı bir sıvının yani kanın dolaştığı görülmektedir. Bu durumda kardiyovasküler sistem genelinde bir basınç parametresinin varlığından söz edilebilir. Bu basınç parametresi kan basıncı ya da tansiyon olarak tanımlanmaktadır.

1.3.1. Kan Basıncının Tanımı

Kan basıncı ya da tansiyon, kardiyovasküler sistem içerisinde yer alan kalbin pompaladığı kanın atardamar çeperlerine yapmış olduğu basınç olarak tanımlanabilir ve genellikle tıpta milimetre cıva (mmHg) cinsinden ifade edilir. Bu ölçüm birimi cıva manometresi ile yapılan ölçümler sonucunda elde edilmiştir ve oluşan basınç değeri, içi cıva dolu bir sütundaki cıvaya etki ettiğinde bu cıvayı kaç mm yükseltebileceğine bağlı olarak değer almaktadır (Hall & Guyton, 2006). Ayrıca kan basıncının ölçümünde dikkat edilmesi

gereken hususlardan birisi de ölçülen kan basıncı değerinin atmosfer basıncına göre yapıldığıdır (Magder, 2014). Yani bu durum ölçülen basınç değerlerinin atmosfer basıncından çıkarılması gerektiği anlamına gelmektedir.

Kan basıncı sabit bir değerde olmayıp, sürekli değişen bir parametredir. Şekil 4'te gerçek zamanlı olarak kaydedilmiş kan basıncı değişimleri görülmektedir.



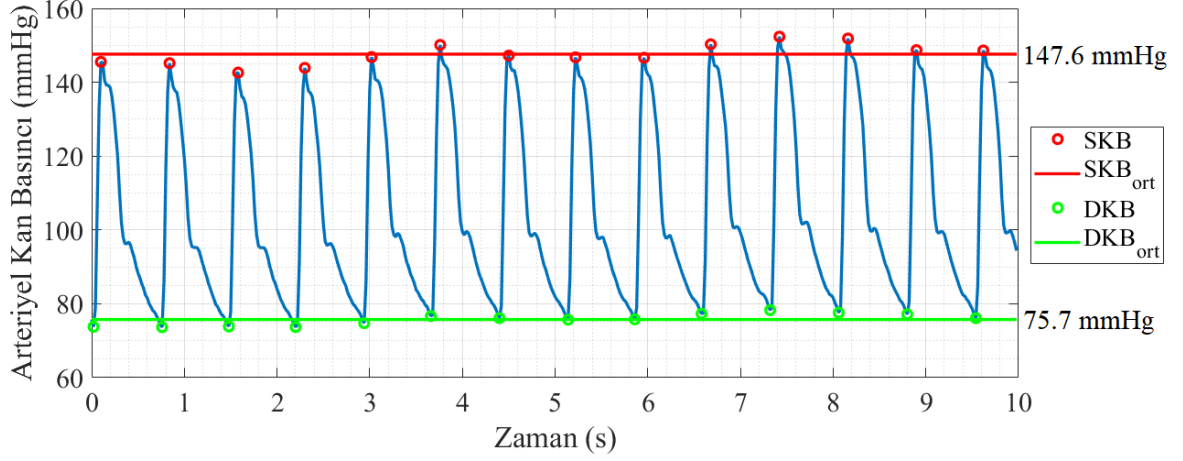
Şekil 4. Gerçek zamanlı kaydedilmiş kan basıncı değişim grafiği (Kim vd., 2016)

Damarlarda meydana gelen bu kan basıncının, kalbin kanı, kan damarlarına pompalamasının yanında, damarların dirençlerine, atardamarların çaplarına ve esnekliğine de bağlı olduğu söylenebilir (Cooper, 2016). Damar esnekliği yaşa bağlı olarak değiştiğinden dolayı normal kabul edilen kan basıncı değeri de yaşa bağlı olarak farklılıklar gösterebilmektedir.

1.3.2. Sistolik ve Diastolik Kan Basıncı

Kan basıncı her kalp atışıyla birlikte değişmesine rağmen iki basınç noktası tıbbi teşhis için özel bir öneme sahiptir. Bunlar sistolik kan basıncı (SKB) olarak isimlendirilen maksimum basınç değeri ile diastolik kan basıncı (DKB) olarak isimlendirilen minimum kan basıncı değeridir. Sistolik ve diastolik kan basıncı değerleri kan basıncına bağlı tıbbi teşhislerde en çok kullanılan parametrelerdir. Şekil 4 incelendiğinde maksimum ve minimum noktaların, yani sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerinin, her atımda farklı değerler aldığı görülmektedir. Sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerindeki bu değişimler

sadece gerçek zamanlı ölçüm yöntemleri ile takip edilebilmektedir. Geleneksel manşonlu ölçüm yöntemlerinde ise belli bir sürede yapılan ölçümlerin ortalama değeri, kan basıncı değeri olarak belirlenmektedir.



Şekil 5. Gerçek zamanlı kan basıncı ölçümünden ortalama SKB ve DKB değerlerinin elde edilmesi

Şekil 4'te verilen gerçek zamanlı kan basıncı ölçüm sonucu 10 saniyelik bir ölçüme aittir. Şekil 5'te kırmızı yuvarlaklarla işaretlenen noktalar her atımdaki sistolik kan basınçlarını, yeşil yuvarlaklarla işaretlenen noktalar ise her atımdaki diastolik kan basınçlarını göstermektedir. Aynı şekilde kırmızı çizgi ortalama SKB değerini, yeşil çizgi ise ortalama DKB değerini göstermektedir. Bu durumda elde edilen ortalama sistolik kan basıncı değeri ve ortalama diastolik kan basıncı değeri Şekil 5'te de görüldüğü üzere sırasıyla 147.6 mmHg ve 75.7 mmHg olacaktır.

1.3.3. Ortalama Arter Kan Basıncı

Ortalama arter kan basıncı (OAB), bir kalp atımı sürecinde ölçülen arteriyel basınçların ortalamasıdır (Solà & Delgado-Gonzalo, 2019). OAB parametresi, kritik hastalarda doku, organ ve hücrelerin kan aracılığıyla beslenmesinin doğru değerlendirilmesi için temel olan kritik bir faktördür (Augusto vd., 2012). Gerçek zamanlı kan basıncı grafiği incelendiğinde bir kalp atımı döngüsünde yükselen kenar süresi (sistolik bölge), düşen kenar süresinden (diastolik bölge) oldukça düşük olduğu görülebilmektedir. Böylece arteriyel basınç diastolik bölgeye daha çok maruz kalmaktadır. Bu nedenle OAB parametresinin belirlenmesinde DKB parametresinin katkısının daha fazla olduğu bir durum söz konusu

olmaktadır. Böylece OAB parametresinin %60'ı DKB parametresi tarafından, %40'ı ise SKB parametresi tarafından belirlenir (Hall & Hall, 2020). OAB parametresinin, SKB ve DKB parametreleri kullanılarak hesaplanması ise Denklem (1)'de gösterildiği şekilde gerçekleştirilmektedir (Lamia vd., 2005).

$$OAB = \frac{2}{3}DKB + \frac{1}{3}SKB \quad (1)$$

1.4. Hipertansiyon

Hipertansiyon hastalığı doğrudan kardiyovasküler sistemi etkileyen ve direkt olarak kan basıncı ile ilişkili olan kronik bir rahatsızlıktır. Kalp krizi ve felç gibi çeşitli kardiyovasküler hastalıklarda önemli bir risk faktörü olarak ortaya çıkmaktadır (World Health Organization, 2013).

1.4.1. Hipertansiyonun Tanımı

Hipertansiyon, toplumda yaygın olarak görülen ve yüksek kan basıncının sürekliliği ile kendisini gösteren ciddi bir kronik hastalıktır (Chobanian vd., 2003). Sağlıklı bireylerde dahi günlük yaşantılarında kan basıncında yükselmeler meydana gelebilir. Ancak yüksek kan basıncı durumu süreklilik arz etmeye başlarsa bu durumda hipertansiyondan bahsedilebilmektedir.

Hipertansiyon dünya çapında 30 ile 79 yaş arasındaki yaklaşık 1.28 milyar yetişkin insanı etkilemektedir ve bu sayının yaklaşık %46'sı bu hastalığa sahip olduklarının farkında değildir (World Health Organization, 2024). Hipertansiyon, ciddi bir rahatsızlık olup yüksek kan basıncının sürekliliği insan vücudundaki diğer organlara da zarar verebilme ihtimalini oluşturmaktadır. Bu nedenle hipertansiyon hastalığının takibi ve tedavisi kişi açısından oldukça büyük bir öneme sahiptir.

1.4.2. Hipertansiyonun Sınıflandırılması

Amerikan Kalp Derneği'nin hipertansiyon kılavuzlarına göre sağlıklı bir bireyde kan basıncı değerinin, sistolik kan basıncı için 130 mmHg'den düşük, diastolik kan basıncı için herhangi bir alt sınır belirtmeksizin 80 mmHg'den düşük olması önerilmektedir

(Li vd., 2021). Ancak her bireyin vücut yapısının farklı olması gibi, normal kabul edilecek kan basıncı değerleri de değişiklik gösterebilir. Avrupa Hipertansiyon Derneği yetişkin bireylerde sistolik kan basıncı ve diastolik kan basıncı değerlerine bağlı olarak hipertansiyon derecelerinin sınıflandırılmasını Tablo 1’de gösterildiği şekilde yapmaktadır.

Tablo 1. Avrupa Hipertansiyon Derneği’ne göre hipertansiyon derecelerinin sınıflandırılması (Williams vd., 2018)

Kategori	Sistolik (mmHg)		Diastolik (mmHg)
En uygun	<120	ve	<80
Normal	120 – 129	veya	80 – 84
Yüksek normal	130 – 139	veya	85 – 89
1. derece hipertansiyon	140 – 159	veya	90 – 99
2. derece hipertansiyon	160 – 179	veya	100 – 109
3. derece hipertansiyon	≥180	veya	≥110
İzole sistolik hipertansiyon	≥140	ve	<90

Avrupa Hipertansiyon Derneği’ne göre en uygun kan basıncı değerleri, Tablo 1’de sistolik kan basıncı için Amerika Kalp Derneği’nin en uygun olarak kabul ettiği değerden farklı olarak 120 mmHg’nin altı, diastolik kan basıncı için de 80 mmHg’nin altı olarak verilmiştir. Tablo 1’de verilen değerler 16 yaşından büyük tüm bireyler için geçerli olan sınıflandırma değerleridir. Kan basıncının sınıflandırılmasında hipertansiyon durumunun 3 kategoriye ayrılması gibi, izole sistolik hipertansiyon durumu da yine sistolik kan basıncı değerine bağlı olarak 3 kategoriye ayrılabilir. İzole sistolik hipertansiyonun, diğer hipertansiyon kategorisinden farkı ise sadece sistolik kan basıncının yüksek bir değere sahip olmasıdır. Bu rahatsızlıkta diastolik kan basıncı normal değere yakın bir değerdedir.

1.5. Kan Basıncı Ölçüm Yöntemleri

Tarihte kan basıncının ölçümü üzerine yapılan ilk gözlemler 18. yüzyılda İngiliz bilim adamı Stephen Hales tarafından gerçekleştirilmiş olup kan basıncının kâşifi olarak bilinmektedir. Stephan Hales bu gözlemleri invazif bir yöntem kullanarak bir at üzerinde gerçekleştirmiştir ve gözlemlerini “Statical Essays” isimli kitabında detaylı olarak anlatmıştır (Hales, 1733). Bir atın atardamarına yerleştirmiş olduğu pirinç bir boruyu, dikey olarak konumlandırılmış başka bir pirinç boruya bağlamıştır. Atardamardaki kan, damar içerisine yerleştirilen pirinç boru vasıtasıyla, dikey olarak konumlandırılmış pirinç boruya dolmuş ve belli bir yüksekliğe kadar yükselmiştir. Daha sonrasında pirinç boru içerisinde

yükselen kanı incelediğinde kalp atışları ile paralel olarak kan seviyesinin belirli bir yükseklikte küçük miktarlarda artıp azaldığını gözlemlemiştir (Major, 1930). Kan basıncının bu ilk ölçümü sonrasında bu konu üzerinde birçok çalışma yapılmıştır ve kan basıncının ölçümü için birçok yöntem geliştirilmiştir.

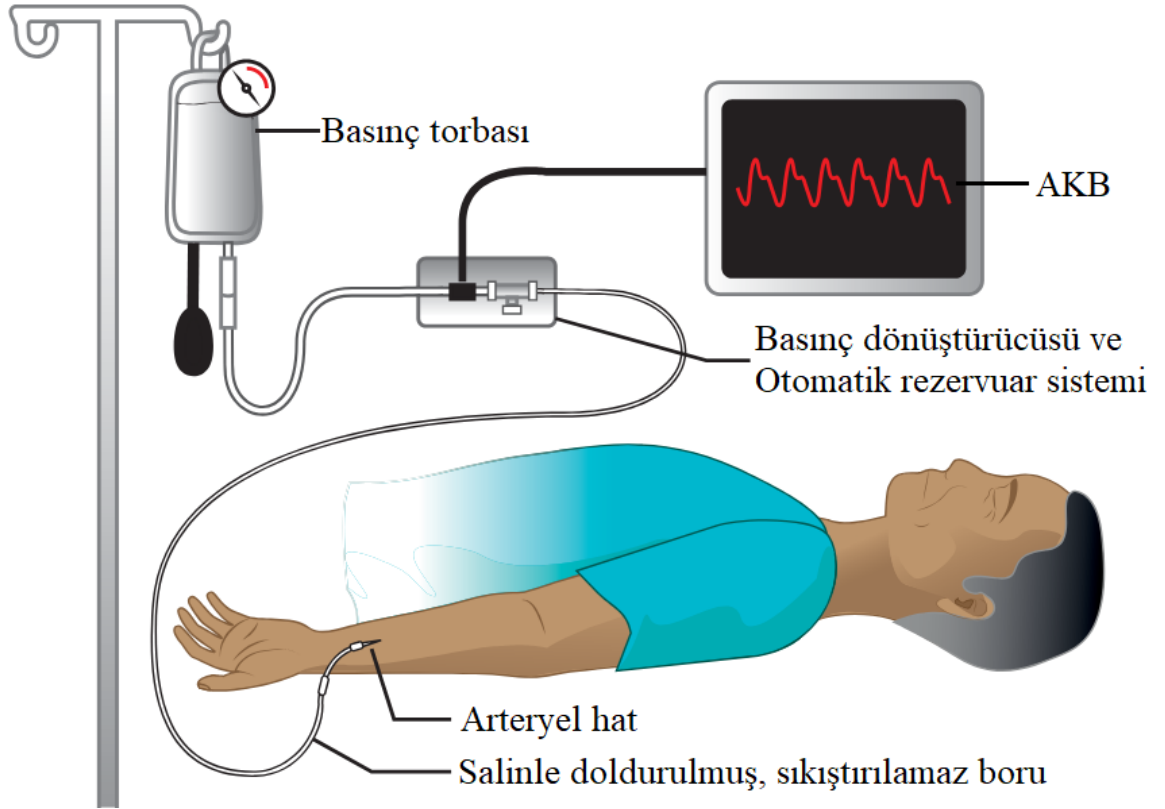
Günümüze gelindiğinde ise hipertansiyon rahatsızlığına sahip olan kişilerin günlük kan basıncı değerlerinin takibi oldukça büyük önem taşımaktadır. Tablo 1’den de görüldüğü üzere hipertansiyonun farklı dereceleri bulunmaktadır ve bu dereceler kan basıncı değerlerine bağlı olarak değişmektedir. Ayrıca hastalığın tedavi süreci hipertansiyon derecelerine göre değişiklik göstermektedir. Bu nedenle hipertansiyon tanısı konulan bireylerin kan basınçlarını sürekli olarak takip etmeleri gerekmektedir. Böylece hastalığın durumunu sürekli olarak kontrol ederek hastalığın ilerleme durumunu önceden fark edebilmektedirler. Erken fark edilen durum karşısında tedavi sürecine erken başlamak da mümkün olabilmektedir. Bu nedenle günümüzde kan basıncının takibini yapabilmek amacıyla birçok yöntem geliştirilmiştir. Geliştirilen her yöntemin birbirlerine göre avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Genel olarak bakıldığında kan basıncı ölçüm yöntemleri, invazif olan ve invazif olmayan yöntemler olmak üzere iki ana başlık altında toplanabilir. İnvazif olmayan yöntemler, oskültatuar yöntem, osilometrik yöntem, volüm-kalmp yöntemi ve tonometri yöntemi gibi alt başlıklara ayrılmaktadır.

1.5.1. İnvazif Yöntem

Kan basıncının invazif olarak ölçülmesinde günümüzde arter kateterleri kullanılmaktadır (Li-wei vd., 2013). Arteriyel kan basıncı (AKB) dalga formlarının elde edilmesine olanak sağlayan arteriyel kateterler, kan basıncının gerçek zamanlı ölçülmesini sağlar ve tıpta altın standart yöntem olarak kabul edilir (McGhee & Bridges, 2002). İnvazif yöntemde kullanılan arter kateterleri mükemmel doğruluk ve gerçek zamanlı ölçüm yapabilme kabiliyetleri sayesinde sürekli kan basıncının izlenmesinin gerekli olduğu kritik hastalıkların izlenmesinde bir standart olarak kullanılmaktadır. Yapısında bütünleşmiş bir basınç dönüştürücüsü bulunduran arter kateterleri kışide, radyal arter veya aort gibi arteriyel bir bölgeye yerleştirilmektedir (Mukkamala vd., 2015; Solà & Delgado-Gonzalo, 2019).

İnvazif yöntemin avantajları arasında şüphesiz doğruluk ve gerçek zamanlı ölçüm yapabilme özellikleri gelmektedir. Bu nedenlerden dolayı, klinik uygulamalarda kabul görmüş bir yöntem olarak ortaya çıkmaktadır. Ayrıca kan basıncının ölçümü için geliştirilen

yeni yöntem ve teknolojilerin doğrulanmasında ve kalibrasyonunda güvenilir bir yöntem olarak kabul edilmektedir (Solà & Delgado-Gonzalo, 2019). Üstün avantajlarının yanında arter kateterleri bazı dezavantajlara da sahiptir. Bunlardan en önemlisi invazif bir yöntem olması ve bu nedenle arter kateteri kullanılan kişilerde enfeksiyon riskinin yüksek olmasıdır. Diğer bir dezavantaj ise kullanımlarının uzmanlık gerektiriyor olmasıdır. Ayrıca kullanım esnasında kişinin hiçbir şekilde hareket etmemesi gerekmektedir. Şekil 6’da arter kateter bağlantısı gösterilmiştir.



Şekil 6. Arter kateter bağlantısı (Plowright & Sumnall, 2022)

1.5.2. Oskültatuar Yöntem

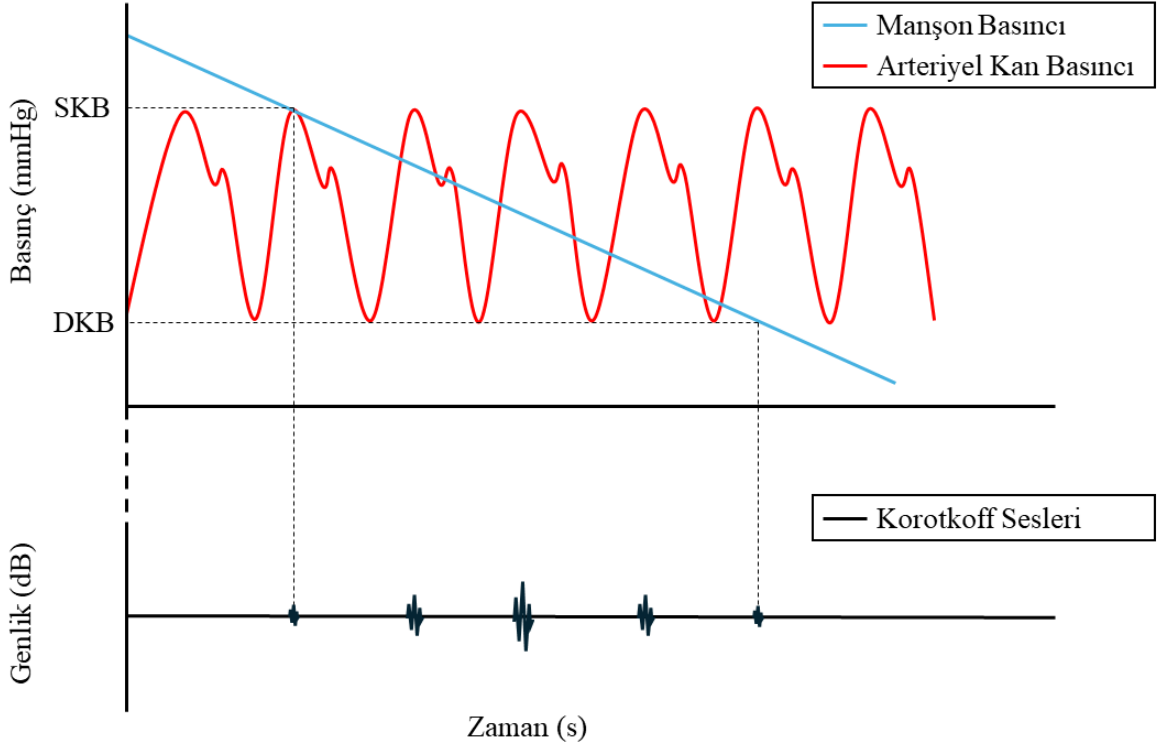
İnvazif olmayan bir yöntem olan oskültatuar yönteminde temel olarak manometreye bağlanmış bir manşon ile stetoskop, piezo sensör ya da manşon içerisine yerleştirilmiş bir mikrofon kullanılmaktadır (Babbs, 2015). Bu kan basıncı ölçüm yönteminin temeli Korotkoff seslerinin dinlenmesi esasına dayanmaktadır (Drzewiecki vd., 1989). Korotkoff sesleri, kan basıncı ölçümü yapıldığı sırada manşon basıncının sistolik ve diastolik kan basınç değerlerinin arasında bir değerde olduğunda brakial arterde oluşan ve stetoskop

yardımla dinlenebilen seslerdir. İsmi, 1905 yılında bu sesleri keşfeden ve bu sesleri kullanarak kan basıncı ölçümünü gerçekleştiren Rus doktor ve bilim adamı Nikolai Sergeevich Korotkoff'tan almaktadır. Basitliği ve yüksek doğruluğu nedeniyle günümüzde tıbbi uygulamalarda hala kan basıncının ölçümü için kullanılan yöntemlerden birisidir (Shevchenko & Tsitlik, 1996).

Oskültatuar yöntemde kan basıncı ölçümü gerçekleştirilirken şu adımlar izlenir;

- Birinci aşamada manometreye bağlanmış olan manşon, kan basıncı ölçümü yapılacak olan kişinin sistolik kan basıncı değerinin üzerine çıkana kadar şişirilir. Genellikle bu işlem sağlıklı bireylerde olması beklenen sistolik kan basıncının (130 mmHg) biraz üzerinde olacak şekilde 140 mmHg – 150 mmHg civarına kadar olmaktadır. Bu süreçte stetoskop brakial arter üzerine yerleştirilerek dinlenmektedir. Eğer manşonun şişirme işlemi bittikten sonra stetoskop üzerinden Korotkoff sesleri duyuluyorsa şişirme işlemine devam edilir. Bu işlem Korotkoff sesleri kaybolana kadar devam eder. Eğer Korotkoff sesleri duyulmuyorsa ikinci aşamaya geçilir.
- İkinci aşamada belli bir basınç değerine kadar şişirilen manşonun havası yavaş yavaş boşaltılarak manşon basıncı azaltılmaya başlanır. Bu süreçte bir taraftan manometre üzerinden okunan basınç değeri takip edilirken diğer taraftan da stetoskop üzerinden Korotkoff sesleri takip edilir.
- Üçüncü aşama Korotkoff seslerinin stetoskop üzerinden duyulmaya başladığı andır. Korotkoff seslerinin duyulmaya başladığı ilk anda manometre üzerinden okunan basınç değeri SKB değerini vermektedir.
- Dördüncü aşamada manşon basıncı SKB değerinin altına düşmeye devam eder ve Korotkoff seslerinin şiddeti giderek artmaya başlar. Belli bir basınç değerine gelindiğinde Korotkoff sesleri maksimum değerine ulaşır ve sonrasında manşon basıncının azalmasıyla paralel olarak Korotkoff sesleri de giderek zayıflamaya başlar.
- Beşinci ve son aşamada giderek zayıflayan Korotkoff sesleri, manşonun belli bir basınç değerinden sonra stetoskop üzerinden duyulmamaya başlar. Korotkoff seslerinin son duyulduğu anda manometrenin göstermiş olduğu basınç değeri de DKB değerini vermektedir.

Oskültatuar yöntem kullanılarak SKB ve DKB değerlerinin elde edilmesine ilişkin adımlar Şekil 7'de detaylı olarak gösterilmiştir.

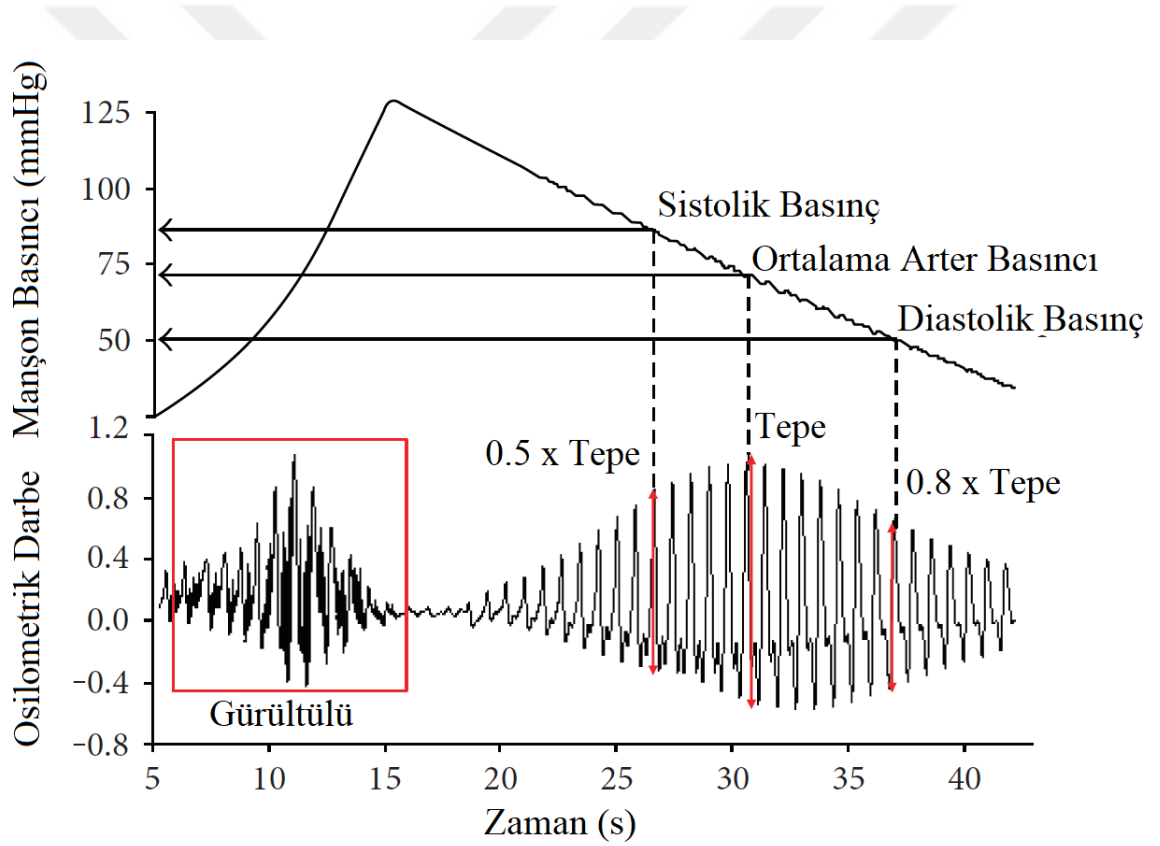


Şekil 7. Oskültatuar yöntem kullanılarak kan basıncının ölçülmesi

1.5.3. Osilometrik Yöntem

Osilometrik yöntemin temeli, kan basıncı ölçümü yapılırken manşonun şişirilip boşaltılması esnasında arterin kalp atımlarıyla birlikte küçük miktarlarda genişleyip daralmasının, manşon basıncı üzerinde oluşturduğu osilometrik darbelerin algılanmasına dayanmaktadır (Ng, 1998). Bu yöntemde oskültatuar yönteminde olduğu gibi manşon sistolik kan basıncının üzerine çıkana kadar, yetişkinler için genelde 160 mmHg ile 180 mmHg arasında bir basınç değerine kadar şişirilir (Alpert vd., 2014). Şişirme işlemi bittikten sonra manşondaki hava kontrollü bir şekilde boşaltılarak manşon basıncının diastolik kan basıncının altına kadar inmesi sağlanır. Bu süreçte manşon basıncı gerçek zamanlı olarak kaydedilir. Ayrıca manşon basıncı üzerinde meydana gelen osilometrik darbeler gerekli filtreleme ve sinyal işleme devreleri kullanılarak elde edilir ve manşon basıncı ile eş zamanlı olacak şekilde kaydedilir. Kan basıncı ölçümü esnasında elde edilen osilometrik darbeler incelendiğinde, osilometrik darbelerin genliğinin manşonun belli bir basınç değerine kadar arttığı daha sonra ise azaldığı görülebilir. Osilometrik darbe genliğinin maksimum olduğu noktadaki manşon basıncının, birçok çalışmada ortalama arter basıncına denk geldiği gösterilmiştir (Mauck vd., 1980). Bununla birlikte sistolik kan basıncı ve

diastolik kan basıncı ise ortalama arter basıncıyla birlikte ampirik olarak türetilmiş algoritmalar kullanılarak tahmin edilebilir (Drzewiecki vd., 1994). Osilometrik yöntem kullanılarak SKB ve DKB kan basıncı değerlerinin elde edilmesine ilişkin adımlar Şekil 8’de detaylı olarak gösterilmiştir. Şekil 8’de de görüldüğü üzere osilometrik darbeler manşonun şişirilmesi esnasında da oluşmaktadır. Ancak manşonun şişirilme işlemi kontrollü olmadığından bu süreçte SKB ve DKB parametrelerinin ölçümü gerçekleştirilmemektedir. Manşon havasının kontrollü olarak indirilmesi aşamasında osilometrik darbe genliğinin maksimum olduğu nokta ortalama arter basıncı olarak gösterilmiştir. Genel olarak SKB ve DKB parametrelerinin ise, sırasıyla osilometrik tepe noktasının 0.5 katına ve 0.8 katına denk geldiği görülmektedir. Bu değerler genellikle ampirik olarak belirlenmektedir.



Şekil 8. Osilometrik yöntem kullanılarak kan basıncının ölçülmesi (Kuo vd., 2017)

Osilometrik yöntem ile oskültatuar yöntem karşılaştırıldığında birbirlerine göre avantajlarının ve dezavantajlarının olduğu görülmektedir. Oskültatuar yöntemde sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerinin elde edilebilmesi için Korotkoff seslerinin brakial arter üzerinden bir stetoskop aracılığıyla dinlenmesi gerekmektedir. Bu işlem ölçümü yapacak olan kişide tecrübe gerektirmektedir. Ancak osilometrik yöntemde böyle bir prosedür

olmadığından kişiler kolaylıkla bu yöntemle kendi kan basınçlarını ölçebilirler. Diğer bir avantaj ise Korotkoff sesleri kısalmış olan bireylerde ortaya çıkmaktadır. Osilometrik yöntemde bu seslere ihtiyaç olmadığından bu yöntem ile kan basıncı ölçümü olanaklı hale gelmektedir. Ancak osilometrik yöntemin bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bunlar, yöntemin hareket artefaktlarına karşı oldukça duyarlı olması ve bazı durumlarda sistolik ve diastolik kan basınç değerlerinin belirlenmesinde kullanılan ampirik tahminlerin hatalı sonuç verebilme ihtimalinin ortaya çıkmasıdır (Ogedegbe & Pickering, 2010).

1.5.4. Volüm-Klamp Yöntemi

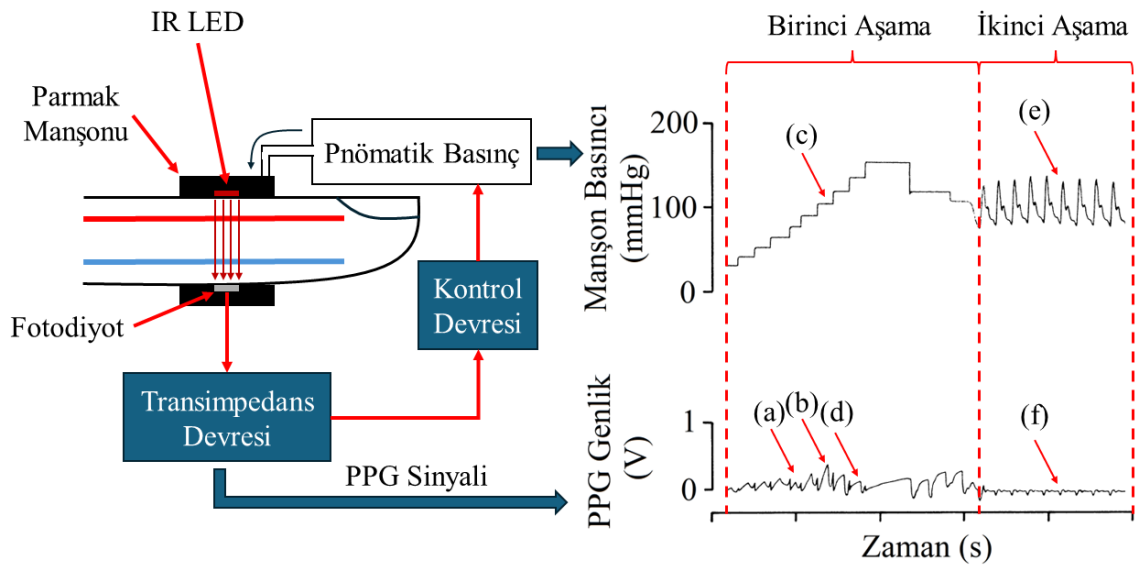
Volüm-klamp yöntemi gerçek zamanlı kan basıncı ölçümünü olanaklı kılan invazif olmayan yöntemlerden birisidir (Javorka vd., 2021). Temel olarak üç bileşenden oluşmaktadır. Bunlar sırasıyla kızılötesi (IR) LED ve fotodiyottan oluşan fotopletizmogram (PPG) sensörü (1.7.1.'de detaylı olarak anlatılacaktır), PPG sensörünü de içine alacak şekilde parmağı saran küçük bir manşon yapısı ve manşon basıncını kontrol eden ve yüksek hızlı servo pompadan oluşan pnömatik basınç sistemidir (Silke & McAuley, 1998). Volüm-klamp yöntemi ile gerçek zamanlı kan basıncı ölçümünün temelinde bir arterin atımının, yani arterin en geniş olduğu durumdaki arter çapı ile arterin en dar olduğu durumdaki arter çapı arasındaki farkın, sıfır transmural durumunda, yani arter içindeki basıncın arteri çevreleyen dokuların basıncına eşit olması durumunda, maksimum olması durumu bulunmaktadır (Convertino vd., 2016). Bu nedenle parmak üzerine yerleştirilen sistemde arter çevresindeki dokunun basıncını, arter içindeki basınca eşitlemek için parmak manşonu kullanılmıştır. Ayrıca arterin, parmak manşonunun hangi basınç değerinde maksimum genişliğe ulaştığını belirleyebilmek amacıyla arter içerisindeki kan yoğunluğunu tespit edebilen PPG sensörü kullanılmıştır. Sisteme ait bileşenler Şekil 9'da detaylı olarak gösterilmiştir.

Volüm-klamp yöntemi ile kan basıncının ölçümü Şekil 9'da da gösterildiği üzere temel olarak iki aşamada gerçekleştirilmektedir. Bu aşamalarda yapılan işlemler sırası ile şu şekildedir;

- İlk aşama ölçümün yapılacağı parmakta bulunan arterin atımının maksimum olduğu durumun bulunması aşamasıdır. PPG sinyallerinin arter içerisindeki kan yoğunluğunu yansıtan sinyaller olduğu düşünüldüğünde, PPG sinyallerinin genliğinin maksimum olduğu manşon basınç değerinin bulunması gerekmektedir.

Bunun için parmak çevresine sarılan manşonun basıncı pnömatrik basınç sistemi yardımıyla kademeli olarak artırılarak her kademede PPG sinyallerinin genliğinde meydana gelen değişimler takip edilir. Manşon basıncının arter basıncının altında olduğu durumda, arterin kollabe olmasından dolayı arter atımı düşük olacaktır. Diğer taraftan, manşon basıncının arter basıncının üzerinde olduğu durumda ise, arter aşırı bir şekilde gerilip sertleşerek yine arter atımının azalmasına sebep olacaktır. Bu nedenle, manşon basıncının arter basıncına eşit olması sağlanarak maksimum PPG genliği, yani maksimum arter atımı elde edilir. Böylece arter iç basıncı ile arter dış basıncı eşitlenerek arter duvarındaki yük boşaltılmış olur. Bu durumun sağlanması için pnömatrik basınç sistemi tarafından manşona uygulanan basınç arter basıncının ortalama değerine eşittir.

- İkinci aşamada gerçek zamanlı olarak arteriyel kan basıncı ölçümü gerçekleştirilmektedir. Bunun için PPG sinyali sabit bir değerde tutulmaya çalışılır. PPG sinyalinin sabit bir değerde kalabilmesi için arter genişliğinin sabit kalması gerekmektedir. Bu durumun sağlanması için de pnömatrik basınç sistemi, PPG sinyalinden geri besleme alarak manşon basıncını ayarlar. PPG sinyalini sabit tutmak için pnömatrik sistem tarafından manşona uygulanan basınç arter basıncına eşit olmak zorundadır. Böylece arter duvarında meydana gelen basınç her zaman sıfır olacaktır. Bu süreçte pnömatrik basınç sistemi tarafından manşona uygulanan basınç bilindiğinden dolayı arteriyel kan basıncı da belirlenmiş olur.



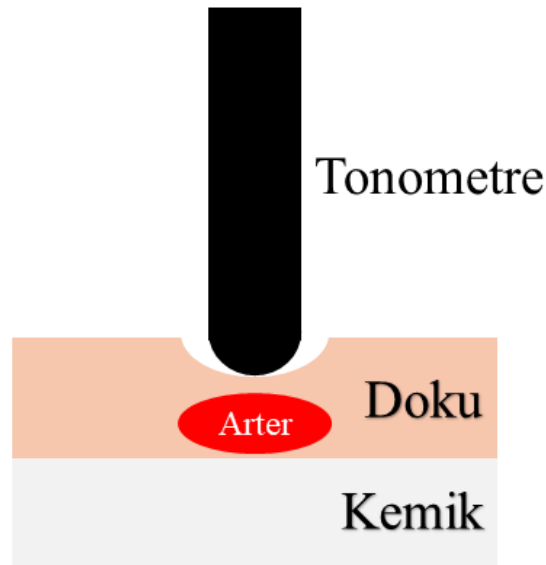
Şekil 9. Volüm-klamp yöntemiyle kan basıncının ölçülmesi (Imholz vd., 1998)

Şekil 9’da gösterilen (a) noktasında manşon basıncı arter basıncından düşük, (b) noktasında manşon basıncı arter basıncına eşit, (d) noktasında ise manşon basıncı arter basıncından büyüktür. (c) noktası arter basıncının manşon basıncına eşit olduğu basınç değerini göstermektedir. (e) bölgesi PPG sinyalini sabit tutmak için pnömatik basınç sistemi tarafından manşona uygulanan basınç değişimini göstermektedir. (f) bölgesi ise değişen manşon basıncına bağlı olarak sabit değerde tutulan PPG sinyalini göstermektedir.

Kan basıncının sürekli ölçümü için invazif olmayan bir yöntem olan volüm-klamp yönteminin doğruluğu klinik çalışmalarla gösterilmiştir (Imholz vd., 1991; Lindqvist, 1995). Ancak yapılan bazı çalışmalar ise volüm-klamp yönteminde otomatik yeniden kalibrasyonla bağlantılı problemlerin ve sistolik kan basıncı değerinin normalden yüksek tahmin edilmesi gibi sorunlarının olduğunu göstermektedir (Birch & Morris, 2003; Ristuccia vd., 1997). Ayrıca kişinin parmağında sürekli olarak basıncı değişen bir manşonun olması rahatsız edici bir durum olabilir.

1.5.5. Tonometri Yöntemi

Tonometri yöntemi de volüm-klamp yöntemi gibi sürekli kan basıncı ölçümüne olanak sağlayan ve invazif olmayan bir yöntemdir (Kemmons vd., 1991). Volüm-klamp yönteminden farklı olarak, tonometri yöntemi şişirilmesi gereken bir manşona ihtiyaç duymamaktadır.



Şekil 10. Tonometri yöntemiyle kan basıncının ölçülmesi

Tonometri yönteminin temelini Şekil 10'da gösterildiği üzere tonometre ismi verilen ve içerisinde basınç dönüştürücüsü bulunduran yapı oluşturmaktadır. Tonometre ismi verilen bu yapı basınç dalga değişimlerini algılamak için kullanılmaktadır (Salvi vd., 2015). Yüzeysel bir arterin eğriliğini, uygun basınç değerlerini elde edebilmek amacıyla yeterli kemik desteğiyle birlikte invazif olmayan bir şekilde arter üzerine dik bir basınç uygulayarak düzeltme prensibine dayanmaktadır (Drzewiecki vd., 1983). Bu işlem için kullanılan tonometre daha sonra her kalp atımıyla birlikte arterde meydana gelen basınç değişimlerini ölçerek elde ettiği sonuçları arteriyel kan basıncını hesaplamak için kullanır.

Tonometri yöntemi sürekli kan basıncı ölçümü için manşonsuz ve invazif olmayan bir avantaj sağlasa da bazı dezavantajlara sahip olduğu da unutulmamalıdır. Tonometri yönteminde kullanılan ve içerisinde basınç dönüştürücüsü bulunduran tonometre hareketlere karşı oldukça hassastır. Bu nedenle ölçüm esnasında meydana gelebilecek herhangi bir hareket çıkış sinyalinde bozucu etkilere neden olabilir. Ayrıca tonometrenin arter üzerine hassas bir şekilde yerleştirilmesi gerekmektedir. Bu durum ise tecrübe gerektiren bir durumdur ve her bireyin tek başına kullanımı için uygun değildir. Son olarak tonometri yönteminde sıklıkla kalibrasyon işleminin yapılması gerekmektedir. Bu da rutin ölçümler için kullanılmasını zorlaştırmaktadır.

Buraya kadar beş başlık altında anlatılan kan basıncı ölçüm yöntemlerinin haricinde kan basıncının ölçümü için ultrasonik yöntem ve palpasyon yöntemi gibi birçok farklı yöntem bulunmaktadır. Ancak bu yöntemler rutin ölçümlerde ve tıbbi teşhislerde çok fazla tercih edilmemektedirler. Örnek vermek gerekirse palpasyon yöntemi sadece sistolik kan basıncının ölçümünde kullanılabilen bir yöntemdir (Sahu & Bhaskaran, 2010). Bu nedenle kan basıncının ölçümünde pek tercih edilmezler.

Altın standart olarak da nitelendirilen invazif kan basıncı ölçüm yönteminin dışında görüldüğü üzere invazif olmayan sürekli kan basıncı ölçüm yöntemleri avantajlarının yanında birçok dezavantaja da sahiptir. Özellikle yöntemlerin sürekli kalibrasyon işlemi gerektiriyor olması rutin kullanımlar için bu yöntemleri kullanışsız hale getirmektedir. Ayrıca hem volüm-klamp yönteminde hem de tonometri yönteminde sürekli kan basıncı ölçümü için ölçüm noktasına basınç uygulanması ihtiyacı, bu yöntemi kullanacak olan kişilerde rahatsızlık oluşturabilmektedir. Bu nedenle günümüzde kan basıncının invazif olmayan bir şekilde sürekli ölçümü için birçok çalışma yürütülmektedir. Bu çalışmalar elektrokardiyogram (EKG) ve fotopletismogram (PPG) gibi farklı biyolojik sinyallerin kan basıncının tahmin edilmesinde kullanılabilirlikleri üzerine yapılmaktadır.

1.6. Kan Basıncı Ölçüm Cihazları (Sfigmomanometre)

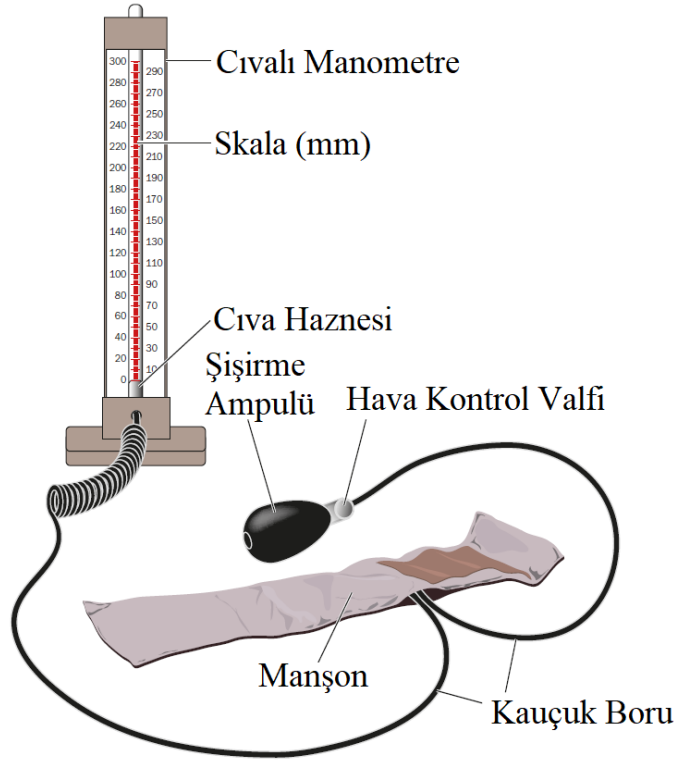
Sfigmomanetreler, bir stetoskop, piezo sensör ya da mikrofonun yanında basıncı ölçmek için kalibre edilmiş bir manometreden (cıvalı veya aneroit) ve bir şişirme sisteminden oluşan, sistolik ve diastolik kan basıncının ölçümünde kullanılan aletlerdir (Perloff vd., 1993). Kan basıncının ölçümünde kullanmak için birçok farklı yöntemin bulunması gibi, bu yöntemleri kullanarak kan basıncının ölçümünü gerçekleştiren birçok farklı cihaz da bulunmaktadır ve tıbbi uygulamalarda kullanılmaktadır. Tıbbi uygulamalarda en çok kullanılan ve tercih edilen tansiyon ölçüm cihazları, cıvalı tansiyon ölçüm cihazları, havalı (aneroit) tansiyon ölçüm cihazları ve elektronik tansiyon ölçüm cihazları olarak listelenebilir. Bu tansiyon ölçüm cihazları birbirleri ile karşılaştırıldıklarında birçok açıdan (kullanım kolaylığı, doğruluk, çevresel kirlilik vb.) avantajlara ve dezavantajlara sahip oldukları görülmektedir. Yapılan bir çalışmada bu üç tansiyon ölçüm cihazının ölçüm doğrulukları karşılaştırılmış ve elektronik tansiyon ölçüm cihazlarının neredeyse cıvalı tansiyon ölçüm cihazları kadar doğru olduğu, aneroit olanlarda ise daha yüksek başarısızlık oranının olduğu görülmüştür (Stevens vd., 2011). Ancak yapılan başka bir çalışmada aneroit tansiyon ölçüm cihazlarının, elektronik tansiyon ölçüm cihazlarından daha iyi doğruluğa sahip oldukları iddia edilmiştir (Shahbabu vd., 2016).

1.6.1. Cıvalı Tansiyon Ölçüm Cihazı

Günümüzde teknolojinin ilerlemesi ile kan basıncı ölçüm cihazları tamamen otomatik hale gelmiş ve her kullanıcı tek bir tuşa basarak sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerini otomatik olarak hiçbir uzman desteği olmadan ölçebilmektedir. Cıvalı tansiyon ölçüm cihazları teknoloji çağının çok öncesinde icat edilmiş ve kullanılmaya başlanmış olsalar da günümüzde hala kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle ölçülmesi açısından altın standart olarak kabul edilmektedirler (Pickering, 2003). Hatta sağlık kuruluşları tarafından, hastaların evde kan basıncı ölçüm cihazlarını ilk kullanımdan önce denetlemelerini ve bu cihazları cıvalı tansiyon ölçüm cihazlarına göre kalibre etmelerini önermektedirler (Johnson vd., 1999). Cıvalı tansiyon cihazlarının bu avantajlarının yanında bakımlarının sıklıkla yapılması gerektiği ve aksi bir durumda ölçümlerin hatalı olabileceği durumu da göz önünde bulundurulmalıdır. Ayrıca bu cihazları kullanarak doğru bir şekilde ölçüm gerçekleştirebilmek için iyi bir gözlemci olmak gerekmektedir (Markandu vd., 2000). Bunların dışında ve en önemlisi de içerisinde toksik bir madde olan cıvanın bulunmasıdır.

Cıva, özgül ağırlığı 13.6g/cm^3 olan ve hem insan vücudu için hem de doğa için oldukça zararlı olan ağır bir metaldir (Bernhoft, 2012). İnsan vücudunda yıkıcı etkilere sahip olan cıva, doğaya karıştığında ise yok edilememekte ve yer altı sularına karışarak doğal yaşamı ve diğer canlıları olumsuz etkilemektedir. Bu nedenle birçok ülke klinik kullanımlar başta olmak üzere her alanda cıva kullanımını azaltmaya veya tamamen kaldırmaya yönelik çalışmalar yürütmektedir (Buchanan vd., 2011).

Cıvalı tansiyon ölçüm cihazları manşon, şişirme ampulü, kauçuk borular ve basınç değerini gözlemlemek için cıvalı manometreden oluşurlar. Sistemin genel yapısı Şekil 11’de gösterilmiştir. Cıvalı tansiyon ölçüm cihazı ile kan basıncının ölçümünde Şekil 11’de gösterilenlere ek olarak Korotkoff seslerini dinlemek amacıyla stetoskop da kullanılmaktadır.



Şekil 11. Cıvalı tansiyon ölçüm cihazının yapısı (Valler-Jones & Wedgbury, 2005)

Cıvalı tansiyon ölçüm cihazı ile kan basıncının ölçümü oskültatuar yöntemi kullanılarak gerçekleştirilebilmektedir. Bunun için sırasıyla şu adımlar uygulanır;

- Manşon tansiyonu ölçülecek olan kişinin sağ ya da sol koluna kalp hizasında olacak şekilde yerleştirilir. Bu işlemden sonra skala üzerinden cıvanın sıfır seviyesinde olduğu kontrol edilir.

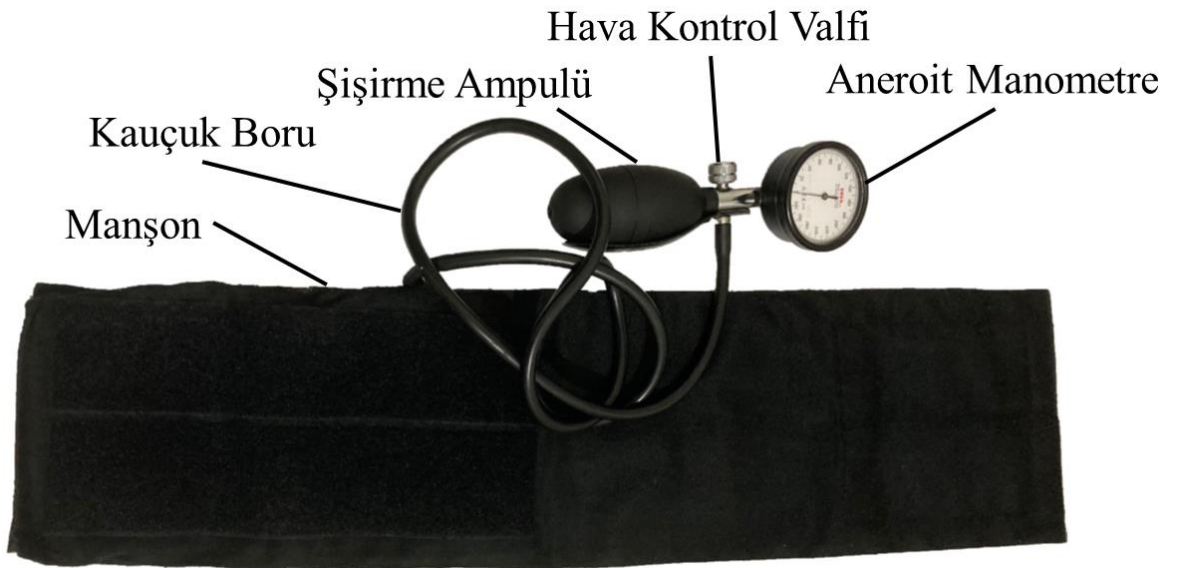
- Bir stetoskop manşonun bağlandığı koldaki brakial arter üzerine manşona yakın olacak şekilde yerleştirilir.
- Hava kontrol valfi kapalı konuma getirildikten sonra, şişirme ampulü yardımıyla manşon şişirmeye başlanır. Bu süreçte manşon basıncı cıvalı manometre üzerindeki skaladan takip edilir.
- Manşonun şişirilme işlemi sistolik kan basıncının üzerine çıkana kadar devam edilir. Sistolik kan basıncının tahmini değeri stetoskop üzerinden Korotkoff seslerinin dinlenmesi ile gerçekleştirilir.
- Manşon basıncı sistolik kan basıncının yaklaşık 30 mmHg üzerine çıktıktan sonra manşonun şişirilme işlemi bitirilir ve hava kontrol valfi yavaşça açılarak manşondaki havanın yavaş yavaş boşalması, yani manşon basıncının yavaş yavaş düşmesi, sağlanır. Hava kontrol valfinin açılma derecesi ise manşon basıncının saniyede 2 – 3 mmHg düşeceği şekilde olmalıdır. Bu süreçte bir taraftan Korotkoff sesleri stetoskop üzerinden dinlenirken diğer taraftan cıvalı manometrenin skalası üzerinden manşon basıncı takip edilir.
- Stetoskop üzerinden Korotkoff seslerinin ilk duyulduğu basınç değeri sistolik kan basınç değeri olarak kaydedilir. Bu sürecin devamında Korotkoff seslerinin şiddeti giderek artmaya başlar.
- Manşon basıncının düşmeye devam etmesiyle birlikte artan Korotkoff sesleri belli bir basınç değerinde maksimum seviyesine ulaşır ve manşonun bu basınç değerinde Korotkoff sesleri ile paralel olarak cıvalı manometrenin skalasında cıvanın yukarı aşağı hareketleri bariz bir şekilde gözlemlenebilir. Burada aslında osilometrik yöntemin etkileri gözükmemektedir.
- Basınç değerinin düşmeye devam etmesiyle birlikte stetoskop üzerinden duyulan Korotkoff sesleri de giderek zayıflamaya başlar. En son duyulan Korotkoff sesinin ardından cıvalı manometreden okunan basınç değeri diastolik kan basıncı değeri olarak kaydedilir.
- Böylece tansiyon ölçümü tamamlanmış olur ve manşon içindeki hava, hava kontrol valfi yardımıyla hızlıca boşaltılır.

Cıvalı tansiyon ölçüm cihazları, yapısında bulundurduğu cıva nedeniyle pek tercih edilmemektedir. Ancak invazif olmayan bir ölçüm cihazı olmasının yanında mmHg cinsinden ifade edilen kan basıncı değerlerinin cıvalı manometre kullanılarak ölçülmesi bu cihazların doğruluğunu büyük ölçüde artırmaktadır.

1.6.2. Havalı (Aneroit) Tansiyon Ölçüm Cihazı

İnvazif olmayan tansiyon ölçüm cihazları arasında cıvalı tansiyon ölçüm cihazları altın standart olarak kabul edilmelerine ve yüksek doğrulukta ölçüm yapabilmelerine rağmen içerisinde bulunan toksik madde nedeniyle yerini havalı (aneroit) tansiyon ölçüm cihazlarına bırakmıştır (Shah vd., 2012). Aneroit tansiyon ölçüm cihazları, cıvalı tansiyon ölçüm cihazlarıyla oldukça benzer özelliklere ve ölçüm doğruluğuna sahiptir. Cıvalı tansiyon ölçüm cihazlarının tüm bileşenlerini içinde barındıran aneroit tansiyon cihazlarının cıvalı olan modellerinden tek farkı basınç ölçümü için cıvalı manometre yerine mekanik bileşenlerden oluşan aneroit manometre kullanılmasıdır. Aneroit manometreler cıvalı olan modeller ile karşılaştırıldığında mekanik bir yapıya sahip olmaları sebebiyle bu mekanik parçaların yorulmaya maruz kalmaları büyük bir dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır (Yarows & Qian, 2001). Bu nedenle, aneroit cihazların düzgün çalışabilmeleri ve ölçüm doğruluklarını sürdürebilmeleri için belirli zaman aralıklarında bakımlarının ve kalibrasyon işlemlerinin yapılması gerekmektedir (Canzanella vd., 2001).

Aneroit cihazlar da cıvalı modellerde olduğu gibi kan basıncının ölçümünde oskültatuar yöntemini kullanmaktadır. Bu nedenle aneroit cihazlarla ölçüm yaparken cıvalı modellerde olduğu gibi stetoskop ihtiyacı bulunmaktadır. Aneroit cihazlarla kan basıncının ölçümünde basınç değerleri aneroit manometre üzerinden takip edilmektedir. Örnek bir aneroit tansiyon ölçüm cihazı Şekil 12’de gösterilmiştir.



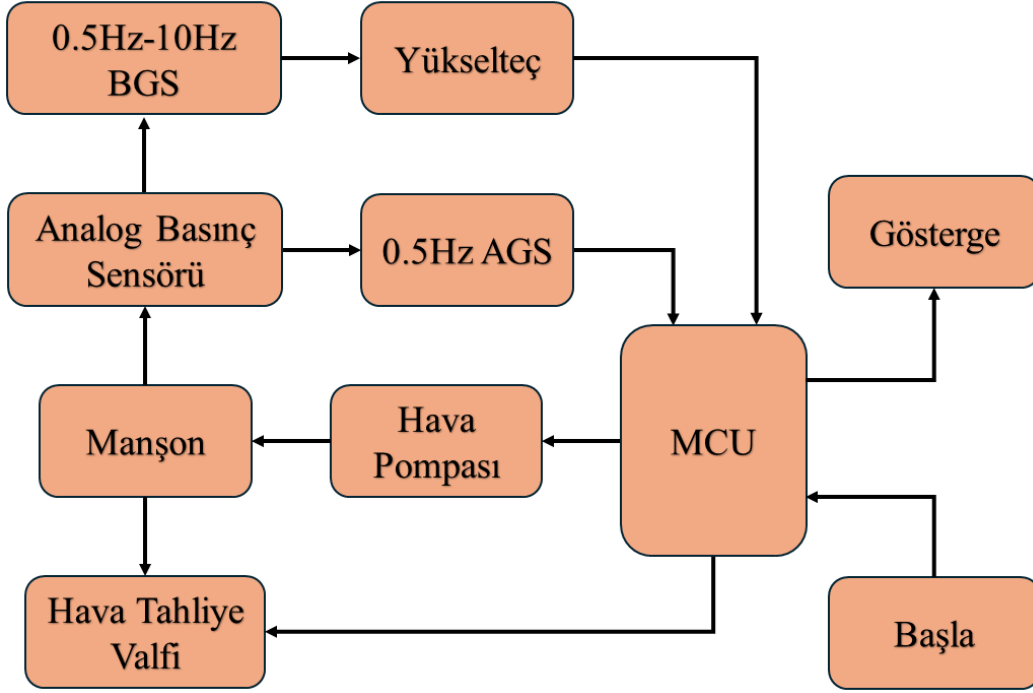
Şekil 12. Aneroit tansiyon ölçüm cihazı

1.6.3. Elektronik Tansiyon Ölçüm Cihazı ve Tansiyon Holter Cihazı

Kan basıncının ölçümünde kullanılmak üzere geliştirilen ilk ölçüm cihazları basit bir yapıya sahip olan cıvalı tansiyon ölçüm cihazları ve mekanik bir yapıya sahip olan aneroit tansiyon ölçüm cihazlarıdır. Bunlar arasında en eskisi cıvalı tansiyon ölçüm cihazı olup içerdği toksik madde nedeniyle zamanla aneroit modellere geçiş olmuştur. Ancak hem cıvalı model hem de aneroit model tansiyon ölçüm cihazlarında kullanılan oskültatuar yöntem nedeniyle, kan basıncının ölçümünün gerçekleştirilebilmesi için ölçümü yapacak olan kişinin bu konuda deneyimli ve iyi bir gözlemci olması gerekmektedir. Ayrıca oskültatuar yönteminin kullanıldığı bu cihazlarda bireylerin kendi kan basınç değerlerini ölçebilmesi de oldukça zordu.

Yarıiletken teknolojinin ilerlemesiyle birlikte mikroişlemciler (MPU) ve mikrokontrolcüler (MCU) neredeyse her alanda kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle mikroişlemcilerin ve mikrokontrolcülerin sağlık alanındaki kullanımlarıyla birlikte sadece hastanelerde ulaşılabilen hizmetler artık evlerde herkesin kolayca ulaşabileceği bir konuma gelmeyi başarmıştır. Elektronik tansiyon ölçüm cihazı da bu duruma en büyük örneklerden biri olarak gösterilebilir. Elektronik tansiyon ölçüm cihazlarıyla birlikte her birey kan basıncı değerlerini evlerinde herhangi bir tecrübe gerektirmeden tek bir tuşa basarak öğrenebilmektedir. Cıvalı ve aneroit tansiyon ölçüm cihazlarında ölçüm aşamaları deneyimli bir gözlemci tarafından yürütülürken, elektronik tansiyon ölçüm cihazlarında ise ölçüm aşamaları gelişmiş algoritmalar yardımıyla mikroişlemci ya da mikrokontrolcü tarafından gerçekleştirilmektedir (Muntner vd., 2019). Elektronik tansiyon ölçüm cihazlarında verilerin değerlendirilmesi dijital bir birim tarafından yapıldığından dolayı cıvalı ve aneroit tansiyon ölçüm cihazlarında olduğu gibi her gözlemcinin ölçüm sonuçlarını değerlendirmedeki farklılıkları da ortadan kalkmış olmaktadır.

Cıvalı ve aneroit tansiyon ölçüm cihazları kullanılarak kan basıncının ölçülmesi oskültatuar yöntem kullanılarak gerçekleştirilmesine karşın, günümüzde elektronik tansiyon ölçüm cihazlarında çoğunlukla osilometrik yöntem tercih edilmektedir (Pavan vd., 2012). Bunun en büyük nedeni ise kan basıncı ölçümü esnasında basınç sensörü üzerinde meydana gelen osilasyonların gerekli sinyal işleme ve filtreleme devreleri kullanılarak kolay bir şekilde gözlemlenebilir olmasıdır. Bu da osilometrik yöntemin elektronik tansiyon ölçüm cihazları tarafından kullanımını oldukça kolaylaştırmaktadır. Elektronik bir tansiyon ölçüm cihazının basit genel blok diyagramı Şekil 13'te gösterilmiştir.



Şekil 13. Elektronik tansiyon ölçüm cihazına ait genel blok diyagram

Şekil 13'te verilen blok şemaya göre elektronik tansiyon ölçüm cihazlarının tansiyon ölçüm prosedürleri şu şekilde gerçekleşmektedir;

- Tansiyon değerini ölçecek kişi manşonu uygun şartlarda vücuduna yerleştirdikten sonra (kol ya da bilek olabilir) başla düğmesine basarak tansiyon ölçüm işlemi için MCU'ya komut verilir ve MCU tansiyon ölçüm işlemine başlar.
- İlk olarak MCU, hava pompası yardımıyla manşonu şişirmeye başlar. Bu işlem esnasında hava tahliye valfi kapalı konumdadır. Ancak kullanılan bu valf özel bir valf olup çok küçükte olsa hava sızdırmaktadır. Bu özellik daha sonra kan basıncının ölçümü esnasında manşon basıncının yavaş yavaş düşürülmesinde kullanılacaktır. Fakat manşonun şişirilmesi esnasında hava pompası tarafından manşona gönderilen hava, hava tahliye valfinden çıkan havadan çok daha fazla olduğundan dolayı manşon basıncı giderek artacaktır.
- Manşonun şişirilme işlemi cıvalı ve aneroit tansiyon ölçüm cihazlarında da olduğu gibi manşon basıncı sistolik kan basıncının üzerine çıkana kadar devam etmektedir. MCU manşon basıncının sistolik basınç değerinin üzerine çıkıp çıkmadığına ise yükselteç katmanının çıkışındaki osilasyonu değerlendirerek karar verir.
- Manşon basıncının sistolik kan basıncının üzerine çıkmasıyla birlikte MCU hava pompasını durdurarak manşona olan hava akışını durdurur. Bu işlemden sonra

manşon içerisindeki hava, kapalı konumdaki hava tahliye valfi üzerinden yavaş yavaş boşaltılır. Böylece manşon basıncı giderek düşmeye başlar.

- Manşon basıncı daha önceden kalibre edilmiş analog basınç sensörü üzerinden takip edilir. Sistemde analog basınç sensörünün kullanılma nedeni ise bu sensörün çıkışından elde edilen analog sinyalin, analog filtre ve sinyal işleme devreleri ile işlenip osilasyon verisinin bu sinyal üzerinden çıkarılabiliyor olmasıdır. Analog basınç sensörünün çıkışındaki gürültüyü azaltmak amacıyla da 0.5 Hz köşe frekansına sahip alçak geçiren süzgeç (AGS) kullanılmıştır. AGS çıkışındaki gerilim değeri MCU üzerindeki analog-dijital dönüştürücü (ADC) tarafından okunduktan sonra gerekli dönüşüm işlemleri yapılarak basınç değerine dönüştürülür.
- Analog basınç sensörünün çıkışı ayrıca osilasyon sinyalinin elde edilebilmesi amacıyla 0.5 Hz – 10 Hz köşe frekans değerlerine sahip band geçiren süzgeç (BGS) devresine bağlanır ve daha sonra düşük genliklerde elde edilen osilasyon sinyali yükselteç katmanı ile yükseltilerek ADC tarafından okunabilir hale getirilir.
- Manşon basıncı düşmeye devam ederken hem basınç verisi hem de osilasyon verisi MCU tarafından kaydedilir. Osilasyon genliği manşon basıncının düşmesiyle birlikte önce artar daha sonra azalmaya başlar.
- Manşon basıncı diastolik kan basıncının altına düştüğünde MCU hava tahliye valfini tamamen açarak manşondaki havanın tamamını boşaltır ve ölçümü bitirir.
- Kaydedilen basınç ve osilasyon verileri gelişmiş algoritmalar tarafından değerlendirilerek ilk olarak ortalama arter kan basıncı osilasyon sinyallerinin maksimum noktasından çıkarılır. Daha sonrasında ise bu değer referans alınarak ampirik bağıntılar aracılığıyla sistolik ve diastolik kan basıncı değerleri hesaplanır. Hesaplanan sistolik ve diastolik kan basıncı değerleri göstergeye gönderilerek kullanıcıya aktarılır.

Elektronik tansiyon ölçüm cihazları tamamen otomatik olmaları nedeniyle günlük kullanımlarda ve hatta klinik uygulamalarda artık vazgeçilmez bir seçenek haline gelmiştir (Sharma vd., 2017). Ancak cıvalı ve aneroit modeller de dahil olmak üzere elektronik tansiyon ölçüm cihazları manşonlu sistemler olduklarından sürekli kan basıncı ölçümleri için pek de uygun değildir (Peng vd., 2020). Bazı durumlarda kan basıncının günlük takip edilmelerine ihtiyaç duyulmaktadır. Böyle durumlarda ise elektronik tansiyon ölçüm cihazının bir çeşidi olan tansiyon holter cihazları kullanılmaktadır. Ancak tansiyon holter

cihazları da gerçek anlamda sürekli kan basıncı ölçümü yapamamaktadırlar. Sadece belirlenen zaman aralıklarında manşon kullanarak kişinin tansiyon değerleri ölçülüp kaydedilmektedir. Bu nedenle günümüzde klinik uygulamalarda kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle yüksek doğrulukta sürekli takibi büyük bir eksiklik olarak yerini korumaktadır. Bu eksikliğin giderilmesi için yapılan birçok bilimsel çalışmada kan basıncının sürekli ölçümü, farklı biyolojik sinyaller kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmaktadır.

1.7. Sürekli Kan Basıncı Ölçümünde Kullanılan Sinyaller

Sürekli kan basıncı ölçümü günümüzde popüler bir araştırma konusu olarak yerini korumaktadır (Mukkamala vd., 2022). Bu çalışmalarda günümüzdeki klinik uygulamalarda kullanılan geleneksel manşonlu ölçüm sistemlerinin yerine, giyilebilir teknolojilerle daha uyumlu, kolay elde edilebilen ve her kalp atımında sistolik ve diastolik kan basınç değerlerinin tahminine olanak sağlayan biyolojik ve fizyolojik sinyaller kullanılmaktadır. Sürekli kan basıncının ölçümüne ilişkin yapılan bilimsel çalışmalarda öne çıkan sinyaller ise fotopletismogram (PPG) sinyalleri, elektrokardiyogram (EKG) sinyalleri ve farklı isimlerle de ifade edilebilen, piezoelektrik sensörler yardımıyla elde edilen palspletismogram (PuPG) sinyalleridir. Yapılan birçok çalışmada bu sinyaller tek başlarına ya da birlikte kullanılarak farklı öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Elde edilen öznitelik vektörleri kullanılarak da regresyon ve yapay sinir ağları modelleri ile sistolik ve diastolik kan basınç değerlerinin tahminleri gerçekleştirilmiştir.

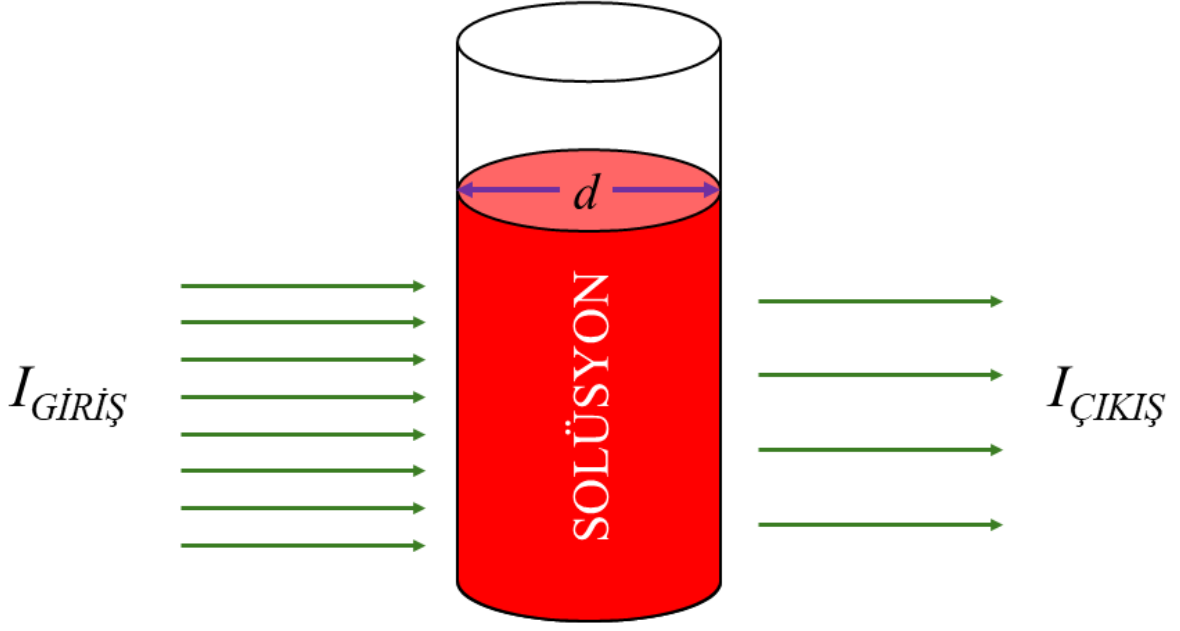
1.7.1. Fotopletismogram (PPG)

Pletismograf, bir organ ya da bir doku içerisindeki hacim değişikliklerini ölçmek için kullanılan bir araç olarak tanımlanabilir. Bu kelimenin kökenine inildiğinde ise, artan, içi dolu hale gelen, genişleyen anlamına gelen Yunanca “*plethysmos*” ve yazmak anlamına gelen Yunanca “*graphein*” kelimelerinden türetilmiş olduğu görülmektedir. Diğer taraftan atardamarlarda ya da kılcal damarlarda bulunan kanın yoğunluğundaki ya da hacmindeki değişimin invazif olmayan optiksel yöntemlerle algılanması sonucunda elde edilen fizyolojik sinyaller ise fotoelektrik pletismogram ya da kısaca fotopletismogram (PPG), bu sinyalleri kaydetmek için kullanılan cihazlar ise fotoelektrik pletismograf ya da fotopletismograf olarak isimlendirilmektedirler (Kyriacou & Allen, 2021).

PPG üzerine yapılan ilk çalışmaların 1930'lu yıllarda ortaya çıktığı görülmektedir (Hawley Cartwright, 1930; Matthes, 1935; Molitor & Kniazuk, 1936). 1937 yılına gelindiğinde ise fotoelektrik pletismografi terimi ilk defa kullanılmış olup deri üzerine yerleştirilen bir ışık kaynağı ve ışık detektörü yardımıyla deri yüzeyine gönderilen ışığın geri yansıyanlarının toplanmasıyla elde edilen sinyal ile derideki kan hacmi arasında ilişki olduğu keşfedilmiştir (Hertzman, 1937). Bu keşif üzerinden on yıllar geçmesiyle birlikte yarıiletken teknolojisindeki gelişmelerle PPG teknolojisi artık neredeyse tüm insanların hayatında yer bulmuş durumdadır. PPG sinyalleri günümüzde tıbbi alanda kan oksijen saturasyonu (SpO_2) ve nabız (HR) ölçümünde sıklıkla kullanılmaktadır. Tıbbi kullanımları haricinde günlük hayatta akıllı saatlerde, cep telefonlarında nabız, sportif faaliyetler, uyku ve solunum gibi sağlık verilerinin takibinde de bu teknolojinin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Bunların haricinde yine PPG sinyalleri kan basıncının tahmini, uyku apnesinin belirlenmesi, kalp aritmisinin teşhisi, mental rahatsızlıkların tespit edilmesi gibi konularda da bilimsel araştırmalarda kullanılmıştır (Shin & Min, 2017; Jeon & Kang, 2019; Yildirim & Kayikcioglu, 2018; Kalra & Sharma, 2023).

PPG sinyalleri invazif olmayan bir yöntemle, karmaşık sensör yapılarına ve okuma devrelerine ihtiyaç duyulmadan kolaylıkla elde edilebilen sinyallerdir. PPG sinyallerinin elde edilmesinde kullanılan sensör yapısı temel olarak üç bileşenden oluşmaktadır. Bunlar sırasıyla bir ışık kaynağı, bir foto detektör ve bir okuma devresidir. Işık kaynağı olarak günümüzde oldukça verimli olan ve çok küçük boyutlarda üretilen LED'ler, foto detektör olarak oldukça hızlı tepki sürelerine sahip olan ve yine çok küçük boyutlarda üretilen fotodiyotlar (PD) ve okuma devresi olarak da fotodiyotlar ile uyumlu, akım-gerilim dönüştürücü olarak da bilinen transimpedans yükselteç (TIA) devreleri tercih edilmektedir. Okuma devrelerine ek olarak ihtiyaca göre analog filtre devreleri ve yükselteç devreleri de kullanılabilir.

PPG sinyallerinin elde edilme aşamasına geçilmeden önce bu teknolojinin teorisini en iyi şekilde açıklayan ve temelini oluşturan Beer-Lambert Yasası'nın anlaşılması gerekmektedir. Belli bir yoğunluktaki ışığın belli bir solüsyon içerisinden geçmesi durumunda, ışığın bir kısmı geri saçılır, bir kısmı solüsyon tarafından soğrulur ve bir kısmı ise solüsyon içerisinden geçerek karşı tarafa ulaşır. Karşı tarafa ulaşan ışığın yoğunluğu ise Beer-Lambert Yasası ile açıklanabilmektedir. Şekil 14'te $I_{GİRİŞ}$ yoğunluğuna sahip bir ışığın bir solüsyon içerisinde d mesafesi kadar yol kat ederek karşı tarafa $I_{ÇIKIŞ}$ yoğunluğu ile ulaştığı görülmektedir.



Şekil 14. Belli bir ışık yoğunluğunun bir solüsyon içerisinde geçerek soğrulması

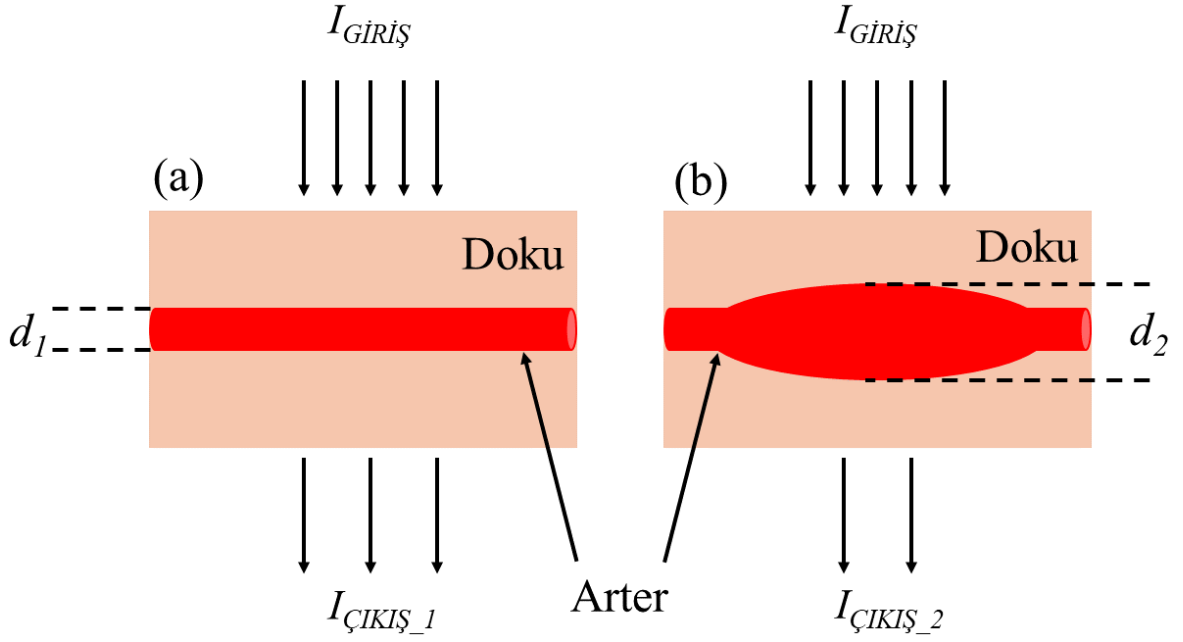
Şekil 14'te temsili olarak gösterilen belli bir yoğunluktaki ışığın solüsyon içerisinde geçerken soğrulması olayı Beer-Lambert Yasası ile Denklem (2)'de gösterildiği şekilde açıklanmaktadır (Adams & Hahn, 1979).

$$\log_{10} \frac{I_{\text{ÇIKIŞ}}}{I_{\text{GİRİŞ}}} = -kcd \quad (2)$$

Burada $I_{\text{GİRİŞ}}$ solüsyona giren ışık yoğunluğunu, $I_{\text{ÇIKIŞ}}$ solüsyondan çıkan (iletlen) ışık yoğunluğunu, k solüsyonun girişteki ışığı soğurma katsayısını, c solüsyonun konsantrasyonunu, d ışığın solüsyon içerisinde kat ettiği mesafeyi göstermektedir. Burada Denklem (2)'de gösterilen Beer-Lambert Yasası ile aslında bir solüsyon içerisinde belli bir konsantrasyonda bulunan bir maddenin belli bir dalgaboyundaki ışığı soğurma miktarı açıklanmaktadır. Bu durumda Denklem (2)'ye göre belli bir yoğunluktaki ışığın bir solüsyon içerisinde geçerken uğrayacağı soğrulma miktarının ışığın dalgaboyuna, ışığın solüsyon içerisinde ilerlerken maruz kaldığı mesafeye, solüsyon içerisindeki konsantrasyonun türüne ve miktarına bağlı olarak değiştiği söylenebilir.

Beer-Lambert Yasası kullanılarak PPG sinyallerinin oluşumu basit bir şekilde açıklanabilir. Bir kalp döngüsü mekanizması sistol evre ve diyastol evre olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. Sistol evresi, kalbin sıkışma evresi olup mitral kapak

kapanmasından aort kapak kapanmasına kadar olan süre olarak tanımlanır. Bu evrede kalp yüksek bir basınçla karıncık içerisindeki kanı atardamarlara pompalar. Bu basınç etkisi sonucunda atardamarlardaki çap genişler. Diyastol evresi ise, kalbin dinlenme evresi olup bir sonraki sistol evresinin başlangıcına kadar olan süreyi içerir. Bu evrede kalp dinlenme pozisyonunda olduğundan dolayı atardamarlara herhangi bir basınç uygulamaz ve sistol evrede genişleyen atardamar çapları diyastol evrede daralır (Fukuta & Little, 2008). Sistol ve diyastol evrelerinde atardamarlarda meydana gelen bu değişim Şekil 15’te gösterilmiştir.

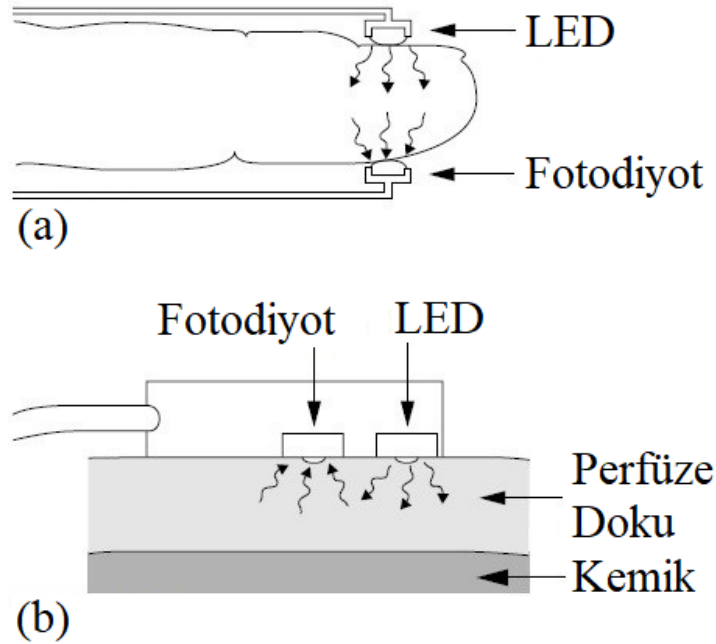


Şekil 15. Kalbin evrelerine göre atardamar çaplarında meydana gelen değişim (a) Diyastol evresi, (b) Sistol evresi

Şekil 15’te verilen diyastol ve sistol evrelerindeki arter çaplarında meydana gelen değişimler incelendiğinde kalp diyastol evresinde iken arter çapı d_1 olarak, kalp sistol evresinde iken arter çapı d_2 olarak verilmiştir. Denklem (2)’de yer alan solüsyon içerisindeki konsantrasyon, yani kan içerisindeki konsantrasyon hem sistol durumunda hem de diyastol durumunda aynı kabul edilebilir. Solüsyona gönderilen ışık yoğunlukları ($I_{GIRIŞ}$) da aynı kabul edilirse, bu durumda Denklem (2)’de değişen tek parametrenin d parametresi olduğu görülmektedir. Bu durumda $d_2 > d_1$ olduğu göz önünde bulundurularak bu parametreler Denklem (2)’de yerlerine konulursa $I_{ÇIKIŞ_1} > I_{ÇIKIŞ_2}$ olduğu görülebilir. Kalbin sistol ve diyastol evrelerinin ardışık bir şekilde tekrarlanması sonucunda, atardamar çaplarında sürekli olarak bir değişim meydana gelmektedir. Doku üzerinin sabit bir ışık kaynağı ile

aydınlatıldığı düşünüldüğünde ise atardamar çaplarında meydana gelen bu değişim sonucunda doku içerisinde geçebilen ışık yoğunluğunun değişime uğrayacağı söylenebilir. Bu değişimlerin bir fotodiyot yardımı ile algılanıp elektriksel sinyallere dönüştürülmesi sonucunda da PPG sinyalleri elde edilmektedir.

PPG sinyalleri Şekil 16'da görüldüğü üzere iki farklı sensör yapısı kullanılarak elde edilebilmektedir. Şekil 16'da gösterilen sensör yapılarına bakıldığında, PPG sensörünün üç temel bileşeninden ilk ikisi olan LED ve fotodiyotun konumlarının farklılık gösterdiği görülmektedir. Şekil 16a'da gösterilen iletimli sensör yapısında, ışık kaynağı olarak kullanılan LED ile foto detektör olarak kullanılan fotodiyot karşılıklı olarak yerleştirilmiştir ve PPG sinyallerinin alınacağı doku LED ile fotodiyot arasında bulunmaktadır. Şekil 16b'de gösterilen yansımali sensör yapısında ise, ışık kaynağı olarak kullanılan LED ile foto detektör olarak kullanılan fotodiyot aynı tarafta olacak şekilde yerleştirilmiştir ve PPG sinyallerinin alınacağı perfüze doku üzerine sensör yapısı direkt olarak yerleştirilmiştir. PPG sinyallerinin alınacağı perfüze doku üzerine sensör yapısı direkt olarak yerleştirilmiştir. PPG sinyalleri alınırken kullanılacak olan sensör yapısının seçimi ise, PPG sinyallerinin vücut üzerinden alınacağı bölgeye göre değişmektedir. Örneğin Şekil 16a'da gösterilen iletimli sensör yapısı ışık geçirgenliğinin yüksek olduğu parmak, kulak memesi gibi bölgelerde daha verimli çalışırken, Şekil 16b'de gösterilen yansımali sensör yapısı ise ışık geçirgenliğinin az olduğu alın, el bileği gibi bölgelerde daha verimli çalışmaktadır.

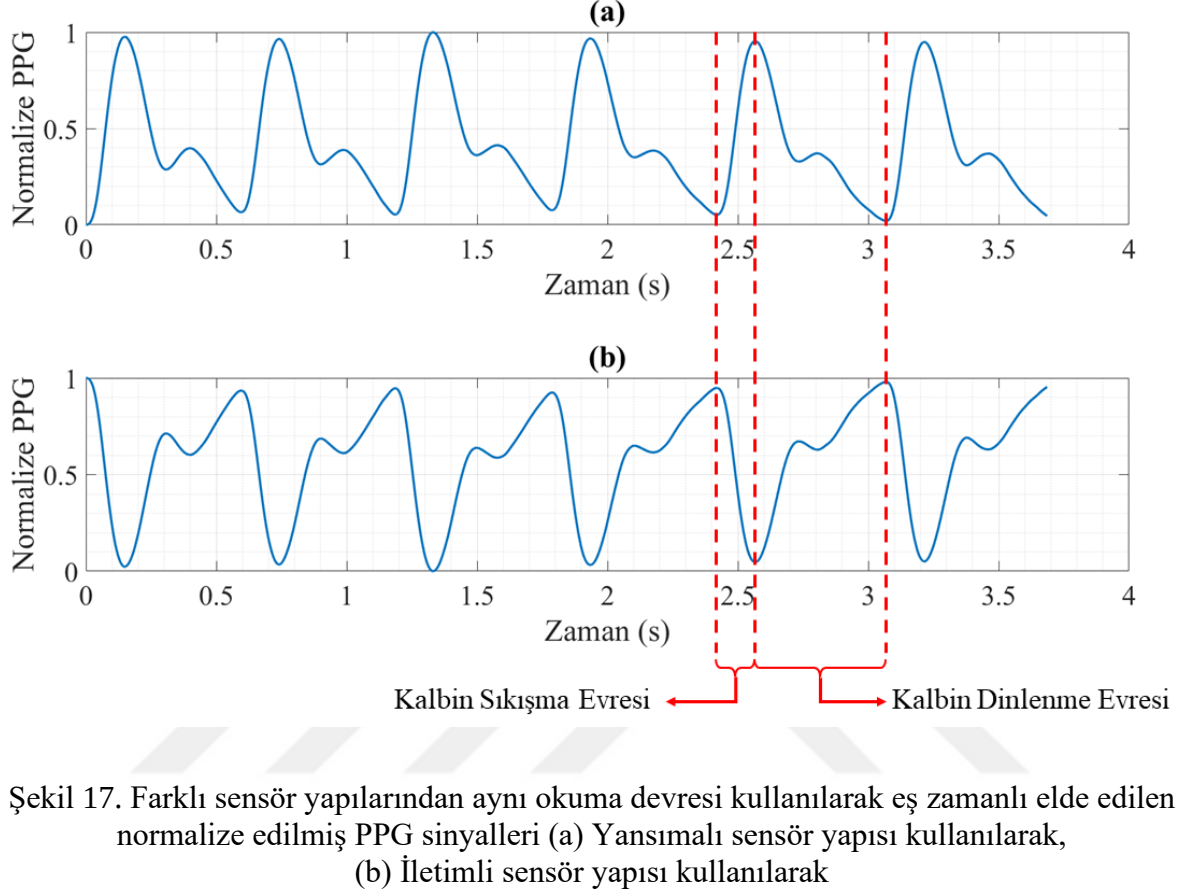


Şekil 16. PPG sensör türleri (a) İletimli sensör (b) Yansımali sensör (Webster, 2006)

Şekil 16'da gösterilen iletimli ve yansımali sensörler kullanılarak aynı doku üzerinden eş zamanlı alınan PPG sinyallerinin de birbirleri ile karşılaştırıldıklarında farklı oldukları görülmektedir. Şekil 16a'ya bakıldığında LED ile fotodiyotun karşılıklı olduğu ve ışık geçirgenliği yüksek olan dokunun LED ile fotodiyotun arasında yer aldığı görülmektedir. Bu durumda LED üzerinden gönderilen ışık doku üzerinden geçerken bir kısmı geri yansımakta, bir kısmı soğrulmakta ve büyük bir kısmı da doku içerisinden geçerek fotodiyota ulaşmaktadır. Doku içerisinden geçen ya da iletilen ışık yoğunluğu fotodiyot tarafından algılandığı için bu sensör yapısı iletimli sensör olarak isimlendirilmiştir. İletimli sensör yapısında PPG sinyallerinin oluşması ise doku içerisindeki kılcıl damarlarda bulunan kan yoğunluğu ile ters orantılı olacak şekilde gerçekleşmektedir. Kalbin atardamarlara kan pompalamasıyla doku içerisindeki kılcıl damarlarda bulunan kan hacminin artar ve LED tarafından gönderilen ışık doku içerisinde daha fazla soğrulur. Böylece fotodiyot üzerine düşen ışık yoğunluğu azalır. Kalp dinlenme evresine geçtiğinde ise kılcıl damarlar içerisinde bulunan kan hacmi azalır. Bu durumda LED tarafından gönderilen ışık doku içerisinde daha az soğrulur. Böylece fotodiyot üzerine düşen ışık yoğunluğu da artmış olur. Şekil 16b'ye bakıldığında ise LED ile fotodiyotun aynı tarafta olduğu ve sensör yapısının ışık geçirgenliği az olan dokunun üzerine yerleştirildiği görülmektedir. Bu durumda LED üzerinden gönderilen ışık doku üzerinden geçerken büyük bir kısmı geri yansıyarak fotodiyota ulaşmakta, bir kısmı soğrulmakta ve bir kısmı da doku içerisinden geçmektedir. Doku üzerinden yansıyan ışık yoğunluğu fotodiyot tarafından algılandığı için bu sensör yapısı da yansımali sensör olarak isimlendirilmiştir. Yansımali sensör yapısında PPG sinyallerinin oluşması ise doku içerisindeki kılcıl damarlarda bulunan kan yoğunluğu ile doğru orantılı olacak şekilde gerçekleşmektedir. Kalbin kasılmasıyla birlikte doku içerisindeki kılcıl damarlarda bulunan kan hacmi artar ve LED tarafından gönderilen ışık doku içerisinden daha fazla yansır. Böylece fotodiyot üzerine düşen ışık yoğunluğu artar. Kalp dinlenme evresine geçtiğinde ise kılcıl damarlar içerisinde bulunan kan hacmi azalır. Bu durumda LED tarafından gönderilen ışık doku içerisinde daha az yansır. Böylece fotodiyot üzerine düşen ışık yoğunluğu da azalmış olur. Bu durumun daha iyi anlaşılması amacıyla iki sensör yapısından eş zamanlı olarak elde edilen normalize edilmiş PPG sinyalleri Şekil 17'de gösterilmiştir.

Şekil 17 incelendiğinde kalbin sıkışma evresinde artan arter çapı yansımali sensör kullanılarak alınan PPG sinyalinin seviyesini yükseltirken, iletimli sensör kullanılarak alınan PPG sinyalinin seviyesini düşürmüştür. Aynı şekilde kalbin dinlenme evresinde azalan arter

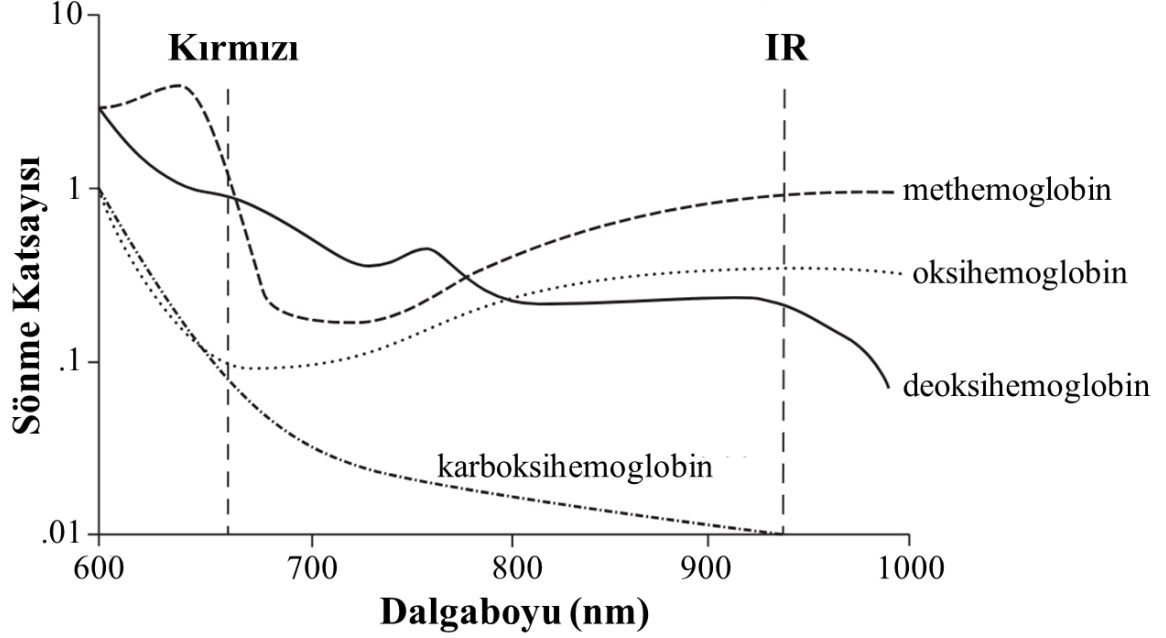
çapı yansımali sensör kullanılarak alınan PPG sinyalinin seviyesini düşürürken, iletimli sensör kullanılarak alınan PPG sinyalinin seviyesini yükseltmiştir.



Şekil 17. Farklı sensör yapılarından aynı okuma devresi kullanılarak eş zamanlı elde edilen normalize edilmiş PPG sinyalleri (a) Yansımali sensör yapısı kullanılarak, (b) İletimli sensör yapısı kullanılarak

PPG sinyallerinin elde edilmesi aşamasında PPG sinyallerini etkileyen en önemli parametrelerden birisi de PPG sinyalleri alınırken kullanılan LED'e ait dalgaboyu parametresidir (Lindberg & Öberg, 1991). Burada dalgaboyu parametresinin önemini açıklamadan önce PPG sinyallerinin elde edilmesinde kullanılan solüsyonun, yani kanın içeriğine bakmak gerekir. Beer-Lambert Yasası, bir solüsyon içerisinde bulunan belirli bir maddenin konsantrasyonuna bağlı olarak belli bir yoğunluktaki ışığı soğurma derecesini açıklamaktadır. Ayrıca Beer-Lambert Yasası'na ait olan Denklem (2) incelendiğinde denklem içerisindeki parametreler solüsyon içerisindeki incelenen özel bir maddeye ve bu maddenin konsantrasyonuna bağlı olarak belirlenmektedir. Kan ise, bir plazma içerisinde bulunan alyuvarlar, akyuvarlar ve trombositlerden oluşan, içerisinde birçok madde bulunduran bir solüsyondur (Atkins vd., 2017). Bu nedenle kanın içerisinde bulundurduğu bu maddelerin ışık absorpsiyon derecelerinin iyi bir şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir. Bunun için kan içerisinde bol miktarda bulunan ve kanda oksijen taşınmasını

sağlayan hemoglobin maddesi örnek olarak verilebilir. Hemoglobin maddesi kan içerisinde birçok farklı formda bulunabilir. Bu hemoglobin formlarının ışık dalgaboylarına göre ışığı soğurma katsayılarına ait grafikler Şekil 18’de gösterilmiştir.



Şekil 18. Yaygın hemoglobin formlarının ışık soğurma spektrumları (Webster, 2006)

Şekil 18’de verilen grafik incelendiğinde kan içerisindeki hemoglobin maddesinin farklı formlarının farklı dalgaboyundaki ışıkları farklı oranlarda soğurdukları görülmektedir. Burada y ekseninde sönme katsayısı olarak gösterilen değerler, Denklem (2)’de verilmiş olan Beer-Lambert Yasası’na ait formüldeki k parametresine karşılık gelmektedir. Bu durumda kan içerisindeki hemoglobin formları PPG sensörü içerisinde kullanılan LED’in dalgaboyuna bağlı olarak ışığı farklı oranlarda soğuracağı düşünülebilir. Bu nedenle kullanılan dalgaboyuna ve kan içerisinde bulunan hemoglobin formlarının konsantrasyonlarına bağlı olarak PPG sinyallerinin genlik parametreleri farklılık gösterecektir. Ancak PPG sinyallerinin morfolojik yapısı kan hacmine bağlı olarak değiştiğinden dolayı elde edilecek olan PPG sinyalinin morfolojik yapısı, PPG sensörü içerisinde kullanılan LED’in dalgaboyuna veya kan içerisindeki hemoglobin formlarının konsantrasyon değerlerine bağlı olarak değişmeyecektir.

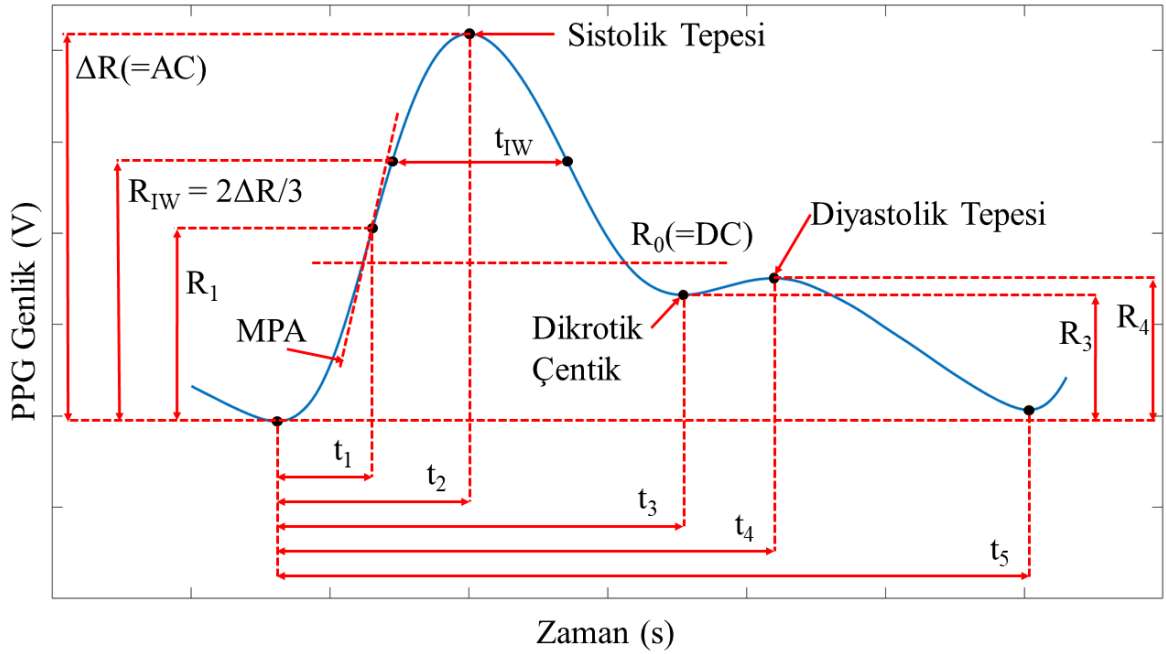
Şekil 18’de gösterilen grafikte oksihemoglobin (HbO_2) ve deoksihemoglobin eğrileri kullanılarak, günümüzde tıbbi alanda kan oksijen saturasyonunun ölçümü gerçekleştirilmektedir. Kan saturasyonunun ölçümünde 660 nm dalgaboyuna sahip kırmızı

LED ve 940 nm dalgaboyuna sahip IR LED kullanılmaktadır. Zaman bölmeli çoğullama (TDM) yöntemi kullanılarak eş zamanlı olarak kırmızı ve IR dalgaboylarına ait PPG sinyalleri elde edilmektedir. Elde edilen PPG sinyallerinin AC ve DC parametreleri kullanılarak da Denklem (3) yardımıyla bir R parametresi hesaplanır.

$$R = \frac{AC_{KIRMIZI}/DC_{KIRMIZI}}{AC_{IR}/DC_{IR}} \quad (3)$$

Hesaplanan R parametresi kan oksijen saturasyonunun hesaplanması için ikinci dereceden bir polinoma uydurulur. Böylece kan oksijen saturasyonunun yüzde olarak değeri elde edilmiş olur (Zonios vd., 2004).

PPG sinyalleri Şekil 19'da gösterildiği üzere morfolojik açıdan da yapısında birçok parametre barındırmaktadır. Bu parametrelerin klinik açıdan önemleri ise hala araştırılmaktadır. Bu parametrelerin değerlendirilmesinde, PPG sinyallerinin hangi sensör yapısında (iletimli ya da yansımali) alındığına da dikkat edilmelidir.

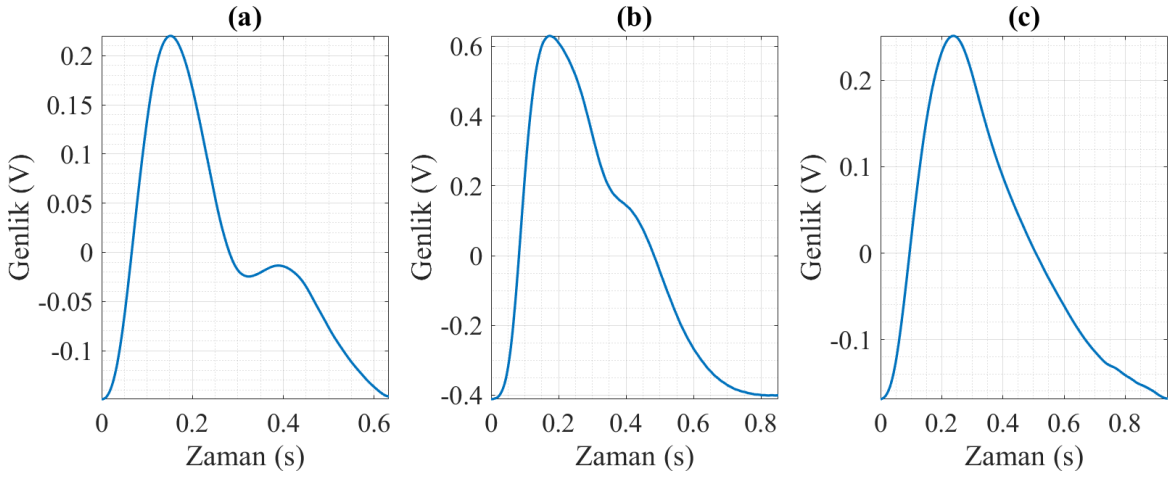


Şekil 19. PPG sinyalinin parametrelerinin gösterimi (Blazek vd., 2021)

Şekil 19'da t_1 parametresi darbe yükselme süresini, t_2 parametresi sistolik tepesine yükselme süresini, t_3 parametresi dikrotik çentiğe ulaşma süresini, t_4 parametresi diyastolik

tepesine ulaşma süresini, t_5 parametresi darbe süresini, t_{1w} parametresi sistolik tepesinin 2/3'ünde dalgalar arası süreyi, ΔR parametresi arteriyel darbe genliğini (PPG sinyalinin AC bileşeni), R_0 parametresi PPG sinyalinin DC bileşenini, R_1 bükülme noktası genliğini, R_2 ara minimum genliğini, R_4 diyastolik tepe genliğini ve MPA parametresi de maksimum darbe ivmesini göstermektedir.

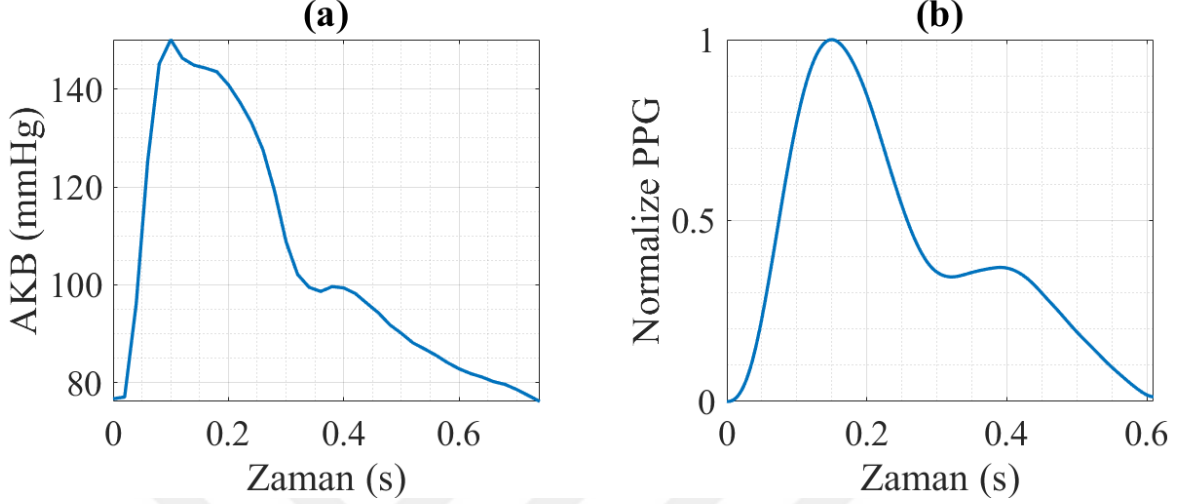
Şekil 19'da ideal bir PPG sinyaline ait parametreler tüm detayları ile gözükmemektedir. Ancak tüm bu parametrelerin belirgin bir şekilde gözükmesi durumu her zaman mümkün olamamaktadır. Özellikle yaşa bağlı olarak kardiovasküler sistemde meydana gelen değişiklikler nedeniyle damarlardaki kan hacminin değişimini gösteren PPG sinyallerinin morfolojik yapısında da değişimler meydana gelmektedir. Meydana gelen bu değişimler sonucunda yaşın ilerlemesiyle birlikte dikrotik çentik ve diyastolik tepe olarak isimlendirilen noktalar kaybolmakta ve sistolik tepesinden minimuma direkt bir iniş gözlemlenmektedir (Elgendi, 2012). Yaşın ilerlemesine bağlı olarak kişiye ait PPG sinyallerinde dikrotik çentik ve diyastolik tepenin kaybolması durumu Şekil 20'de gösterilmiştir.



Şekil 20. Yaşa bağlı olarak PPG sinyalinin morfolojik yapısının değişimi (a) Yaş: 31, (b) Yaş: 40, (c) Yaş: 64

Görüldüğü üzere PPG sinyalleri, yapısında birçok parametre barındıran, invazif olmayan optiksel yöntemlerle elde edilebilen ve direkt olarak atardamarlar içerisindeki kan hacmi ile ilişkili olan fizyolojik bir sinyaldir. Ayrıca Şekil 21'de de görüldüğü üzere arter katater kullanılarak invazif yöntemlerle elde edilen AKB sinyalleri ile invazif olmayan optiksel yöntemlerle elde edilen PPG sinyalleri morfolojik yapı bakımından incelendiğinde oldukça birbirlerine benzemektedir. Bu nedenle, kan basıncının manşonsuz ve invazif

olmayan yöntemlerle sürekli takibinde PPG sinyalleri tercih edilen sinyallerin başında gelmektedir.



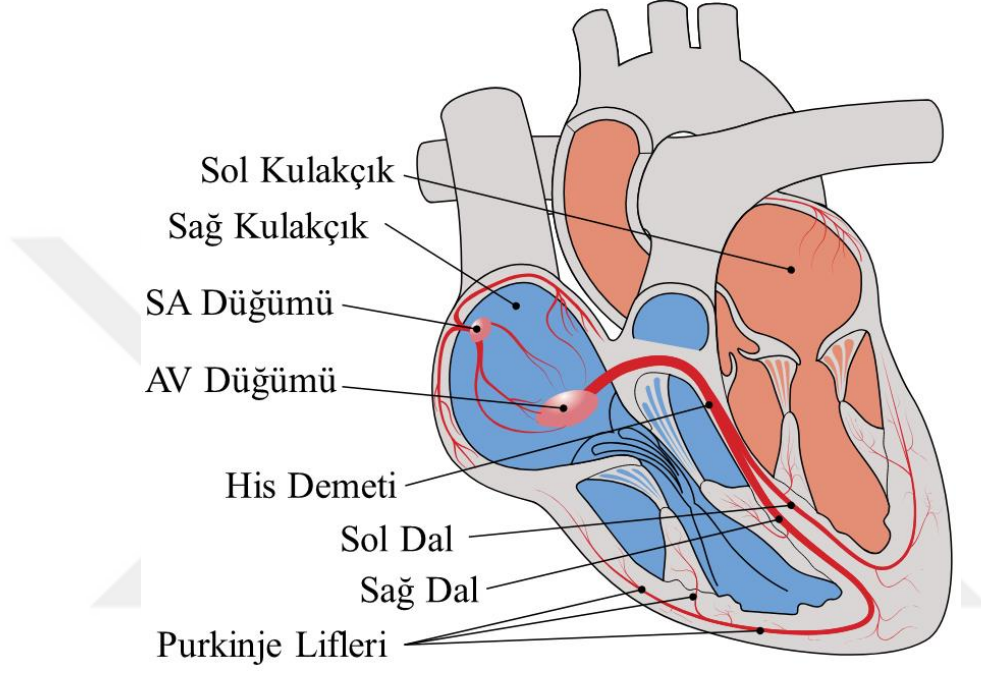
Şekil 21. AKB sinyali ve PPG sinyalinin morfolojik açıdan karşılaştırması (a) AKB sinyali morfolojik yapısı (Kim vd., 2016), (b) PPG sinyali morfolojik yapısı

Ancak AKB sinyalleri ile PPG sinyalleri morfolojik açıdan birbirlerine benzemelerine rağmen, sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerinin değerlendirilmesi açısından AKB sinyallerinde önemli olan bazı parametreler PPG sinyallerinde çeşitli parametrelere bağlı olarak farklılık gösterebilmektedir. Özellikle sistolik ve diastolik kan basıncı değerlerinin belirlenmesinde AKB sinyallerinde önemli olan maksimum ve minimum noktalar, PPG sinyallerinde kan hacmindeki değişimlerin yanında PPG sensöründe kullanılan LED'in ışık dalgaboyuna ve kan içerisinde bulunan maddelerin oranlarına bağlı olarak da değişiklik gösterebilmektedir. Bu durum Şekil 18'de gösterilen grafik üzerinden de açıkça görülmektedir. Kan içerisinde bulunan farklı maddelerin farklı oranlardaki miktarları ve ışık dalgaboyu kan basıncı değerlerinden bağımsız olarak PPG sinyallerinin maksimum ve minimum noktalarını büyük oranda etkilemektedir. Bu nedenle PPG sinyalleri kullanılarak sürekli kan basıncının tahmini yapılırken bu durumlar da göz önünde bulundurulmalıdır.

1.7.2. Elektrokardiyogram (EKG)

Elektrokardiyogram (EKG) sinyalleri, kalbin elektriksel aktivitesi sonucunda vücut üzerinde oluşan ve vücut üzerine yerleştirilen elektrodlar yardımıyla ölçülebilen sinyallerdir. EKG sinyalleri kalbin durumuyla ilgili oldukça iyi bilgiler içermesiyle birlikte günümüzde

klirik uygulamalarda kalp rahatsızlıklarının tespitinde oldukça sık kullanılan bir sinyaldir. EKG sinyallerinden kalp rahatsızlıklarının tespitinin yapılabilmesi için EKG sinyallerinin morfolojik yapılarının iyi bir şekilde analiz edilmesi gerekmektedir. EKG sinyallerinin bu şekilde analiz edilebilmesi ise iyi bir derecede tecrübe gerektirmektedir (AlGhatrif & Lindsay, 2012).



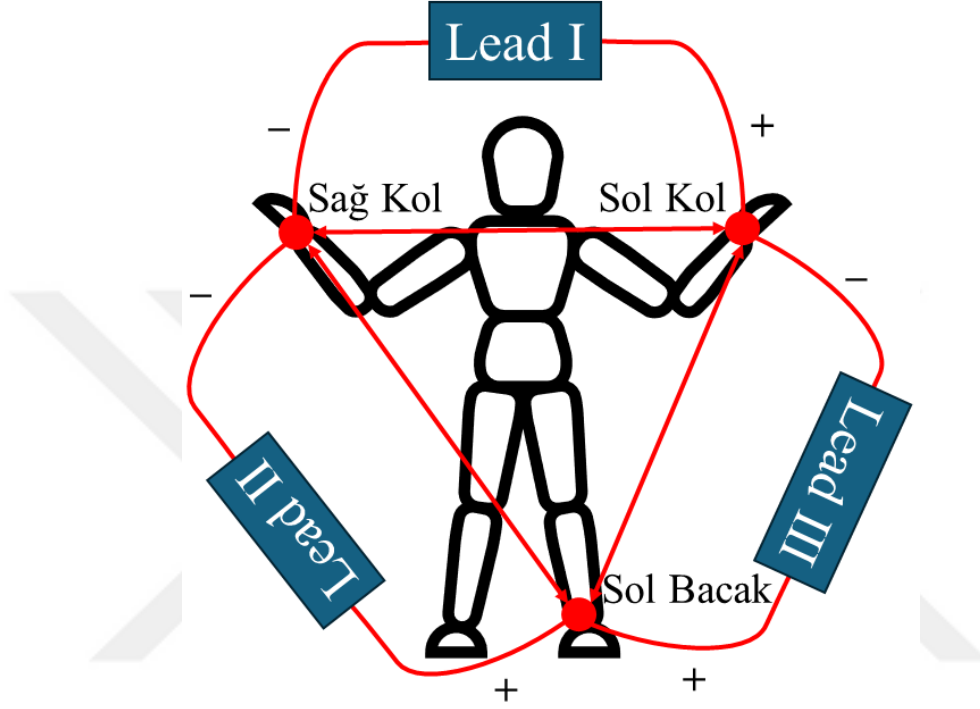
Şekil 22. Kardiyak iletim sistemi (Mitchell, 2016)

EKG sinyalleri, kalp üzerinde bulunan dört temel yapının kalbin çalışmasını kontrol ettiği esnada oluşmaktadır. Bu yapılar Şekil 22’de de gösterildiği üzere sinoatriyal düğüm (SA düğümü) veya sinüs düğümü, atrioventriküler (AV) düğüm, his demeti ve purkinje lifleridir. EKG sinyallerinin oluşumu sağ kulakçık üzerinde bulunan ve düzenli periyotlarda uyarı sinyali oluşturan SA düğümünün ilk uyarı sinyalini oluşturması ile başlamaktadır. SA düğümü tarafından düzenli periyotlarda üretilen bu uyarı sinyalleri sağ ve sol kulakçıkları uyardıktan sonra atrioventriküler (AV) düğümde toplanır. Bu işlem yaklaşık olarak 100 ms sürer (Houthuizen vd., 2011). SA düğümü tarafından üretilen ve AV düğümünde toplanan bu uyarı sinyalleri sağ ve sol kulakçık üzerinde ilerlerken sağ ve sol kulakçıkta bulunan kalp kası hücrelerini uyarak kasılmalarını ve boylarının kısalmasını sağlar. Bu kasılma sonucunda sağ ve sol kulakçık içerisinde bulunan kan, sağ ve sol karıncık içerisine geçiş yapar. Bu geçiş işleminin sağlıklı bir şekilde gerçekleşebilmesi için karıncıkların kasılması,

yani SA düğümünden çıkıp AV düğümüne gelen uyarının AV düğümünden çıkıp kalp karıncıklarını uyarması, belli bir gecikme ile gerçekleşmektedir. AV düğümünde yaklaşık olarak 80 ms geciktirilen uyarı ilk olarak his demetine, oradan da purkinje fiberlerine iletilir (Houthuizen vd., 2011). Bu süreçte his demeti ve purkinje fiberleri üzerinden ilerleyen uyarı sinyali sağ ve sol karıncık hücrelerini uyarak bu hücrelerin kasılmalarını sağlar. Böylece sağ karıncık içerisindeki kirli kan temizlenmek üzere akciğerlere, sol karıncık içerisindeki temiz kan ise dokulara iletmek üzere aort damarına gönderilir. Buraya kadar olan süreç kalbin kasılma (sistol) evresi olarak isimlendirilmektedir. Daha sonrasında kalp SA düğümünden bir sonraki uyarı gelene kadar dinlenme (diastol) evresine girer. EKG sinyalleri ise kalbin sistol ve diastol evreleri boyunca meydana gelen elektriksel aktivitelerin gerekli donanımlar yardımıyla kaydedilmesi sonucunda elde edilir.

Kalbin elektriksel aktivasyonu sonucunda oluşan elektriksel sinyaller insan vücudunda belli oranlarda belli yönlerde doğru yayılırlar. Vücut üzerinden bu sinyallerin alınması ise elektrotlar yardımıyla olmaktadır. EKG sinyallerinin insan vücudu üzerinden elektrotlar yardımıyla alınması aşamasında ise en dikkat edilmesi gereken husus elektrotların yerleşimidir. EKG sinyallerinin elde edilmesinde elektrotlar Şekil 23'te gösterilen ve Einthoven üçgeni olarak isimlendirilen düzene göre yerleştirilirler (Salinet Jr & Silva, 2019). Einthoven üçgeni, merkezde kalp olacak şekilde sağ el bileği, sol el bileği ve sol ayak bileğinin oluşturduğu eş kenar bir üçgen olarak temsil edilir. Einthoven üçgenini kullanarak EKG ölçümü yapmak için toplamda 3 elektrot Şekil 23'te eşkenar üçgenin köşelerini temsil eden noktalara bağlanır. Bir elektrot ise referans olarak sağ bacağına bağlanır. Bu şekilde yapılan 4 elektrotlu bir bağlantıda 3'ü bipolar diğer 3'ü ise unipolar olmak üzere toplamda 6 derivasyon EKG sinyali elde edilebilir. Her bir derivasyon vücut üzerinde aralarında potansiyel fark olan iki farklı noktadan elde edilir ve her derivasyonda elde edilen EKG sinyalleri morfolojik yapı bakımından birbirlerinden farklı olmakla birlikte kalp ile ilgili farklı bilgiler barındırır. Şekil 23'te bipolar yapıdaki 3 farklı derivasyon gösterilmiştir. EKG sinyallerinin elde edilmesinde potansiyel farkı ölçebilen özel donanımlar kullanılmaktadır. Bu donanımlar pozitif ve negatif olmak üzere iki girişten oluşmakta ve bu iki giriş sinyalinin farkını alarak çıkışa aktarmaktadır. Bu kapsamda Lead I derivasyonunu elde edebilmek için sağ koldaki elektrot negatif girişe, sol koldaki elektrot pozitif girişe bağlanır. Çıkıştan elde edilen EKG sinyali Lead I derivasyonuna ait olan EKG sinyali olur. Aynı şekilde sağ koldaki elektrot negatif girişe, sol bacakta elektrot pozitif girişe bağlandığında çıkıştan elde edilen EKG sinyali Lead II derivasyonuna ait olmaktadır. Son olarak sol koldaki elektrot negatif

giriş, sol bacadaki elektrot pozitif girişe bağlandığında çıkıştan elde edilen EKG sinyali Lead III derivasyonuna ait olmaktadır. Einthoven üçgenini kapalı bir devre olarak düşündüğümüzde ise Kirchhoff'un gerilimler yasası kapsamında Lead I ve Lead III derivasyonlarının toplamının Lead II derivasyonuna eşit olduğu da görülmektedir.

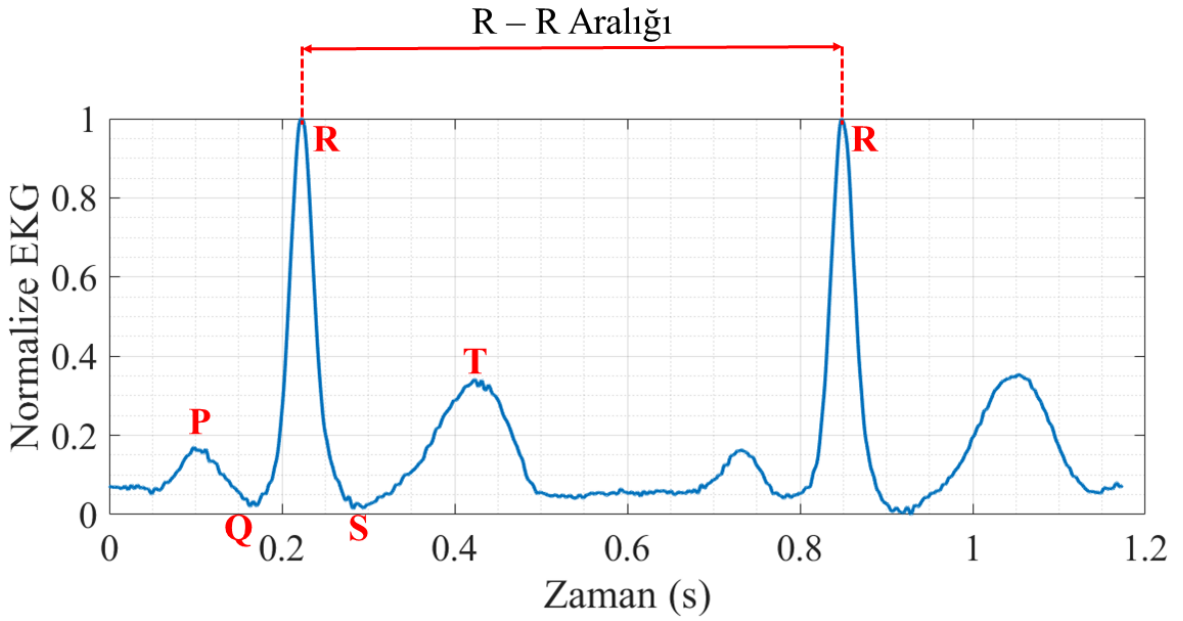


Şekil 23. Einthoven üçgeni (Bipolar derivasyonlar)

Şekil 23'te gösterilen Einthoven üçgeninde kullanılan elektrot bağlantıları ile 3 farklı unipolar derivasyon ölçümü daha gerçekleştirilebilmektedir. Ayrıca kalp üzerine gelecek şekilde göğüs kısmına yerleştirilen 6 elektrotla birlikte EKG sinyallerine ait toplamda 12 farklı derivasyon elde edilebilmektedir. Hastane ortamında kalp ile ilgili detaylı incelemelerin gerektiği yerlerde 10 elektrotlu yapı kullanılarak 12 farklı EKG derivasyonu ölçümü yapılmaktadır. Ancak birçok uygulamada 4 elektrotlu yapı kullanılarak, özellikle bipolar derivasyonların incelenmesi yeterli olmaktadır. Bipolar derivasyonlar içerisinde ise en sık tercih edileni kalbin elektriksel aksı ile aynı yönde olmasından dolayı Lead II derivasyonudur.

Farklı derivasyonlarda elde edilen EKG sinyalleri farklı morfolojik yapılara sahip olsa da standart bir EKG sinyali Şekil 24'te gösterildiği üzere P, QRS ve T dalgalarından oluşmaktadır. P dalgası, SA düğümünden ilk uyarının verildiği ve AV düğümünün uyarıldığı anı, yani kalpte kulakçıkların depolarizasyonunu, temsil etmektedir. PR aralığı, P dalgasına

ait tepe ile QRS kompleksine ait tepe arasındaki zaman farkını göstermektedir. QRS kompleksi toplamda üç dalgadan oluşmakta olup karıncığın depolarizasyonunu temsil etmektedir. Yani kalbin büyük ve küçük kan dolaşımına kanı pompaladığı andır. ST aralığı olarak da bilinen ST segmenti, QRS kompleksinin sonu ile T dalgasının başlangıcı arasındaki süreyi göstermekte olup karıncığın depolarizasyonu ile repolarizasyonu arasındaki sıfır potansiyelini temsil eder. T dalgası ise, karıncığın repolarizasyonunu temsil etmektedir (Ashley & Niebauer, 2004). EKG sinyalinde T dalgasının ardından çok küçük genliklerde U dalgası ismi verilen bir yapı da oluşabilmektedir. Ancak bu dalganın önemi ya da neden oluştuğu henüz bilinmemektedir (Goldberger vd., 2023). Şekil 24’te ardışık iki EKG tepesi arasında gösterilen R – R aralığı da iki kalp atışı arasındaki süreyi göstermekte olup basit olarak nabzın hesaplanmasında kullanılabilmektedir.



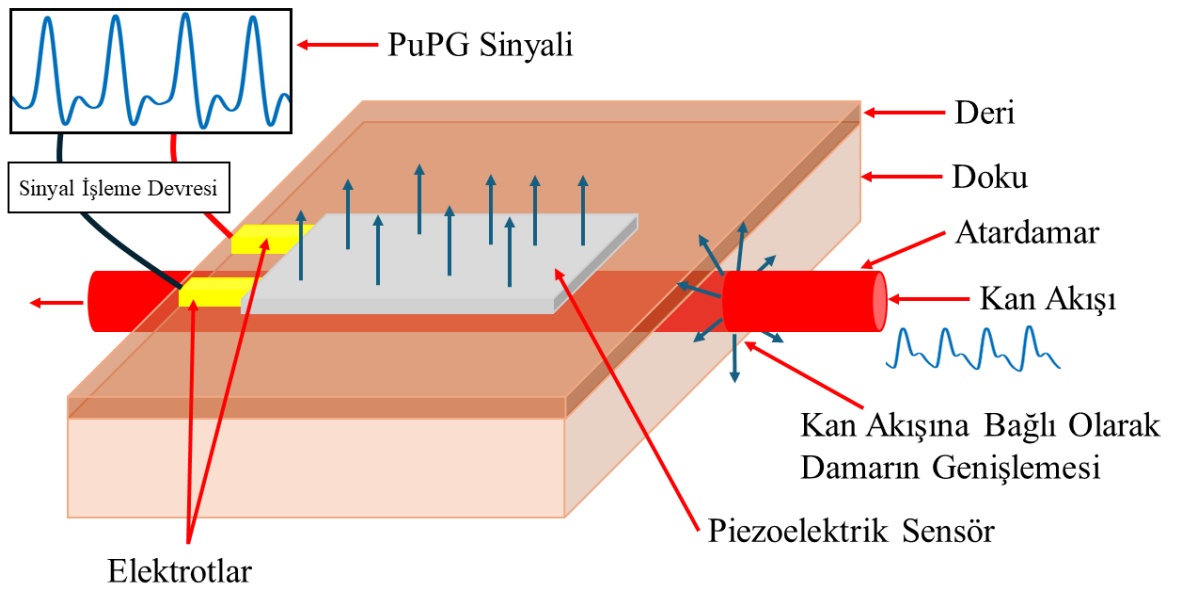
Şekil 24. Standart bir EKG sinyalinin morfolojik yapısı (Lead I derivasyonu)

Görüldüğü üzere EKG sinyalleri kalbin elektriksel aktivitesini yansıtmakta olup kalp sorunlarının teşhisinde en çok tercih edilen yöntemler arasında bulunmaktadır. Ancak kalbin durumuyla ilgili en güçlü bilgileri içeren EKG sinyali, kan basıncının tahmininde tek başına yeterli olan bir sinyal olamamaktadır. Kan basıncının tahmini ile ilgili literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde ise EKG sinyallerinin PPG sinyalleriyle birlikte kullanıldığı görülmektedir. EKG sinyalleri ve PPG sinyallerinin kullanıldığı sürekli kan basıncı ölçümü ile ilgili çalışmalarda ise PPG sinyalleri kan basıncının tahmininde birçok açıdan öznitelik

çıkarmasında kullanılırken, EKG sinyallerinin sadece R tepelerinin zaman parametrelerinin kullanıldığı görülmektedir.

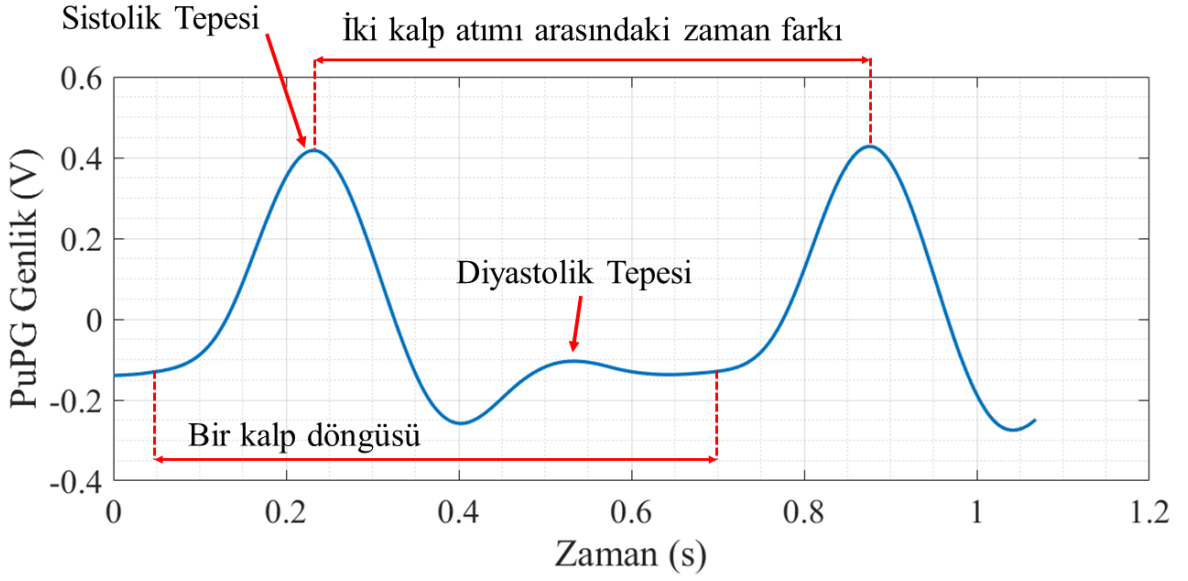
1.7.3. Palspletismogram (PuPG)

Palspletismogram (PuPG) sinyalleri, yapısal olarak PPG sinyallerine benzeyen ancak kan damarlarında meydana gelen hacimsel değişikliklerin optiksel yöntemler yerine piezoelektrik sensörler yardımıyla elde edildiği sinyal çeşididir. Piezoelektrik sensörler üzerine etkiyen basınç değişimlerine bağlı olarak çıkışında elektriksel sinyal üretebilen bir sensör türüdür. Buna göre PuPG sinyallerinin elde edilmesi aşamasında Şekil 25'te gösterildiği üzere piezoelektrik sensör atardamarın vücut yüzeyine yakın olduğu bir bölgeye yerleştirilmektedir. Atardamar içerisinde bulunan kanın atardamar çeperlerine uyguladığı basınçla birlikte bu basınç, çevresel dokulara da iletilmektedir. Doku üzerinde meydana gelen değişikliklerle birlikte doku üzerine yerleştirilmiş olan piezoelektrik sensör üzerine de bu basınç değişimi etki etmektedir. Böylece üzerine basınç uygulanan piezoelektrik sensör çıkışında elektriksel bir sinyal oluşmaktadır. Oluşan bu sinyal kan damarlarındaki basınç değişimleri ile uyumlu bir şekilde değişmekte olup PuPG sinyali olarak isimlendirilmektedir. Piezoelektrik sensör üzerinden direkt olarak elde edilen PuPG sinyali oldukça düşük genlikte olduğundan ve yüksek oranda gürültü içerdiğinden dolayı anlamlı bir veri elde edebilmek için sinyalin filtrelenerek yükseltilmesi de gerekmektedir.



Şekil 25. Piezoelektrik sensör yardımıyla PuPG sinyallerinin elde edilmesi

Standart bir PuPG sinyalinin morfolojik yapısı Şekil 26’da verilmiştir. Şekil 26’da görüldüğü üzere PuPG sinyalleri PPG ve AKB sinyallerine oldukça benzemektedir. Ancak piezoelektrik sensörler üzerine etkiyen basınca göre değil, basınç değişim oranına göre çıkış sinyali üretmektedirler. Bu nedenle Şekil 26’da verilen PuPG sinyallerinden de görüldüğü üzere zamana bağlı kan basıncındaki değişimin yüksek olduğu kalbin sistolik evresinde oldukça yüksek bir sinyal genliği elde edilirken, zamana bağlı kan basıncındaki değişimin daha yavaş olduğu kalbin diyastolik evresinde daha düşük genlikli bir sinyal elde edilmiştir.



Şekil 26. Standart bir PuPG sinyalinin morfolojik yapısı

Görüldüğü üzere PuPG sinyalleri basınca duyarlı piezoelektrik sensörler yardımıyla elde edilen ve kan basıncı ile direkt olarak ilişkili olan sinyallerdir. Bu nedenle kan basıncının sürekli tahmini ile ilgili yapılan bilimsel çalışmaların birçoğunda oldukça sık kullanılmaktadır. Piezoelektrik sensör tabanlı sürekli kan basıncı ölçümü üzerine yapılan bu çalışmalar incelendiğinde ise bazı çalışmalarda elde edilen sinyaller arteriyel darbe dalgası olarak da isimlendirilmiştir (Yi vd., 2022). Ancak elde edilme yöntemleri incelendiğinde PuPG olarak isimlendirilen sinyaller ile birebir aynı oldukları görülmektedir. Yapılan çalışmalarda PuPG sinyalleri de PPG sinyalleri gibi tek başlarına sistolik ve diyastolik kan basıncı değerlerinin sürekli tahmininde tek başlarına kullanılabilen sinyaller arasında yer almaktadır. Ayrıca PPG sinyallerinde genliği etkileyen farklı parametreler (kan içerisindeki bileşenler, ışık dalgaboyu gibi) PuPG sinyalinde olmadığından ve PuPG sinyallerinin genlik değerleri direkt olarak basınç değişimlerine bağlı olduğundan kan basıncının sürekli

tahmininde PuPG sinyallerinin genlik değerleri güçlü bir öznitelik olarak kullanılabilir. PuPG sinyallerinin PPG sinyallerine karşı dezavantajı ise hareketlere karşı oldukça duyarlı olmasıdır. Bu nedenle ölçüm esnasında kişinin olabildiğince hareketsiz beklemesi gerekmektedir.

1.8. Sürekli Kan Basıncı Tahmininde Yaklaşımlar

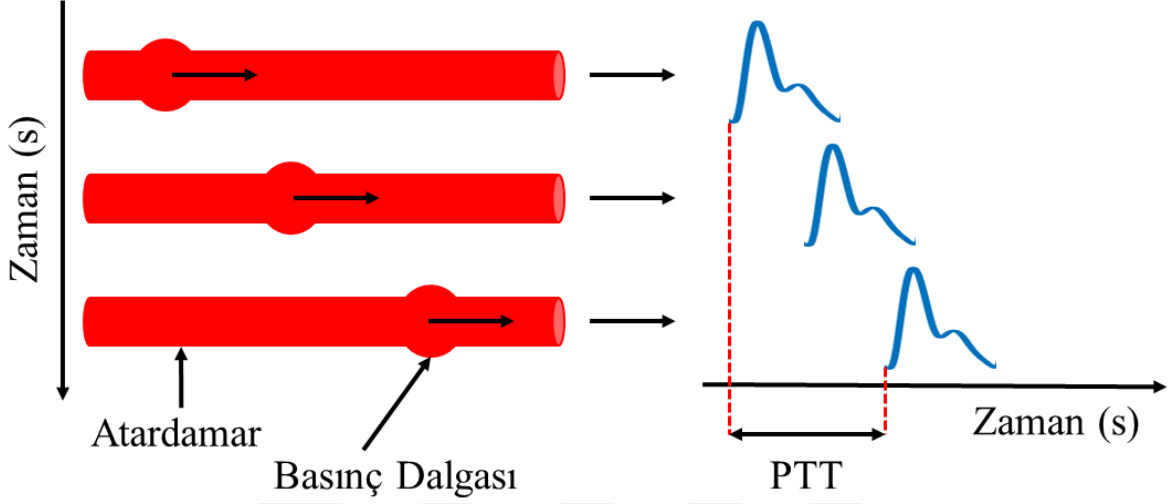
Sürekli kan basıncının ölçümü günümüzde popüler bir araştırma konusu olarak yerini korumaktadır. Tıbbi uygulamalarda sürekli kan basıncının takibi için kullanılan arter kateter yönteminin invazif bir yöntem olmasından dolayı ve invazif olmayan manşonlu ölçüm sistemlerinin de sürekli kan basıncının ölçümü için uygun olmayışı bu alandaki çalışmalara olan ilgiyi artırmıştır. Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde kalbin her bir döngüsünde sistolik ve diyastolik kan basınç değerlerinin tahmin edilebilmesi üzerine birçok çalışma yapıldığı görülmektedir. Yapılan bu çalışmalara tezin ilerleyen başlıklarında detaylı olarak değinilecektir (Bakınız 1.9).

Literatürde yapılan çalışmalarda sürekli kan basıncı tahmini için en çok kullanılan özniteliklerin darbe geçiş süresi (PTT), darbe dalga hızı (PWV) ve darbe dalga analizi olduğu görülmüştür. Bu özniteliklerin belirlenmesi için de PPG, EKG ve PuPG sinyalleri tek başlarına ya da kombinasyonları kullanılmıştır. Yine literatürdeki çalışmalarda elde edilen bu özniteliklerden sistolik ve diyastolik kan basıncı değerlerinin elde edilmesi aşamasında en çok regresyon yöntemlerinin ve yapay sinir ağları (YSA) modelinin kullanıldığı görülmüştür. Yapılan bu tez çalışması literatürde sıkça kullanılan bu yöntemlerin genel bir değerlendirmesini de içermektedir.

1.8.1. Darbe Geçiş Süresi (PTT)

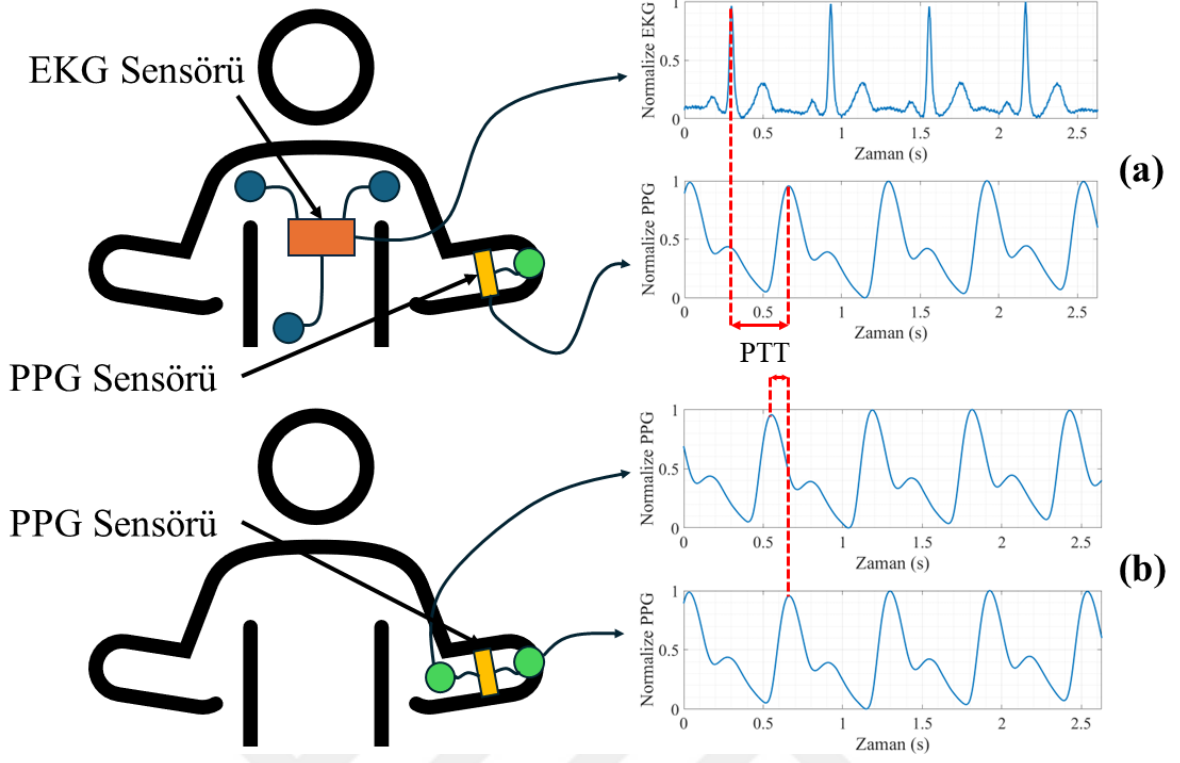
Darbe geçiş süresi (PTT), kardiyovasküler sistemde damarlar içerisinde bulunan kanın bir noktadan başka bir noktaya seyahat etmesi için geçen zaman gecikmesi olarak tanımlanabilir (Mukkamala vd., 2015). Şekil 27’de gösterildiği üzere basınç dalgasının atardamar üzerinde ilerlemesi damar genişlemesi olarak da görselleştirilebilir ve bu basınç dalgası kandan daha hızlı hareket edebilir (Vlachopoulos vd., 2011). Basıncın yüksek olduğu kan damarlarında kan akış hızının da yüksek olduğu yapılan bilimsel çalışmalarla kanıtlanmıştır (Tan, 2012). Kan akış hızıyla PTT parametresinin ters orantılı olduğu düşünülürse, kan basıncı ile PTT parametresi arasında da ters bir orantı olduğu sonucuna

varılabilir. Farklı noktalardaki arteriyel kan hacmindeki değişikliklerin algılanarak elde edilen dalgaların zamansal parametreleri değerlendirildiğinde kan basıncının tahmini mümkün olabilmektedir. Bu nedenle PTT, kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle tahmininde kullanılan parametreler içerisinde yer almaktadır.



Şekil 27. Basınç dalgasının atardamar içerisinde bir noktadan başka bir noktaya belli bir zaman gecikmesi ile ilerlemesi

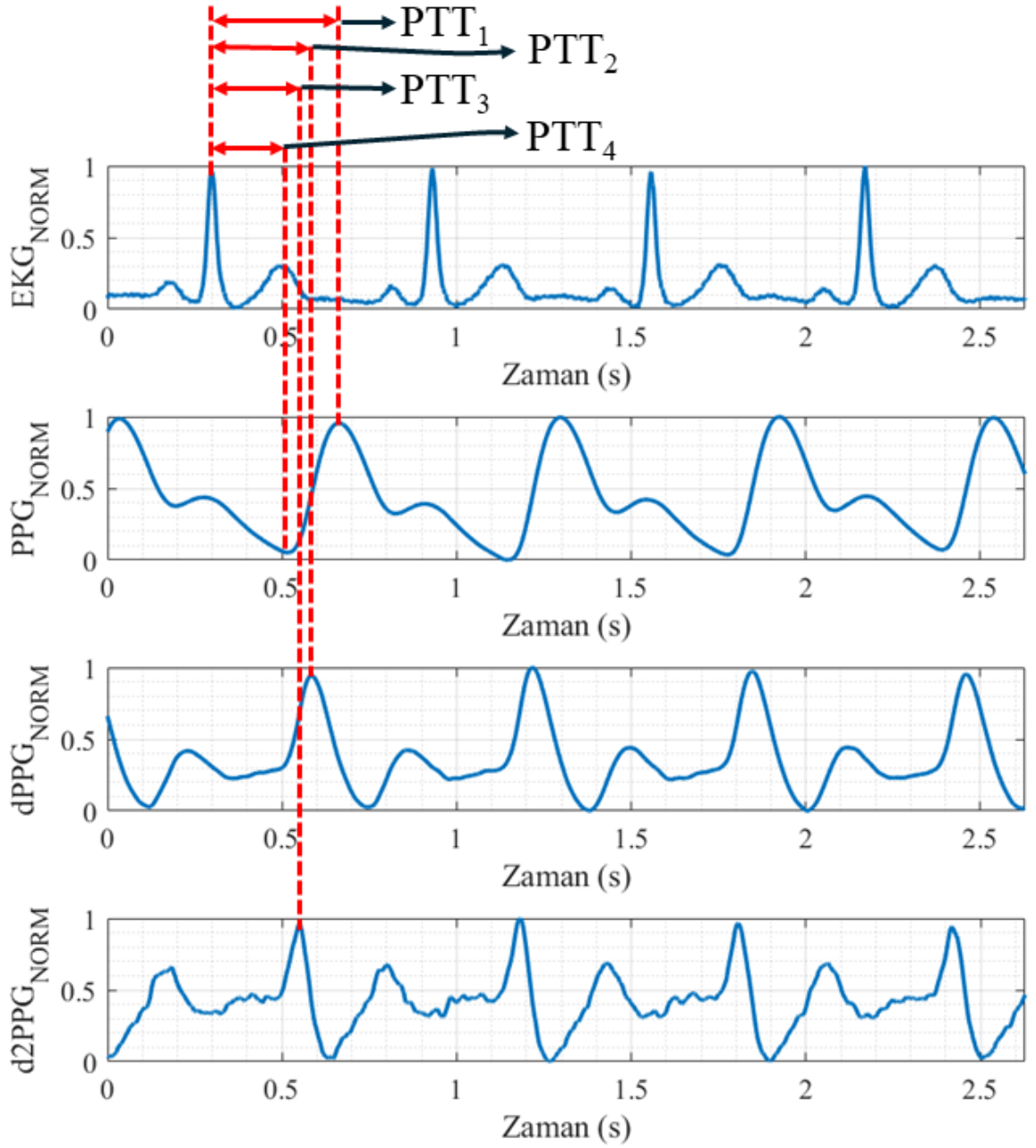
PTT parametresi Şekil 28’de gösterildiği üzere iki farklı teknikle belirlenebilmektedir. Bunlardan birincisi vücut üzerine yerleştirilen EKG ve PPG sensörleri yardımıyla eş zamanlı olarak elde edilen EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak belirlenen PTT parametresi, ikincisi ise vücutta farklı bölgelere yerleştirilen (genellikle kol ve parmak ucu) iki adet PPG sensöründen eş zamanlı olarak elde edilen PPG sinyalleri kullanılarak belirlenen PTT parametresidir. İki teknikte de kan basınç dalgasının damar içerisindeki ilerlemesi takip edilebilmektedir. EKG ve PPG sensörlerinin kullanıldığı ilk teknikte kanın kalpten çıkış anı ile PPG sensörünün yerleştirildiği bölgeye ulaşma anı arasında geçen süre Şekil 28’de verilen EKG ve PPG sinyallerinden görülebilmektedir. EKG sinyalinde karıncıkların kasılması ve karıncıklardaki kanın atardamara pompalanması anını gösteren R tepesi ile PPG sinyalinde atardamardaki kan hacminin maksimuma ulaştığı tepe noktası arasındaki zaman farkı PTT parametresi olarak kullanılabilir. Farklı bölgelere yerleştirilen iki farklı PPG sensörünün kullanıldığı ikinci teknikte ise atardamardaki basınç dalgasının PPG sensörlerinin yerleştirildikleri noktalar arasındaki hareketi açıkça gözlemlenebilmektedir. Bu teknikte iki PPG sinyalinin tepeleri (atardamar hacminin maksimum olduğu noktalar) arasındaki zaman farkı hesaplanarak PTT parametresi belirlenebilmektedir.



Şekil 28. PTT parametresinin elde edilme teknikleri (a) EKG ve PPG sensörleri kullanılarak, (b) Farklı konumlardaki iki PPG sensörü kullanılarak

EKG ve PPG sensörlerinin kullanıldığı teknikte PTT parametresinin belirlenmesi bazı çalışmalarda farklılık göstermektedir. PTT parametresi kullanılarak yapılan neredeyse tüm çalışmalarda karıncıkların kasılma anına denk gelen EKG sinyalinin R tepesi PTT parametresinin başlangıç noktası olarak kabul edilmiştir. Ancak PTT parametresinin bitiş noktası olarak PPG sinyalinin minimum noktası, PPG sinyalinin birinci türevinin maksimum noktası, PPG sinyalinin ikinci türevinin maksimum noktası ya da PPG sinyalinin maksimum noktası kabul edilebilmektedir (Chiu vd., 1991). Şekil 29'da bu durum detaylı olarak gösterilmiştir ve PTT_1 parametresi EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyalinin tepesi arasındaki zaman farkını, PTT_2 parametresi EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyalinin birinci türevinin tepesi arasındaki zaman farkını, PTT_3 parametresi EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyalinin ikinci türevinin tepesi arasındaki zaman farkını, PTT_4 parametresi ise EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyalinin minimum noktası arasındaki zaman farkını temsil etmektedir. PTT parametresi adından da anlaşılacağı üzere zamana bağlı olan bir parametredir. Bu nedenle zamana bağlı olan PTT parametresinin hesaplanmasında sinyaller genellikle genlikten bağımsız olarak normalize edilirler. Bu durumda sinyallerin sayısal ortama aktarılmasında kullanılan ADC'nin çözünürlüğünün çok da önemli olmadığı

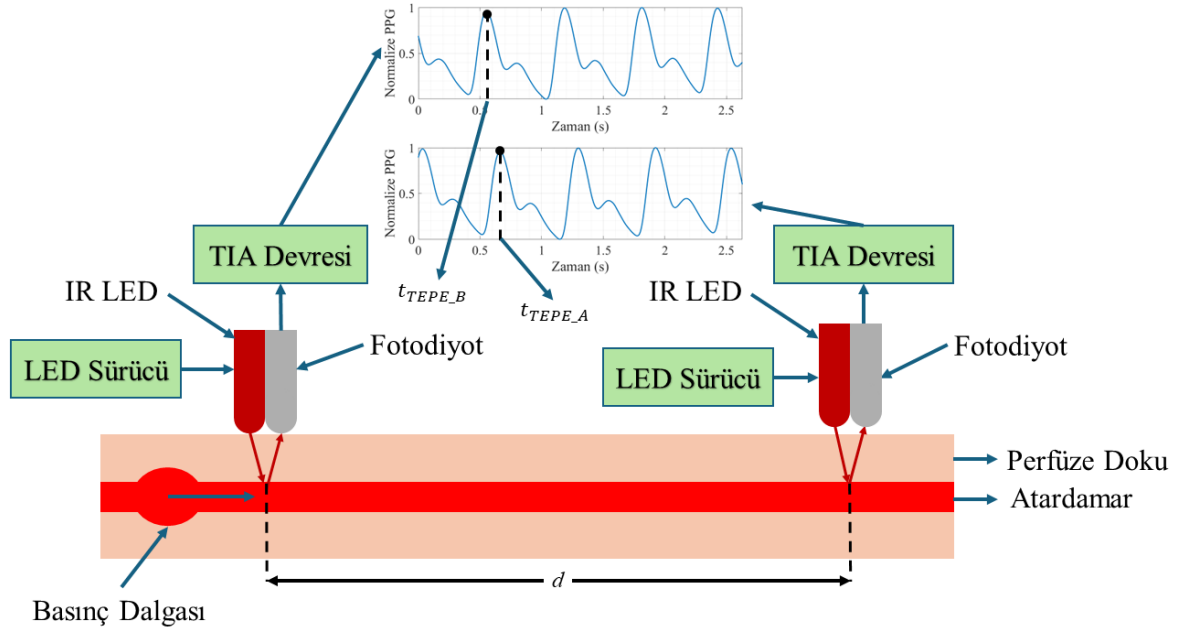
söylenbilir. Ancak PTT parametresinin öznitelik olarak kullanılacağı sürekli kan basıncı ölçüm sistemlerinde EKG ve PPG sinyallerinden çıkarılacak olan zaman farkı parametrelerinin milisaniyeler mertebesinde oldukları düşünüldüğünde bu sinyallerin zamansal çözünürlüklerinin yüksek hassasiyette olması gerekecektir. Bu durumda EKG ve PPG sinyallerinin yüksek örnekleme frekanslarında alınarak sayısal ortama aktarılımları gerekmektedir.



Şekil 29. EKG ve PPG sinyallerinden PTT parametresinin belirlenmesi

1.8.2. Darbe Dalga Hızı (PWV)

Darbe dalga hızı (PWV) kan basıncının sürekli tahmininde çok sık kullanılan parametreler arasındadır. PWV parametresi temelde PTT parametresi ile ilişkili bir parametredir. PTT parametresinin belirlenmesinde kullanılan iki teknikte de PWV parametresinin belirlenmesi gerçekleştirilebilmektedir. Şekil 30'da PWV parametresinin belirlenmesi için gerekli olan iki PPG sensörlü bir sistem örneği gösterilmiştir. Bunun haricinde EKG ve PPG sensörlerinin kullanılması ile PWV parametresinin elde edilmesi üzerine de çalışmalar bulunmaktadır (Liu vd., 2011).



Şekil 30. PWV parametresinin belirlenmesinde kullanılan iki PPG sensörlü sistem

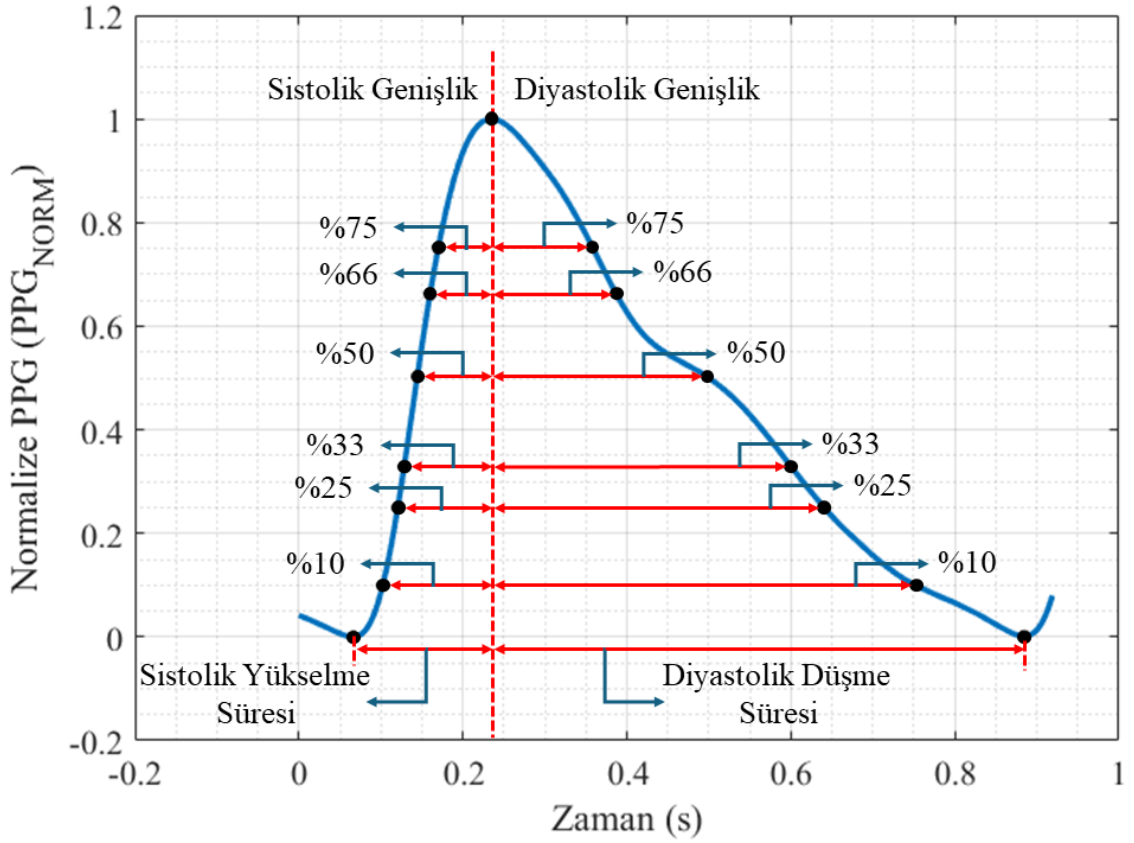
PWV parametresi belirlenirken ilk olarak Şekil 30'daki sistem kullanılarak eş zamanlı elde edilen PPG sinyallerinin tepe noktaları arasındaki zaman farkları Denklem (4)'te gösterildiği şekilde hesaplanarak PTT parametresi belirlenir. Daha sonra Şekil 30'da gösterilen iki PPG sensörü arasındaki d mesafesi kullanılarak Denklem (5)'teki gibi PWV parametresi elde edilir (Davies & Struthers, 2003).

$$PTT = t_{TEPE_A} - t_{TEPE_B} \quad (4)$$

$$PWV = \frac{d}{PTT} \quad (5)$$

1.8.3. Darbe Dalga Analizi

Darbe dalga analizi basit olarak fizyolojik sinyallerin morfolojik yapılarının incelenmesi olarak açıklanabilir. PPG sinyalleri, AKB sinyalleri ile morfolojik yapıları bakımından oldukça benzer olmaları sayesinde sürekli kan basıncının tahmininde tek başlarına kullanılabilirler. Literatürde yapılmış olan çalışmalar incelendiğinde ise PPG sinyallerine ait darbe dalga analizlerinin sürekli kan basıncının tahmininde oldukça sık kullanıldıkları görülmektedir. Genlik değerleri birçok farklı parametreye (kan içerisindeki bileşenler, kullanılan ışık dalgaboyu gibi) bağlı olarak değiştiğinden dolayı bu çalışmalarda genellikle PPG sinyalinin zamansal parametreleri sürekli kan basıncı tahmini için öznel olarak kullanılmaktadır (Maqsood vd., 2021; El-Hajj & Kyriacou, 2021).



Şekil 31. PPG sinyaline ait darbe dalga analizi

Literatürde yapılmış olan çalışmalar incelendiğinde sürekli kan basıncının tahmininde PPG sinyallerinin en çok kullanılan darbe dalga analizleri Şekil 31'de gösterildiği şekilde yapılmaktadır. Şekil 31'de görüldüğü üzere PPG sinyali ilk olarak normalize edildikten sonra minimum noktaları ve maksimum noktası bulunmaktadır. Burada iki minimum noktası

arasında kalan PPG sinyali bir kalp döngüsünü temsil etmektedir. PPG sinyaline ait maksimum nokta ise sistolik ve diyastolik döngünün ayrımı için kullanılmaktadır. PPG sinyalinin sol tarafı sistolik bölge, sağ tarafı ise diyastolik bölge olarak isimlendirilmektedir ve sistolik bölgesinden elde edilen parametreler SKB tahmininde, diyastolik bölgesinden elde edilen parametreler ise DKB tahmininde kullanılmaktadır. PPG sinyali 0 ile 1 arasına normalize edildiğinden dolayı burada PPG sinyalinin genliği 1 olarak kabul edilebilir. Bu durum göz önünde bulundurularak sinyalin sistolik ve diyastolik tarafta %10, %25, %33, %50, %66 ve %75 seviyeleri ile maksimum nokta arasındaki zaman farkları öznitelik olarak kullanılmaktadır. Ayrıca birinci minimum ile maksimum nokta arasındaki zaman farkı sistolik yükselme süresi, ikinci minimum ile maksimum nokta arasındaki zaman farkı ise diyastolik düşme süresi olarak adlandırılmakta ve bu parametreler de yine SKB ve DKB tahmininde kullanılmaktadır.

1.8.4. Regresyon Modelleri

EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin sürekli kan basıncı tahmininde kullanılabilmesi için ilk olarak ön işlemlerden geçirilmesi gerekmektedir. Daha sonrasında bu sinyallerden kan basıncı tahmini için gerekli öznitelik değerleri çıkarılmaktadır. Elde edilen öznitelik değerleri sayısal değerler olup bu değerler ilk aşamada direkt olarak SKB ve DKB değerlerinin tahmini için kullanılamamaktadır. Bunun için literatürde yapılan çalışmalarda da sıkça görülen regresyon modelleri tercih edilmektedir. Farklı yapılarda regresyon modelleri olmakla birlikte her regresyon modelinin öznitelikleri değerlendirip doğru sonuca yaklaşma oranı birbirinden farklı olabilir. Ayrıca her regresyon modelinin artıları ve eksileri değerlendirilerek elde edilecek sonuçlar en iyi modeli tanımlamak için kullanılmalıdır.

Regresyon modelleri içerisinde en çok tercih edileni doğrusal regresyon modelidir. Doğrusal regresyon modeli, en basit regresyon modeli olmakla birlikte girişteki birden fazla bağımsız değişken (öznitelik verileri) yardımıyla çıkışta tek bir bağımlı değişkeni (bu çalışma için SKB ya da DKB değeri) tahmin etmek amacıyla kullanılabilir. Doğrusal regresyon modeli, bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi doğrusal bir fonksiyon ile modellemeyi amaçlar. Bu regresyon modelinde başarılı sonuçlar elde edebilmek için giriş ve çıkış parametreleri arasında doğrusal bir ilişkinin olması önemlidir. Doğrusal regresyon modeli Denklem (6)'da verilen birinci dereceden doğrusal bir fonksiyon ile temsil edilmektedir. Burada $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$ ile ifade edilen terimler regresyon

katsayılarını, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ile ifade edilen terimler bağımsız değişkenleri (öznitelik değerlerini), $\hat{y}$ ile ifade edilen terim ise bağımlı değişkeni (bu çalışma için SKB ya da DKB değeri) ifade etmektedir.

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (6)$$

Doğrusal regresyon modelinde amaç, girişteki bağımsız değişkenlere ($x_1, x_2, \dots, x_n$) bağlı olarak çıkışta en küçük hata ile bağımlı değişkeni ($\hat{y}$) verecek olan regresyon katsayılarını ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) bulmaktır. Regresyon katsayıları eğitim verileri ile bulunduktan sonra her yeni gelen bağımsız değişkenlere karşı bağımlı değişken tahmini yapılabilir. Regresyon katsayılarının bulunması sürecinde β_0 sabit bir terim olmakla birlikte eğitimin başlangıç noktasını temsil etmektedir. Tüm regresyon katsayılarının bulunması süreci genellikle en küçük kareler yöntemi ile gerçekleştirilmektedir. En küçük kareler yöntemi, Denklem (7)'de verildiği üzere oluşturulan model tarafından tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki hatanın karelerinin toplamını temsil eden J fonksiyonunu minimize etmeyi amaçlar (James vd., 2013). Burada $\hat{y}$ model tarafından tahmin edilen değeri, y gerçek değeri, n ise eğitimde kullanılan veri sayısını göstermektedir. En küçük kareler yönteminde, en uygun katsayıların bulunması aşamasında gradyan iniş gibi matematiksel optimizasyon teknikleri kullanılabilir (Hu vd., 2016).

$$\min(J(\hat{Y}, Y)) = \min\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2\right) \quad (7)$$

Literatürde kullanılan bir diğer regresyon çeşidi ise bagged trees regresyon yöntemidir. Bu regresyon yönteminde istatistiksel bir yeniden örnekleme tekniği kullanılarak karar ağaçları gibi makine öğrenimi modellerinin performansları artırılmaya çalışılır. Yani diğer bir deyişle bu regresyon yöntemi temel olarak veri setinin alt örneklem kümeleri üzerinden bağımsız modellerin eğitilmesini ve bu modellerin sonuçlarının birleştirilmesini içermektedir. Bagged trees regresyon yönteminin uygulanmasında ilk olarak orijinal veri seti $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 'den rastgele tekrar örnekleme yöntemiyle birden fazla $D_1, D_2, \dots, D_B$ alt kümeleri oluşturulur. Daha sonrasında her bir alt küme (D_i) üzerinde ayrı bir karar ağacı (h_i) eğitilir. Son olarak tüm ağaçlar bir araya getirilir ve birleştirilmiş model oluşturulur. Sınıflandırma problemlerinde çoğunluk oylaması, regresyon problemlerinde ise

ortalama alınarak tahmin yapılır. Bu yöntem, modelin varyansını azaltır ve genellikle aşırı öğrenmeyi önler.

Medium tree regresyon yöntemi ise belirli bir derinlik ve dallanma seviyesine sahip karar ağaçlarından oluşmaktadır. Karar ağaçları, veriyi dallara ayırarak kararlar veren algoritmaları temsil etmekte olup derinlik, ağacın kaç katman derinliğe sahip olduğunu belirtmektedir. Medium tree yapısı ne çok sığ (örneğin, maksimum derinlik = 3) ne de çok derin (örneğin, maksimum derinlik = 100) olacak şekilde ayarlanır. Bu sayede, hem eksik öğrenmeden (underfitting) hem de aşırı öğrenmeden (overfitting) kaçınılır. Her bir düğümde yapılan bölünmelerin sayısı ise sınırlıdır. Bu regresyon yönteminde genellikle deneme-yenilme yöntemiyle uygun derinlik ve dallanma sayısı belirlenerek oluşturulur. Eğitim sürecinde ise ağaç belirli bir derinliğe ulaştığında veya bir düğümdeki örnek sayısı belirli bir eşiğin altına düştüğünde durur.

Coarse tree regresyon yöntemi ise daha az bölünmeye sahip olmakla birlikte daha sığ bir karar ağacı yapısıdır. Bu tür ağaçlar, basitliği nedeniyle hızlı çalışmakta olup anlaşılması kolaydır, ancak karmaşık veri setlerinde yeterli performans göstermeyebilirler. Derinlik olarak bakıldığında 5 gibi oldukça düşük derinlik değerlerine sahiptirler. Ayrıca düğüm başına dallanma sayılarına bakıldığında ise çok daha az bölünmeye sahiptirler. Yapılarındaki bu basitlik sayesinde bu ağaç türleri basit ve hızlı modellerin gerektiği yerlerde kullanılmaktadır.

Fine tree regresyon yöntemi, coarse tree regresyon yönteminin aksine oldukça yüksek bölünmeye sahip olmakla birlikte daha derin bir karar ağacı yapısına sahiptir. Yüksek bölünmeye ve derin bir karar ağacı yapısına sahip olması nedeniyle daha karmaşık ilişkileri öğrenebilme yeteneği oldukça yüksektir. Ancak bu özellikler bu regresyon yönteminde aşırı öğrenme riskinin de yüksek olmasına neden olmaktadır. Derinlik olarak bakıldığında 50 gibi oldukça yüksek derinlik değerlerine sahiptirler. Ayrıca bu yöntemde her bir düğümde daha fazla bölünme yapılabilmektedir. Fine tree regresyon yöntemine ait tüm bu özellikler düşünüldüğünde modelin karmaşıklığı artırılarak modelin daha doğru tahminler yapabilmesi sağlanabilir. Ancak bu durum modelde aşırı öğrenme durumunun oluşmasına neden olarak modelin genelleme yeteneğini zayıflatabilmektedir.

Boosted trees regresyon yöntemi zayıf öğrencilerden güçlü bir model oluşturmayı hedefleyen bir topluluk yöntemidir. Gradient boosting ise bu yöntemin yaygın olarak kullanılan bir örneğidir. Bu yöntemin uygulanmasında ilk olarak bir zayıf öğrenci verinin tamamı üzerinde eğitilir. Bu aşamada kullanılan model ($f_0(x)$) verinin basit bir tahminini

yapar. Burada genellikle ortalama değer fonksiyonu model olarak kullanılmaktadır. İlk model ile yapılan ilk eğitim sonrasında ilerleyen aşamalarda her adımda önceki modelin hatalarını düzelteren yeni bir model Denklem (8)'de gösterildiği gibi bu modele eklenir. Denklem (8)'de verilen $h_m(x)$ m'inci zayıf öğreniciyi (karar ağacı), α ise öğrenme katsayısını göstermektedir. Bu süreç belli bir iterasyon boyunca (M) sürer.

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \alpha h_m(x) \quad (8)$$

Her iterasyonda, hata terimlerini minimize edecek şekilde yeni bir model eğitilir. Kullanılan regresyon yönteminin sonucunda nihai model, Denklem (9)'da gösterildiği gibi tüm zayıf öğrenicilerin birleştirilmiş halini içermektedir. Burada $f_0(x)$ genellikle ortalama değer modeli olarak belirlenen ilk zayıf öğrenici modelini, m iterasyon numarasını, M maksimum iterasyon sayısını, $h_m(x)$ m'inci zayıf öğreniciyi (karar ağacı), α öğrenme katsayısını, $F_M(x)$ ise nihai modeli göstermektedir.

$$F_M(x) = f_0(x) + \sum_{m=1}^M \alpha h_m(x) \quad (9)$$

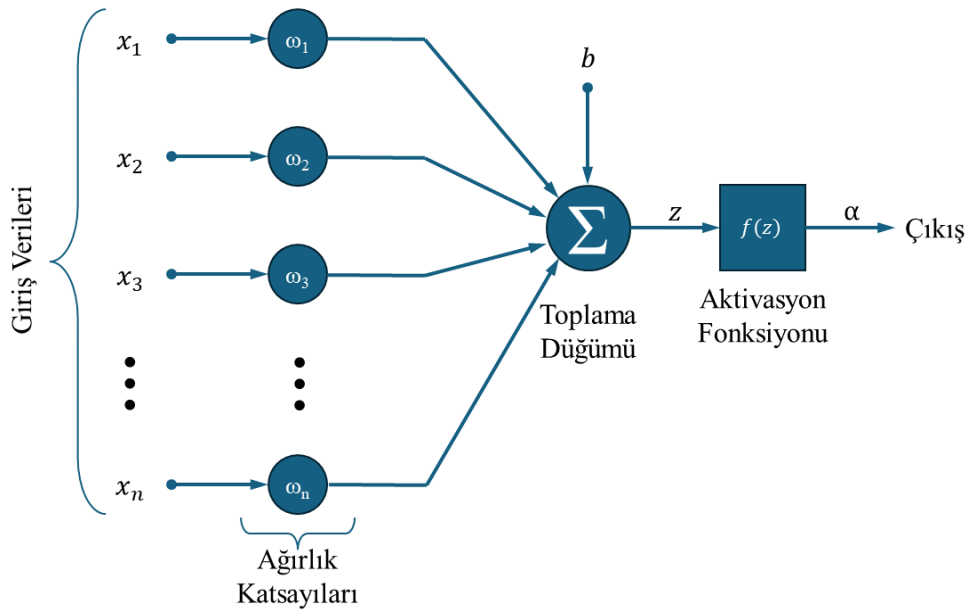
Boosted trees regresyon yöntemi özellikle dengesiz veri setlerinde ve karmaşık veri yapılarında yüksek performans gösterir. Ancak, modelin eğitimi aşamasında yoğun bir hesaplama işlemi gerçekleştirilmekte olup bu nedenle boosted trees regresyon yönteminin aşırı öğrenme riski taşıdığı da söylenebilir.

Doğrusal regresyon modeli, regresyon modellerinin en basit yapısı olup bağımlı değişkenler ile bağımsız değişken arasındaki korelasyon katsayısının yüksek olduğu durumlarda oldukça iyi sonuçlar vermektedir. Doğrusal regresyon modelinin yanında bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri de tez kapsamında kullanılan regresyon modelleri içerisinde yer almaktadır. Bunların haricinde gauss süreci regresyon modelleri, kısmi en küçük kareler regresyon modelleri, çoklu lojistik regresyon modelleri gibi birçok regresyon modelleri de bulunmaktadır. Bu regresyon modelleri arasından hangisinin daha iyi sonuç verdiği kullanılmak olan sistemin analizlerinin yapılması ve modellerle yapılan eğitim süreci sonucunda karar verilebilmektedir. Bunların haricinde destek vektör makinaları (SVM) da birden fazla bağımsız değişkene karşı bağımlı bir değişkenin tahmininde kullanılabilmektedir.

1.8.5. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağları (YSA) tıpkı regresyon modelleri gibi literatürdeki çalışmalarda sürekli kan basıncının tahmininde bir tahmin modeli olarak kullanılmaktadır. YSA modelinin regresyon modellerinden farkı ise insan beyninin çalışma prensibinden esinlenerek oluşturulan bir model olmasıdır. Böylece YSA yapısı tıpkı insan beyni gibi deneysel bilgileri depolayabilme ve onları tahmin aşamasında kullanabilme yeteneğine sahip olan büyük ölçüde paralel dağıtılmış bir işlemci olarak nitelendirilebilmektedir (Haykin, 2009). Ayrıca birden fazla öz nitelik girişine karşı birden fazla çıkış üretebiliyor olması da regresyon modelleri ile karşılaştırıldıklarında bir avantaj olarak ortaya çıkmaktadır. Yani tahmin edilecek iki değer için öz nitelik vektörlerinin hepsi tek bir matriste toplanabilmektedir. YSA yapısı nöron adı verilen birkaç temel birimden oluşmakla beraber, karmaşık verileri tanımlamak, sınıflandırmak ve tahmin etmek için kullanılabilirler.

YSA tıpkı bir insan beyni gibi birden fazla birbirlerine bağlı nöron katmanlarından oluşmaktadır. Biyolojik sinir hücreleri yani nöronlar sinyalleri dendritler üzerinden aldıktan sonra hücre gövdesi üzerinden aksonlara iletir ve bu sinyaller aksonlar boyunca ilerleyerek sinapslara ulaşır. Sinapslara ulaşan sinyaller buradan diğer nöronlara geçiş yaparak yollarına bu şekilde devam ederler. YSA’da da tıpkı biyolojik sinir hücrelerinde olduğu gibi birbirine bağlı olan birçok nöron katmanı bulunmaktadır. YSA’nın en temel birimi olan temsili bir nöron yapısı Şekil 32’de gösterilmiştir.



Şekil 32. Temsili yapay bir nöron yapısı

Giriş verileri ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$) Şekil 32’de gösterilen yapay nöron hücresinin ağırlık katsayıları ($\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_n$) ile çarpıldıktan sonra Denklem (10)’da verildiği gibi bias değeri eklenerek toplanırlar.

$$z = \left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i \right) + b \quad (10)$$

Bu işlem sonucunda elde edilen z değeri sigmoid fonksiyonu (Denklem (11)), ReLU (Düzeltilmiş Doğrusal Aktivasyon) fonksiyonu (Denklem (12)) ya da hiperbolik tanjant fonksiyonu (Denklem (13)) gibi nöron çıkışının genliğini sınırlayan bir aktivasyon fonksiyonlarına sokularak yapay nöronun çıktısı (α) belirlenir (Sharma vd., 2020). Elde edilen yapay nöron çıktısı başka bir yapay nöron hücresine giriş verisi olarak uygulanır.

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

$$f(z) = \max(0, z) \quad (12)$$

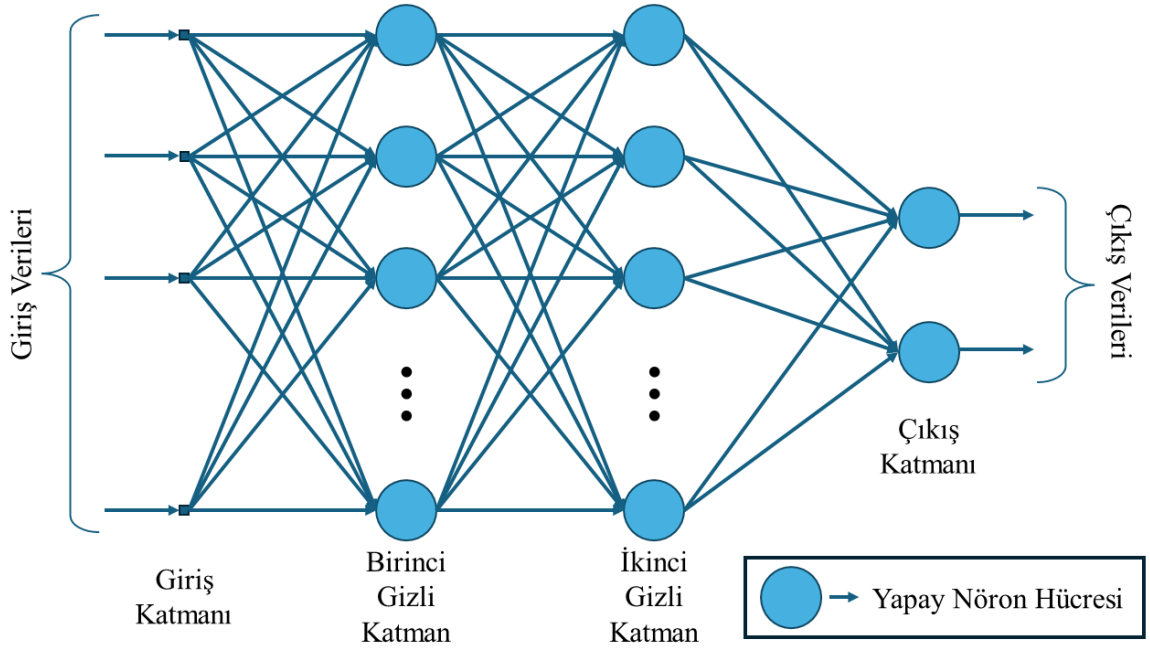
$$f(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (13)$$

Şekil 32’de verilen yapay nöron hücresinin biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek tasarlanmış olmaları göz önünde bulundurulduğunda yapay nöron hücresinde yer alan yapıların biyolojik sinir hücrelerinde bir karşılığının olduğu da söylenebilir. Bu kapsamda yapay nöron hücresindeki yapıların biyolojik sinir hücresindeki karşılıkları Tablo 2’de verilmiştir. Biyolojik bir sinir hücresinde sinyal iletiminin dendritlerden akson ucuna doğru olduğu düşünüldüğünde, yapay nöron hücrelerindeki karşılıkları daha kolay bir şekilde anlaşılabilir.

Tablo 2. Yapay nöron hücresindeki yapıların biyolojik sinir hücresindeki karşılıkları

Yapay Nöron Hücresi Yapıları	Biyolojik Sinir Hücresi Yapıları
Giriş verileri	Akson uçlarından gelen sinyaller
Ağırlık katsayıları	Sinaps bağlantıları
Toplama düğümü	Hücre gövdesi
Aktivasyon fonksiyonu	Akson
Çıkış	Akson uçları

Bir YSA modeli Şekil 33'te gösterildiği gibi giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere toplamda 3 katmandan, her katman ise sayısı kullanıcı tarafından belirlenen birden fazla yapay nöron hücrelerinden oluşur. İleri beslemeli bir ağ yapısını temsil eden bu YSA'da her nöron katmanının çıkışı bir sonraki nöron katmanına girdi olarak uygulanır. Giriş katmanı kullanıcı tarafından YSA'ya girdi olarak verilen özniteliklerin ilk işlendiği katmandır. Giriş katmanı ile çıkış katmanı arasında bulunan katmanlara ise gizli katman ismi verilmektedir. Gizli katmanlar YSA'nın doğrusal olmayan ilişkileri öğrenmesini ve karmaşık verileri daha iyi işleyebilmesini sağlamaktadır. Gizli katman sayısı ve katmandaki nöron sayısı kullanıcı tarafından belirlenmekte olup daha derin gizli katmanların kullanımı, YSA'nın daha karmaşık fonksiyonları öğrenebilmesini sağlamaktadır. Ancak bu artış YSA'da daha fazla işlem yüküne sebep olmakla birlikte eğitim için daha fazla veri gerektirebilmektedir. Ayrıca gizli katman sayısının ve gizli katmandaki nöron sayısının aşırı sayıda fazla olması YSA'nın eğitim verilerine aşırı uyumlu hale gelmesini sağlarken yeni gelen test verilerinin tahmininde yüksek hatalara neden olabilir. Bu durum aşırı öğrenme (overfitting) olarak isimlendirilir (Hawkins, 2004). Böyle bir durumda YSA eğitim verilerinde oldukça yüksek bir doğruluğa sahip iken, test verilerinde oldukça hatalı sonuçlar üretebilir. YSA'nın son katmanı olan çıkış katmanı ise gizli katmanlarda işlenen öznitelik verilerinin sonuçlarını bir değer ya da bir sınıf olarak dışarı aktarır.



Şekil 33. Basit bir YSA modeli

Genel bir YSA yapısında öğrenme adımları sırasıyla şu şekilde gerçekleşir (Goodfellow vd., 2016).

- YSA modelinin oluşturulması: Bu aşamada kullanıcı YSA modelinin genel yapısını belirler. Bu kapsamda öznitelik sayılarına bağlı olarak giriş katmanındaki nöron sayıları, sınıflandırmanın karmaşıklığına ve eğitimde kullanılacak veri sayısına bağlı olarak gizli katman sayısı ve bu katmanlardaki nöron sayısı, elde edilmek istenilen sonuca bağlı olarak da çıkış katmanındaki nöron sayısı belirlenir.
- Modelin başlatılması: YSA modelinde bulunan nöronların ağırlık katsayıları rastgele belirlenir.
- İleri yayılım: Bu aşamada giriş verileri ağda bulunan nöronlar boyunca ilerleyerek bir çıktı üretir. Her katman için nöronların çıktıları Denklem (14)'te gösterildiği şekilde temsil edilebilir. Burada k katman numarasını, $\alpha^{(k)}$ k numaralı katmandaki nöronların çıktıları, $W^{(k)}$ k numaralı katmanın ağırlık matrisini, $b^{(k)}$ ise k numaralı katmanın bias vektörünü göstermektedir.

$$\alpha^{(k)} = f(W^{(k)}\alpha^{(k-1)} + b^{(k)}) \quad (14)$$

- Hata fonksiyonu: Bu aşamada YSA modelinin performansı değerlendirilmektedir. YSA modelinde elde edilen çıkış değerleri bilinen gerçek değerlerle karşılaştırılır. Literatürde yapılan çalışmalarda YSA modellerinin performans değerlendirmesinde tercih edilen hata fonksiyonları Denklem (15)'te verilen ortalama mutlak hata (MAE) fonksiyonu ya da Denklem (16)'da verilen ortalama karesel hata (MSE) fonksiyonudur. Burada n örnek sayısını, y_i gerçek değerleri, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerleri göstermektedir. MSE fonksiyonu gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki farkın yani hatanın karesi ile orantılı olan bir hata değeri ürettiğinden dolayı YSA modellerinde daha çok tercih edilmektedir.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (15)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (16)$$

- Geri yayılım: Bu aşamada hata fonksiyonu ile hesaplanan YSA modelinin hata değerleri gizli katman nöronlarının hata değerlerini hesaplamak için geriye doğru yayılır. Geri yayılım sürecinde matematiksel bir optimizasyon yöntemi olan gradyan iniş kullanılır. Bu süreçte gizli katmanda bulunan nöronların ağırlıkları ve bias değerleri hata fonksiyonunun türevleri kullanılarak delta kuralı ile güncellenir. Gizli katmanda bulunan nöronların hata fonksiyon gradyanları zincir kuralı kullanılarak çözülebilir. Delta kuralı kullanılarak ağırlıkların güncellenmesi Denklem (17)'de gösterildiği şekilde, bias değerlerinin güncellenmesi ise Denklem (18)'de gösterildiği şekilde gerçekleştirilir (Buscema, 1998). Burada $W^{(k)}$ k numaralı katmanın ağırlık matrisini, η sabit bir değer olan öğrenme katsayısını, L hata fonksiyonunu, $W^{(k)*}$ k numaralı katmanın yeni ağırlık matrisini, $b^{(k)}$ k numaralı katmanın bias vektörünü, $b^{(k)*}$ ise k numaralı katmanın yeni bias vektörünü göstermektedir.

$$W^{(k)*} = W^{(k)} - \eta \frac{\partial L}{\partial W^{(k)}} \quad (17)$$

$$b^{(k)*} = b^{(k)} - \eta \frac{\partial L}{\partial b^{(k)}} \quad (18)$$

- Yineleme: Bu prosedür tüm eğitim verileri için tekrarlanarak model eğitilir.

YSA modelinin eğitilmesi kapsamında tüm eğitim setinin kullanılarak tüm nöronlardaki ağırlık katsayılarının güncellenmesi işlemi dönem (epoch) olarak adlandırılır. Dönemler bir YSA modelinde oldukça önemli bir rol oynamakla birlikte YSA modelinin ne kadar iyi öğrendiği ve karmaşık verileri ne kadar iyi işleyebildiği ile doğrudan orantılıdır. Bir YSA modelinin eğitilmesi sırasında dönem sayısı birden fazla olmaktadır. Her dönemde tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki farkı gösteren hata fonksiyonunu en aza indirmek için ağırlık katsayıları güncellenir ve dönem sayısı arttıkça bu ağırlık katsayılarına ince ayar yapılarak modelin doğruluğu giderek artırılır. Dönem sayısı YSA modelinin eğitiminde kritik bir parametre olmakla birlikte dikkatli bir şekilde seçilmesi gerekmektedir. Dönem sayısının çok az olması YSA modelinin eğitim verilerine karşı yetersiz bir uyum göstermesi ile sonuçlanabilir. Dönem sayısının çok fazla seçilmesi ise YSA modelinin eğitim verilerine karşı aşırı uyumlu (overfitting) olmasına neden olabilir. Bu nedenle YSA modellerinde dönem sayıları genellikle ampirik kanıtlara ve deneylere dayanarak

seçilmektedir. YSA modelinin dönemlere bağılı olarak performansının izlenmesi ise eğitim verileri haricinde farklı bir test verisinin kullanılması ile gerçekleştirilmektedir. Eğitim verileri kullanılarak YSA modelinin eğitilmesinde bir dönem süreci bittikten sonra test verileri ile YSA modelinin performansı değerlendirilmektedir. Yapılan bu değerlendirme sonucunda YSA modelinin test verileri üzerindeki performansı düşmeye başladığında eğitim sonlandırılır. Erken durdurma olarak adlandırılan bu yaklaşım, kullanılacak olan dönem sayısı için iyi bir denge bulunmasına yardımcı olarak modelin ne eksik ne de fazla uyumlu olmasını sağlar.

1.9. Sürekli Kan Basıncı Tahmininde Literatürdeki Çalışmalar

Sürekli kan basıncı tahmininde literatürde yapılan çalışmalar tahmin aşamasında kullanılan yöntemler ve sensörler açısından 3 ana başlık altında toplanmaktadır. Bunlar sürekli kan basıncı tahmininde sadece PPG sinyali kullanan PPG esaslı çalışmalar, PPG ve EKG sinyallerini birlikte kullanarak PTT parametresi üzerinden sürekli kan basıncı tahmini yapan PPG ve EKG esaslı çalışmalar ve piezoelektrik sensör esaslı çalışmalardır.

Bu tez çalışmasında 3 ana başlık altında incelenen sürekli kan basıncı ölçüm teknikleri geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan veri seti üzerinden incelenmiştir. Tez kapsamında geliştirilen esnek piezoelektrik sensör tabanlı yenilikçi bir sensör yapısı kullanarak elde edilen PuPG sinyallerinden yenilikçi öznitelikler çıkarılmıştır. Çıkarılan öznitelikler regresyon modelleri ve yapay sinir ağı modelleri kullanılarak yüksek doğrulukta kan basıncının sürekli tahmini için kullanılmıştır.

1.9.1. PPG Esaslı Çalışmalar

Literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında PPG sinyalleri AKB sinyalleri ile morfolojik açıdan olan benzerlikleri nedeniyle sürekli kan basıncının tahmininde tek başına kullanılabilen sinyaller arasında yer almaktadır. Ayrıca PPG sinyallerinin kolay bir şekilde elde edilebiliyor olması ve harekete bağılı olarak yapısında meydana gelebilecek bozulmalara karşı dirençli bir sinyal olması da PPG sinyallerinin sürekli kan basıncının tahmininde tercih edilen bir sinyal olmasını sağlamaktadır.

Literatürde yapılan PPG esaslı çalışmalarda iki farklı yöntemin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Bunlardan birincisi tek bir noktadan alınan PPG sinyallerinin darbe dalga analizlerinin yapılarak sürekli kan basıncı tahmininde kullanılması, ikincisi ise farklı

noktalardan eş zamanlı olarak alınan PPG sinyallerinden elde edilen PWV parametresinin sürekli kan basıncı tahmininde kullanılmasıdır. Her iki yöntemde de elde edilen öznelik vektörleri regresyon modellerine ve yapay sinir ağları modellerine giriş olarak uygulanmakta, SKB ve DKB parametrelerinin tahminleri eğitilen model üzerinden tahmin edilebilmektedir. Bu başlık altında, sadece PPG sinyallerinin kullanıldığı sürekli kan basıncı tahmini üzerine yapılan literatürdeki çalışmalara yer verilecektir.

PPG sinyallerine dayalı sürekli kan basıncı tahmini üzerine yapılan ilk çalışmalardan biri Teng ve Zhang (2003) tarafından gerçekleştirilmiştir. Yapılmış olan bu çalışmada AKB sinyalleri ile PPG sinyallerinin bazı özellikleri arasındaki ilişkiler analiz edilmiştir. 15 gönüllü bireyden elde edilen PPG sinyallerinden çıkarılan öznelikler kullanılarak doğrusal regresyon modeli ile SKB ve DKB değerlerinin tahminleri AKB sinyalleri referans alınarak gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmada kullanılan doğrusal regresyon modeline ait tahmin performansı Denklem (19)'da eşitliği verilen (Burada n örnek sayısını, y_i gerçek değerleri, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerleri göstermektedir) ortalama hata (ME) parametresi üzerinden değerlendirilmiş olup SKB için 0.21 mmHg, DKB için 0.02 mmHg olarak belirlenmiştir. Elde edilen tahmin sonuçlarına ait Denklem (20)'de eşitliği verilen (Burada n örnek sayısını, y_i gerçek değerleri, $\hat{y}_i$ tahmin edilen değerleri, ME ise ortalama hatayı göstermektedir) standart sapma (STD) değerleri ise SKB için 7.32 mmHg, DKB için 4.39 mmHg olarak hesaplanmıştır. ME parametresinin hesaplanmasında pozitif ve negatif hatalar birbirini sönmölemektedir. Bu nedenle bu çalışmada tahmin modelinin performansının değerlendirilmesinde ME parametresinin kullanılması tahmin modelinin performansını tam olarak yansıtmıy yansıtmadığı açısından sorgulanabilir.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i \quad (19)$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i - ME)^2}{n - 1}} \quad (20)$$

Kurylyak vd. (2013), Yoğun Bakımda Çok Parametrelili Akıllı İzleme (MIMIC) veritabanı kullanarak yapmış oldukları çalışmada PPG sinyallerinden çıkarmış oldukları 21 zamansal parametreyi YSA modelinin girişinde öznelik verisi olarak kullanmışlardır. Çıkarmış oldukları 21 zamansal parametreyi PPG sinyalinin darbe dalga analizleri ile elde

etmişlerdir. Sırasıyla 35 ve 20 nörondan oluşan iki gizli katmana sahip YSA modeli kullanılarak elde edilen öznitelik verilerinden SKB ve DKB tahminleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen tahmin verilerine ait MAE değerleri SKB için 3.8 mmHg, DKB için 2.21 mmHg olarak belirlenmiştir.

Lamanaca vd. (2013) sürekli kan basıncının tahmini için kullandıkları PPG sinyalinin akıllı telefonların kamerası ve flaşı yardımıyla elde etmişlerdir. Akıllı telefonların flaşını ışık kaynağı, kamerasını ise foto detektör olarak kullandıkları bu çalışmada elde ettikleri PPG sinyalleri üzerinden çıkarılan öznitelik değerleri YSA modelinde giriş verisi olarak kullanılmıştır. Yapılan çalışmada elde edilen tahmin değerlerine ait hata parametresi net olarak verilme de maksimum hatanın 12 mmHg değerinin altında olduğu bildirilmiştir.

Holz ve Wang (2017), yapmış oldukları çalışmada Glabella ismini verdikleri bir gözlük üzerinde farklı noktalara yerleştirilen 3 adet PPG sensörünü kullanarak sistolik kan basıncını, PTT parametresini kullanarak tahmin etmeye çalışmışlardır. Yapmış oldukları bu çalışmada ticari bir osilometrik tansiyon aletini ise referans ölçümleri için kullanmışlardır. Çalışmaya 4 adet gönüllü katılmıştır. Yapılan çalışmada farklı bölgelerden elde edilen PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametreleri hesaplanmış ve ticari osilometrik tansiyon aleti ile yapılan sistolik kan basıncı ölçümleri ile karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucunda elde ettikleri PTT parametresi ile SKB değeri arasında yüksek bir korelasyon olduğunu göstermişlerdir. Tahmin aşamasında doğrusal regresyon modeli kullanılan çalışmada elde edilen ve Denklem (21)'de eşitliği verilen (Burada n örnek sayısını, x_i giriş değerlerini, $\bar{x}$ giriş değerlerinin ortalamasını, s_x giriş değerlerinin standart sapmasını, y_i çıkış değerlerini, $\bar{y}$ çıkış değerlerinin ortalamasını, s_y çıkış değerlerinin standart sapmasını göstermektedir) korelasyon katsayıları 0.64 ile 0.84 arasında değişmektedir. SKB değerinin tahmininde ise ± 10 mmHg gibi bir hata payı ortaya çıkmıştır.

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s_x} \right) \left(\frac{y_i - \bar{y}}{s_y} \right) \quad (21)$$

Carek vd. (2017), yapmış oldukları çalışmada SeismoWatch ismini verdikleri bir bileklik üzerinde PPG sensörü ve hassas bir ivmeölçer kullanarak kan basıncının tahminini yapmaya çalışmışlardır. Yapılan çalışmada kan basıncının tahmini için PTT parametresi kullanılmıştır. Ölçüm esnasında kişinin koluna takılı olan bileklik kalbin mikro titreşimlerini algılamak amacıyla göğüs üzerine getirilmektedir. Bu esnada kalp titreşimleriyle birlikte

bilekten eş zamanlı kaydedilen PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametresi hesaplanmıştır. 13 gönüllü birey üzerinde yapılan bu çalışmada elde edilen PTT parametrelerinden SKB ve DKB parametrelerinin tahmini için doğrusal regresyon modeli kullanılmıştır. Tahmin modelinin performans değerlendirmesinde Denklem (22)'de eşitliği verilen (Burada n örnek sayısını, y_i gerçek değerleri, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerleri göstermektedir) kök ortalama kare hatası (RMSE) parametresi kullanılmış olup SKB tahmininde 4.8 mmHg, DKB tahmininde 2.9 mmHg olarak belirlenmiştir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (22)$$

Slapnicar vd. (2018), biri hastane ortamında (MIMIC veritabanı), diğeri günlük aktiviteler sırasında toplanmış iki veri setini kullanarak PPG sinyalleri üzerinden çıkarmış oldukları 13 tane öznelik verisi ile her bir kardiyak döngüde SKB ve DKB değerlerinin tahmini üzerine bir çalışma gerçekleştirmiştir. Yapılan bu çalışmada tahmin modeli olarak doğrusal regresyon da dahil olmak üzere 4 farklı regresyon modeli kullanılmış olup en iyi sonuç regresyon ağaçları topluluğu modelinde elde edilmiştir. Bir deneği dışarda bırakma (LOSO) deneyi ile en iyi sonuçlar elde edilmiş olup tahmin modelinin performans değerlendirmesinde MAE parametresi kullanılmıştır. Bu kapsamda MIMIC hastane veritabanında SKB için 4.47 mmHg, DKB için 2.02 mmHg MAE değerleri elde edilmiştir. Günlük yaşam veri setinde ise SKB için 8.57 mmHg, DKB için 4.42 mmHg MAE değerleri elde edilmiştir.

Huynh vd. (2018), empedans pletismografisinin (IPG) PTT parametresinin tespiti ve kan basıncının tahmini için EKG sinyallerinin yerine kullanılabilecek bir sinyal olduğunu göstermeyi amaçlamışlardır. İlk olarak kan basıncı, PTT ve arteriyel empedans arasındaki ilişkiyi kurmuşlardır. PPG sensörü işaret parmağına takılırken IPG sensörü, PTT parametresini ölçmek için bileğe yerleştirilmiştir. Referans olarak üst kola yerleştirilen manşet tabanlı bir kan basıncı izleme sistemiyle önerilen metodoloji manipüle etmek için el kavrama egzersizlerinden yararlanan 15 genç ve sağlıklı insan denek üzerinde değerlendirilmiştir. Önerilen modelde ME $\pm$ STD değerleri SKB için 0.88 ± 0.07 mmHg, DKB için 0.88 ± 0.06 mmHg olarak belirlenmiş olup kan basıncı ile oldukça iyi bir korelasyon göstermiştir. Diğer PTT yöntemleriyle karşılaştırıldığında, PTT-IPG tabanlı kan

basıncı tahmini için RMSE $\pm$ STD değerleri, SKB ve DKB için sırasıyla 8.47 ± 0.91 mmHg ve 5.02 ± 0.73 mmHg olarak belirlenmiştir.

Mousavi vd. (2019), yapmış oldukları çalışmada MIMIC II veritabanı kullanmışlardır. Sadece PPG sinyallerini kullanarak çıkardıkları zamansal parametreleri öznitelik vektörü olarak kullanmışlardır. Çıkarmış oldukları bu öznitelik vektörlerini kullanarak kan basıncı tahminini yapabilmek amacıyla doğrusal olmayan regresyon modelleri tercih edilmiş olup tahmin modelinin değerlendirilmesinde referans olarak AKB sinyalleri kullanılmıştır. Yapılan çalışmada kullanılan tahmin modelinin performansı RMSE parametresi üzerinden değerlendirildiğinde SKB tahmininde 8.9 mmHg, DKB tahmininde 4.18 mmHg gibi bir hata değeri elde edilmiştir.

Li ve Laleg-Kirati (2021), MIMIC II veritabanı bulunan PPG sinyallerini kullanarak kan basıncı tahmini üzerine yenilikçi bir çalışma yapmışlardır. PPG sinyallerinden, yarı-klasik sinyal analizi (SCSA) araçları kullanılarak öznitelikler çıkarılmıştır. Çıkarılan öznitelikler çoklu doğrusal regresyon (MLR), SVM ve karar ağaçları modellerinde giriş verisi olarak kullanılmış olup tahmin modellerinin değerlendirilmesinde referans olarak AKB sinyalleri kullanılmıştır. Yapılan çalışmada en yüksek doğruluk SVM yönteminde elde edilmiştir. En yüksek doğruluğun elde edildiği SVM yönteminin performansı MAE parametresi üzerinden değerlendirildiğinde SKB tahmininde 7.44 mmHg, DKB tahmininde 5.09 mmHg gibi bir hata değeri elde edilmiştir.

El-Hajj ve Kyriacou (2021), yaptıkları çalışmada MIMIC II veritabanında bulunan PPG sinyallerini ve bu sinyallerin birinci ve ikinci türevlerini öznitelik vektörünü oluşturmak için kullanmışlardır. Öznitelik vektörlerinden kan basıncı tahmini yapabilmek için farklı yapılarda derin öğrenme modellerinin kullanıldığı bu çalışmada en iyi performansı gösteren model MAE parametresi üzerinden değerlendirildiğinde kullanılan modelde SKB tahmininde 4.51 mmHg, DKB tahmininde 2.6 mmHg gibi bir hata değeri elde edilmiştir.

Maqsood vd. (2021), yapmış oldukları çalışmada PPG sinyallerini kullanarak kan basıncının tahmini için genel bir çalışma yaparak çeşitli makine öğrenimi modellerini değerlendirmiştir. Geleneksel makine öğrenimi modelleri arasında doğrusal regresyon, rastgele orman, AdaBoost ve destek vektör regresyonu kullanılmıştır. Ayrıca, zaman bağımlılıklarını yakalamak için uzun kısa süreli bellek (LSTM), çift yönlü LSTM (Bi-LSTM) ve geçitli yinelemeli birim (GRU) gibi derin öğrenme modelleri de uygulanmıştır. Çalışmada, PPG sinyalleri üzerinde zaman, istatistiksel ve frekans tabanlı özellikler çıkarılarak değerlendirilmiştir. Zaman tabanlı özellikler için GRU, 21 özellik kullanarak

SKB ve DKB tahminlerinde MAE parametreleri sırasıyla 3.68 ± 4.28 mmHg ve 5.34 ± 5.25 mmHg olarak en iyi performansı göstermiştir. Frekans tabanlı özellikler kullanılarak yapılan tahminlerde, MIMIC veritabanı üzerinde Bi-LSTM, SKB ve DKB tahminlerinde MAE parametreleri sırasıyla 5.42 ± 5.21 mmHg ve 6.17 ± 5.89 mmHg hata oranları ile en iyi sonuçları vermiştir. Bu sonuçlar, zaman tabanlı özelliklerin diğer yöntemlere göre daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

Haddad vd. (2021), yapmış oldukları çalışmada vücudun farklı bölgelerinden aldıkları PPG sinyallerinin darbe dalga analizlerini yaparak SKB ve DKB değerlerinin sürekli tahminini gerçekleştirmişlerdir. SKB ve DKB değerlerinin sürekli tahmini için PPG sinyallerinin morfolojik yapılarından çıkarılan öznitelik değerlerini MLR modeline giriş verisi olarak girmişlerdir. Geliştirmiş oldukları modeli MIMIC veritabanı içinden hem PPG hem de AKB sinyallerini içeren 28 kayıt üzerinde denemişlerdir. Geliştirilen modelin MAE parametresine bağlı performans değerleri ise SKB için 6.10 mmHg, DKB için 4.65 mmHg olarak belirlenmiştir.

1.9.2. PPG ve EKG Esaslı Çalışmalar

Literatürde yapılan kan basıncının sürekli ölçümü ile ilgili çalışmalara bakıldığında PTT parametresinin oldukça sık kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmalarda PTT parametresinin belirlenmesi için sıklıkla eş zamanlı olarak elde edilmiş PPG ve EKG sinyalleri kullanılmaktadır. Bu başlık altında literatürde yapılmış olan EKG ve PPG esaslı çalışmalara yer verilecektir. Yapılmış olan bu tez çalışmasında da EKG ve PPG sinyaline dayalı PTT parametresinin sürekli kan basıncının tahminindeki performansı hem SKB parametresi hem de DKB parametresi için geliştirilmiş olan donanım ve yazılım ile oluşturulan veri seti üzerinde değerlendirilmiştir.

Obrist vd. (1979), yaptıkları çalışmada PTT parametresinin SKB ve DKB parametreleriyle ne derece uyumlu olduğunu ve PTT'nin miyokardiyal sempatik etkilere ne kadar duyarlı olduğunu değerlendirmeye çalışmışlardır. 118 genç yetişkin erkeğin katıldığı 6 çalışmada kardiyovasküler aktivite hem dinlenme durumunda hem de üç stres unsuru (soğuk pres, pornografik bir film ve sinyalsiz şoktan kaçınma reaksiyon süresi görevi) değerlendirilmiştir. Çalışmalar, nabız dalgasının arter ağacında nereye aktarıldığına, kan basıncının invazif mi yoksa invazif olmayan olarak mı ölçüldüğüne ve miyokardiyal sempatik innervasyonların sağlam olup olmadığına göre farklılık göstermiştir. PTT'nin SKB

ile oldukça tutarlı ancak DKB ile çok tutarsız bir şekilde birlikte değişkenlik gösterdiği görülmüştür. PTT, miyokardiyal sempatik uyarılmadan ve daha az ölçüde vasküler süreçlerden önemli ölçüde etkilendiği görülmüştür.

Geddes vd. (1981), yaptıkları çalışmada PTT'nin farklı bir varyasyonu olan darbe varış süresi (PAT) parametresi ile DKB parametresi arasındaki ilişkiyi anestezi uygulanan 10 köpekte ölçerek değerlendirmişlerdir. PAT, zaman referansı olarak EKG'nin R dalgası kullanılarak ölçülürken PTT, karotis ve femoral nabızlar arasında ölçülmüştür. İntravenöz olarak enjekte edilen epinefrin ile kan basıncı yükseltilmiş ve vagal uyarıyla düşürülmüştür. Diyastolik basınçların 15 ila 250mmHg arasında değiştiği görülmüş ve diyastolik basınçtaki artışla birlikte PAT ve PTT sürelerinin azaldığı görülmüştür. PAT ile basınç arasındaki korelasyon, gerçek PTT ve DKB ile bulunmuştur. Nabız dalgası hızını hesaplamak için PTT kullanıldığında ise kan basıncıyla neredeyse lineer olarak arttığı ve iyi bir korelasyonun olduğu görülmüştür.

Nitzan vd. (2001), yapmış oldukları çalışmada 44 normotansif erkek denekte EKG ile parmak ve ayak parmaklarına ait PPG kullanılarak PTT parametresi ölçülmüştür. Darbelerin varış zamanı, PPG sinyalinin sistolik yükselmesinin ayağından belirlenmiştir. İki parametre test edilmiştir: EKG R-dalgası ile ayak parmaklarına darbenin varış zamanı arasındaki gecikme (E-T PTT) ve nabız geçiş zamanının ayak parmakları ile parmaklar arasındaki farkı (T-F PTTD). E-T PTT ve T-F PTTD yaş ve SKB arttıkça azalmış, ancak DKB etkisi istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır. PTT parametrelerindeki yaşa bağlı azalma, arteriyel uyumun yaşla birlikte yapısal olarak azalmasına atfedilmiştir. Bu azalma, PTT parametrelerinin DKB parametresine bağlı olmaması nedeniyle yaşla artan kan basıncı ile ilişkilendirilememiştir.

Payne vd. (2006), yaptıkları çalışmada kardiyovasküler hastalık öyküsü olmayan ve düzenli ilaç almayan 18-25 yaş arası sağlıklı erkeklerde farklı kardiyak ve vasküler yanıtlar üretmek için çeşitli vazoaaktif ilaçlar kullanılarak PTT parametresindeki değişiklikleri, geniş bir kan basıncı aralığında ve farklı vasküler ton ve kardiyak kontraktile koşulları altında kan basıncı ölçümü için klinik "altın standart" ile karşılaştırmayı amaçlamışlardır.

Poon ve Zhang (2006), yaptıkları çalışmada kan basıncını PTT parametresi ile ölçmek için manşonsuz ve invazif olmayan bir tekniği ortalama 6,4 haftalık bir süre boyunca 29 ila 57 yaşlarındaki 85 denek üzerinde değerlendirmişlerdir. Toplam 999 çift SKB ve DKB tahmini yapmışlardır. Deneyimli bir hemşire tarafından bildirilen ortalama kan basıncı ölçümleri ve klinik olarak onaylanmış bir otomatik kan basıncı ölçüm cihazından elde edilen

değerler referans olarak kullanılarak farklılıklar değerlendirilmiştir. Sonuçlar karşılaştırıldığında manşonsuz teknolojinin evde sağlık bakımı için kendi kendine kan basıncı izlemede ve nihayetinde klinik tanıda yararlı olan giyilebilir cihazlara dönüşme konusunda büyük bir potansiyele sahip olduğu görülmüştür. Yapılan çalışmanın performansı ME parametresine göre değerlendirildiğinde SKB için 0.6 ± 9.8 mmHg, DKB için 0.9 ± 5.6 mmHg olarak belirlenmiştir.

Bartsch vd. (2010), yaptıkları çalışmada kardiyak yoğun bakım ünitesinde yatan 29'u erkek ve ortalama yaşları 68 olan 40 hastada PTT ve standart invazif yöntemle 1 saat kan basınçlarını ölçmüşlerdir. PTT ile ölçülen arteriyel kan basıncının invazif ölçümün altın standardına bir alternatif olarak kullanılabilirliğini değerlendirmişlerdir.

Gesche vd. (2012), 63 gönüllü üzerinde yaptıkları çalışmada SKB ile PWV arasında bir fonksiyon oluşturmuşlar ve doğrusal olmayan bir algoritma ve tek noktalı bir kalibrasyon kullanarak mutlak SKB parametresini belirlemeye çalışmışlardır. Arteriyel nabız geçiş süresi, EKG'nin R tepeleri ile parmak nabız oksimetresinin pletismografik eğrisi arasında ölçülürken referans kan basıncı, manşet bazlı bir sfigmomanometrik aneroit cihaz kullanılarak ölçülmüştür. Yapılan çalışmanın sonucunda 50 gönüllüden oluşan bir grupta kan basıncı dengelemesi için bireysel düzeltme sonrasında kan basıncı değerleri hesaplanarak elde edilen PTT parametreleri ile manşonlu sistemle ölçülen SKB değerleri arasında bireysel korelasyon katsayıları 0.69 ile 0.99 arasında değiştiği gözlemlenmiştir. Tüm veriler bir araya getirildiğinde ise bu değer 0.83 olarak elde edilmiştir. Sonuç olarak, bu çalışmada PTT bazlı yöntem kullanılarak elde edilen SKB değerleri ile manşonla ölçülen SKB değerleri karşılaştırıldığında anlamlı bir korelasyon değerinin elde edildiği gösterilmiştir.

Mukkamala vd. (2015), yaptıkları çalışmada geleneksel kan basıncı ölçüm yöntemlerini ve sınırlamalarını açıklamışlardır. PTT parametresi ile kan basıncı ilişkisinin teorisini özetlemek için modeller sunmuşlar ve gelecekteki araştırmalar için önerilerde bulunmuşlardır.

Hsieh vd. (2016), kan basıncı ölçümlerini daha doğru bir şekilde tahmin etmek için statik ve dinamik PTT özelliklerini içeren doğrusal bir regresyon modeline dayalı yeni bir yöntem önerilmiştir. Ayrıca önerilen model, DKB değerini tahmin ederken, tahmini SKB değerini dikkate almaktadır. Deneysel sonuçlar ilk olarak önerilen yöntemin kan basıncını geleneksel yöntemlerden daha doğru tahmin edebileceğini, özellikle daha yüksek korelasyon skorları ve daha düşük ortalama kare hataları ile göstermiştir. Elde ettikleri sonuçlar, doğru

kan basıncı tahminleri için dinamik PTT özelliklerinin birleştirilmesinin etkinliğini doğrulamakta ve deneysel sonuçların önerilen yöntemin daha iyi bir DKB tahmin kabiliyetine sahip olduğunu göstermektedir.

Ghosh vd. (2016), PTT parametresini EKG ve PPG sinyalleri arasında pencereleli korelasyon kullanılarak hesaplamışlardır. 14 sağlıklı denek üzerinde kan basıncını, her denek için 5 farklı pozisyonda (yaslanmış, oturarak, ayakta, yürüme, bisiklete binme) PTT parametresini kullanılarak tahmin etmişlerdir. Tahmin modeli olarak doğrusal regresyon kullanılan çalışmada referans standart osilometrik manşet tabanlı cihazdan elde edilen kan basıncı değeri ile PTT parametresinden elde edilen tahmini kan basıncı değeri arasındaki hata RMSE parametresi üzerinden değerlendirilmiş olup otururken veya ayakta dururken en düşük, yürürken veya bisiklete binerken en yüksek değerlerde çıkmıştır. PTT'ye dayalı tahmini SKB değeri ile referans standart arasındaki farkın $ME \pm STD$ değeri, oturma pozisyonunda 0.07 ± 5.8 mmHg iken bu oran yürürken ve bisiklet sürerken sırasıyla 4.4 ± 20.9 mmHg ve 10.2 ± 16.0 mmHg olarak belirlenmiştir. Ayrıca PTT parametresine dayalı sürekli kan basıncı tahmin modellerinde kullanılan PPG sinyallerinin ön işleme adımlarından geçirilmesi gerektiği de bu çalışma kapsamında önerilmiştir.

Gao vd. (2016), kardiyak döngüde farklı kan basıncı seviyelerinde birden çok PTT değerini tahmin etmek için bir teknik oluşturmayı amaçlamışlardır. Bu amaç için proksimal ve distal kan basıncı dalga formlarından PTT'yi kan basıncının bir fonksiyonu olarak (her kan basıncı seviyesi için PTT değerini belirtmek için) tahmin etmek için bir teknik geliştirilmişlerdir. İlk olarak, bir dalga biçiminden diğerine matematiksel bir dönüşüm, kan basıncına bağlı arteriyel uyum ve dalga yansımaları hesaplayan doğrusal olmayan arteriyel tüp yük modelinin parametreleri açısından tanımlamışlardır. Daha sonra, dalga formlarının model tabanlı dönüşüm yoluyla birbirine en uygun şekilde uydurulmasıyla parametreler tahmin edilmiş ve kan basıncının bir fonksiyonu olarak PTT parametreleri tarafından belirlenmiştir.

Ding vd. (2017), yaptıkları çalışmada fotoplethysmogram yoğunluk oranına yeni bir gösterge sunarak PTT tabanlı manşonsuz kan basıncı ölçüm yöntemini genişletmeyi amaçlamışlardır. PTT parametresini ve yoğunluk oranına sahip modellerin performansını, tek PTT parametresine dayanan altı modelle karşılaştırarak kapsamlı bir şekilde değerlendirmişlerdir. Doğrulama, sırasıyla hipertansiyonu olan ve olmayan 33 denek üzerinde, istirahat ve çeşitli manevralar altında indüklenmiş kan basıncı değişiklikleriyle ve uzatılmış bir kalibrasyon aralığı boyunca gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmada en iyi

sonucun alındığı modelde $ME \pm STD$ değerleri SKB için 1.17 ± 5.72 mmHg, DKB için ise 0.40 ± 7.11 mmHg olarak belirlenmiştir.

Esmaili vd. (2017), yaptıkları çalışmada SKB ve DKB değerlerini tahmin etmek için PTT ve PAT parametrelerine dayalı yeni bir kan basıncı tahmin yöntemi sunmayı amaçlamışlardır. Çalışmada bir veri toplama donanımı, fonokardiyogram (PCG), PPG ve EKG yüksek çözünürlüklü örnekleme için tasarlanmıştır. Yapılmış olan bu çalışmada PTT ve PAT parametrelerini hassas bir şekilde kullanarak kan basıncını tahmin etmek için elastik tüpler teorisine dayanan yeni bir doğrusal olmayan kan basıncı tahmin modeli önerilmiştir. Önerilen modelde PTT indeksi kullanıldığında SKB ve DKB tahmini için korelasyon katsayıları sırasıyla 0.89 ve 0.84, PAT indeksi kullanıldığında ise SKB ve DKB tahmini için korelasyon katsayıları sırasıyla 0.95 ve 0.84 olarak belirlenmiştir.

1.9.3. Piezoelektrik Sensör Esaslı Çalışmalar

Kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli tahmini üzerine literatürde yapılan çalışmalardan biri de piezoelektrik sensör esaslı çalışmalardır. Piezoelektrik sensörlerin çıkış sinyalleri direkt olarak üzerine etkiyen basınç değişimleri ile orantılı olması, piezoelektrik sensörlerle vücut üzerinden elde edilen sinyallerin kan basıncının tahmininde kullanılabilen güçlü bir sinyal olmalarını sağlamaktadır. Bu başlık altında piezoelektrik sensörlerin kullanıldığı sürekli kan basıncı ölçümü üzerine literatürde yapılan çalışmalara değinilecektir. Yapılan bu tez kapsamında da esnek piezoelektrik sensör tabanlı yenilikçi bir sürekli kan basıncı ölçüm sistemi önerilmiştir.

Liu vd. (2018), yapmış oldukları çalışmada manşetsiz kan basıncı tahmini için tek bir bölgeye yerleştirilmiş piezoelektrik kaynaklı bir sensörden toplanan basınç nabız dalgası (PPW) (ya da bir diğer ismi ile PuPG) sinyallerini araştırmışlardır. Radyal arter üzerinden toplanan PPW sinyallerinden 21 özellik çıkarılarak elde edilen öznelik vektörü doğrusal regresyon modeli kullanılarak SKB ve DKB değerlerinin tahmininde kullanılmıştır. Çalışma 65 gönüllü birey üzerinde yapılmış olup elde edilen PPW sinyalleri osilometrik tansiyon aleti kullanılarak etiketlenmiştir. Yapılan çalışmada PTT parametresi ile karşılaştırma yapmak amacıyla PPW sinyallerinin yanında eş zamanlı olarak EKG sinyalleri de kaydedilmiştir. Yapılan çalışmada geleneksel PPW tabanlı tahmin modelinde performans değerlendirmesi $ME \pm STD$ parametre değerlerine göre yapılmış olup SKB için 0.70 ± 7.78 mmHg, DKB için ise 0.83 ± 5.45 mmHg olarak belirlenmiş olup geleneksel PTT bazlı

yöntemle karşılaştırıldığında SKB değeri için 1.33 ± 0.37 mmHg ve DKB değeri için ise 1.14 ± 0.20 mmHg azalma elde edildiği gösterilmiştir.

Wang vd. (2018), yapmış oldukları çalışmada bir piezoresistif basınç sensörünü kullanarak elde ettikleri nabız dalgasından kan basıncının sürekli tahminini gerçekleştirebilmek için iki alanlı füzyon bir model önermişlerdir. Piezoresistif sensör yardımıyla elde ettikleri nabız dalgasına 8 filtreleme ve hızlı Fourier dönüşümü uygulayarak hem zaman uzayında hem de frekans uzayında veriler işlenmiştir. Zaman ve frekans uzayında bir dizi özellik çıkarıldıktan sonra elde edilen öznelik vektörü yapay sinir ağı modeli girisi olarak verilmiştir. Elde edilen veriler ticari osilometrik tansiyon aleti kullanılarak etiketlenmiştir. Oluşturulan modelin eğitimi için 30 gönüllü bireyden 1231 veri toplanmıştır. Kan basıncının tahmini için oluşturulan modelde zaman ve frekans özelliklerinin kullanılması durumunda ± 2 mmHg dahilinde bir hata elde edilmiştir. Sadece zaman özelliklerinin kullanılması durumunda ± 3 mmHg, sadece frekans özelliklerinin kullanılması durumunda ise ± 9 mmHg dahilinde bir hata elde edilmiştir.

Peng vd. (2020), kan damarı duvarının piezo-kompozit sensörler yardımıyla ultrasonik takibini yapan bir çalışma önermişlerdir. Çalışmada kullanılan piezo-kompozit malzeme araştırmacılar tarafından üretilmiş olup yapılan deneysel çalışmalar sonucunda üretilen esnek sensörün kan basıncının izlenmesi için yeterli bant genişliğine ve hassasiyete sahip olduğu görülmüştür. Yapılan çalışmada kan basıncı tahmini bir gönüllü birey üzerinde yapılmıştır. Klinik bir ultrason probu ve ticari bir üst kol kan monitörü kullanılarak yapılan ölçüm sonuçlarıyla karşılaştırıldığında, bu çalışmada elde edilen sonuçlar, önerilen esnek sensörün kalp döngüleri sırasında kan basıncı dalga formlarını sürekli olarak izleme yeteneğine sahip olduğu görülmüştür.

Wang ve Lin (2020), yapmış oldukları çalışmada her bir kardiyak döngüde kan basıncının tahminini mümkün kılan piezoelektrik sensör tabanlı ucuz maliyetli bir sistem önermişlerdir. Radyal arterdeki basınç değişimi, PPW sistolik ve diyastolik özellik noktaları ve sensörün basınç hassasiyeti ile çıkarılmıştır. Ölçüme başlamadan önce osilometrik cihazla belirlenen SKB ve DKB değerleri sistemde PPW sinyalinin maksimum ve minimum noktaları için kalibrasyon değeri olarak kullanılmıştır. Daha sonraki her atımda PPW sinyalinin maksimum ve minimum noktalarındaki artmalar veya azalmalar SKB ve DKB değerlerindeki artma ve azalmalarla ilişkilendirilmiştir. Yapılan çalışmada önerilen sistem için performans değerlendirmesi MAE $\pm$ STD parametre değerlerine göre yapılmış olup SKB için 1.52 ± 0.30 mmHg, DKB için ise 1.83 ± 0.50 mmHg olarak belirlenmiştir.

Samartkit vd. (2022), kurşun zirkonat titanat (PZT) piezoelektrik sensörü ve PPG sensörü kullanarak geliştirmiş oldukları sistemde nabız ve kan basıncının invazif olmayan bir yöntem ile tahmin edilmesi üzerine çalışmışlardır. Kullanılan sensörlerden elde edilen sinyalleri kullanarak nabız, SKB ve DKB değerlerini tahmin etmek için değiştirilmiş darbe geçiş süresi (MPTT) uygulanmış olup verilerin alınması ve işlenmesi LabView ortamında gerçekleştirilmiştir. PZT sensörünün bilek çevresine, PPG sensörünün ise parmak ucuna yerleştirildiği bu çalışmada toplamda 15 gönüllü birey üzerinden toplanan sinyaller referans dijital tansiyon aleti kullanılarak etiketlenmiştir. Geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak PTZ ve PPG sensörlerinden eş zamanlı olarak toplanan sinyallerden MPTT parametreleri SKB ve DKB parametrelerinin tahmini için ayrı ayrı elde edildikten sonra logaritmik bir fonksiyona giriş olarak uygulanmıştır. Bu şekilde SKB ve DKB parametrelerinin tahmini gerçekleştirilmiştir. Kan basıncının tahmini için geliştirilen modelin performans analizi MAE parametresine göre yapılmış olup SKB için 2.62 mmHg, DKB için 1.36 mmHg olarak MAE değerleri elde edilmiştir.

Guo vd. (2022), yapmış oldukları çalışmada piezoelektrik tabanlı, PWV parametresine dayalı sürekli kan basıncı ölçüm sistemi önermişlerdir. Belirli aralıklarla vücut üzerine yerleştirilen iki piezo elektrik sensör kullanılarak elde edilen PWV parametresi doğrusal regresyon modeline giriş verisi olarak uygulanmıştır. PWV parametresinin belirlenmesinde Denklem (23)'te gösterilen Moens-Korteweg eşitliği kullanılmıştır (Burada D radyal arterin çapı, h radyal arterin duvar kalınlığı, ρ insan kanının ortalama yoğunluğu (1,06 g/mL), E_{inc} ise damar duvarının elastik modülüdür). PWV parametresinin hesaplanması için gerekli olan parametreler her gönüllü birey için ultrason yardımıyla ölçülmüştür. Yapılan çalışmada önerilen sistem için performans değerlendirmesi $ME \pm STD$ parametre değerlerine göre yapılmış olup SKB için -0.63 ± 5.14 mmHg, DKB için ise -1.14 ± 4.08 mmHg olarak belirlenmiştir.

$$PWV = \sqrt{\frac{E_{inc} \times h}{D \times \rho}} \quad (23)$$

Li vd. (2023), yapmış oldukları çalışmada kan basıncının sürekli kablolu olarak takibini yapabilmek için belli bir aralıkta yerleştirilmiş piezoelektrik sensör dizisini, aktif basınç adaptasyon ünitesini, sinyal işleme birimini ve gelişmiş makine öğrenme yöntemini birleştirmişlerdir. Sensör sistemindeki tüm parametreler optimize edilerek geliştirilen

sistemdeki hata oranı minimize edilmiştir. 87 gönüllü birey üzerinde yapılan bu çalışmada PWV tabanlı bir tahmin modeli oluşturulmuş olup performans değerlendirmesi $ME \pm STD$ parametre değerlerine göre yapılmıştır. Buna göre oluşturulan modelde SKB değeri için -0.05 ± 4.61 mmHg, DKB değeri için ise 0.11 ± 3.68 mmHg hata oranı belirlenmiştir. Ayrıca oluşturulan model 87 gönüllü birey içerisindeki iki hipertansiyonlu bireyin klinik takibini başarılı bir şekilde gerçekleştirmiştir.

Kim vd. (2023), üretmiş oldukları mikro-piramit destekli piezoelektrik film sensörleri kullanarak kan basıncını ölçmeye çalışmışlardır. Bunun için üretilen piezoelektrik sensörler kişinin bilek ve boyun bölgesine yerleştirilmiştir. Piezoelektrik sensörden alınan sinyaller doğrusal regresyon modelleriyle birlikte kan basıncının tahmini için kullanılmış ve ticari manşonlu sistemlerle karşılaştırılmıştır. Ölçümler 4 gönüllü birey üzerinde gerçekleştirilmiştir. Kan basıncının ölçümünde piezoelektrik sensörden alınan veriyle birlikte eş zamanlı olarak EKG sinyali de alınmış olup kan basıncının tahmini için PWV parametreleri kullanılmıştır. Tahmin modelinde sadece SKB tahmini gerçekleştirilen bu çalışmada doğrusal regresyon modelinin giriş verisi olarak sadece PWV parametresi kullanıldığında tahmin edilen SKB değerleri ile referans SKB değerleri arasında 0.51 gibi bir korelasyon katsayısı elde edilmiştir. Doğrusal regresyon modelinin giriş verisi olarak PWV parametresinin yanında ağırlık ve yaş parametreleri de kullanıldığında ise tahmin edilen değerler ile SKB değerleri arasındaki korelasyon katsayısı 0.81 değerine yükselmiştir. Oluşturulan modelin performans analizinde ise tahmin edilen SKB değerleri ile referans SKB değerleri arasında MAE parametreleri hesaplanmış olup bu değer 1.85 mmHg ile 2.47 mmHg arasında değişmiştir.

Zhou vd. (2023), üretmiş oldukları 3×3 mm² boyutundaki 23x26 adet piezoelektrik mikro işlenmiş ultrasonik dönüştürücü dizisini kullanarak kan basıncının sürekli izlenmesi üzerine bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Gerçekleştirilen çalışma 3 gönüllü birey üzerinde denenmiştir. Üretilen piezoelektrik sensör ile gönüllü bireyler üzerinden elde edilen sinyaller için ticari manşonlu osilometrik tansiyon aletleri ile yapılan ölçümler referans değer olarak kullanılmıştır. Çalışma sonucunda 4.5 mmHg hassasiyet, 5 mmHg doğruluk elde edilmiş olup önerilen sensörün ve yöntemin klinik kullanım gereksinimlerini karşıladığı gösterilmiştir.

Min vd. (2023), yüksek hassasiyet ve hızlı yanıt süresine sahip bir piezoelektrik sensör tabanlı kan basıncı ölçüm sistemi önermişlerdir. Esnek piezoelektrik sensör sinyallerinden kan basıncının tahmini için doğrusal regresyon modeli kullanılmıştır. Modelin eğitimi için

geliştirilen sistem ile 35 gönüllü bireyden veri toplanmıştır. Yapılan çalışmada önerilen sistem için performans değerlendirmesi $ME \pm STD$ parametre değerlerine göre yapılmış olup SKB için -0.89 ± 6.19 mmHg, DKB için ise -0.32 ± 5.28 mmHg olarak belirlenmiştir.

Zhang vd. (2024), yapmış oldukları çalışmada kan basıncının izlenmesinde kullanılabilecek sürekli nabız dalgası tespiti için elastomer amplifikasyonlu piezoelektrik ince film sensörü geliştirilmiştir. Geliştirilen sensör yapısının elastomer kalınlıkları optimize edilerek sensör ile tespit edilen nabız dalgası sinyal genliğinin %480 arttığı belirlenmiştir. Bu bulgular, yüksek kaliteli nabız dalgalarına dayalı olarak ayaktan kan basıncı izlemesini gerçekleştirmek için önemli bir teorik referans değeri taşımaktadır. Optimize edilen iki adet piezoelektrik sensör 1cm aralıklarla 10 gönüllü birey üzerine yerleştirilmiş ve oluşan nabız dalgaları kaydedilmiş olup veriler osilometrik tansiyon aleti kullanılarak etiketlenmiştir. Elde edilen nabız dalgalarından PTT ve PWV parametreleri çıkarılmıştır. Bu parametreler kullanılarak SKB ve DKB tahminleri gerçekleştirilmiştir. Tahmin edilen SKB değerleri ile referans değerler arasındaki MAE değeri 6.06 mmHg, tahmin edilen DKB değerleri ile referans değerler arasındaki MAE değeri ise 8.21 mmHg olarak belirlenmiştir.

Mandal vd. (2024), 3B baskı yöntemiyle ürettikleri piezoelektrik sensör yapısını kullanarak kan basıncının tahminini gerçekleştirmeye çalışmışlardır. Bir gönüllü birey üzerinde yapılan çalışmada piezoelektrik sensör kullanılarak elde edilen kan basıncı değerleri standart osilometrik tansiyon aleti ile elde edilen kan basıncı değerleri ile karşılaştırılmıştır. Yapılan çalışmada SKB değeri için 3.87 mmHg standart sapma, DKB değeri için 0.63 mmHg standart sapma elde edilmiştir.

1.10. Tezin Kapsamı ve Katkıları

1.10.1. Tezin Kapsamı

Kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli ölçümü, dünya çapındaki ölümlerin birinci sebepleri arasında yer alan hipertansiyon hastalığının takibi için oldukça büyük bir öneme sahiptir. Özellikle sürekli ve kolay elde edilebilir biyolojik ve fizyolojik sinyallerin kullanılarak kan basıncının sürekli tahmini günümüzde oldukça popüler bir araştırma konusu olarak yerini korumaktadır. Literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında ise bu sorunun çözümünde en çok EKG, PPG ve piezoelektrik sensör kullanılarak elde edilen PuPG ya da diğer bir adıyla PPW sinyallerinin oldukça sık kullanıldığı görülmektedir.

Yapılan bu tez çalışmasında kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli tahmininde en çok kullanılan EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin genel bir karşılaştırması yapılmıştır. Bu kapsamda EKG ve PPG sinyallerini kullanarak, sadece PPG sinyallerini kullanarak ve sadece PuPG sinyallerini kullanarak olmak üzere üç farklı durumda kan basıncının sürekli tahmini üzerine çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu üç farklı durum için EKG ve PPG ile yapılan çalışma ve sadece PPG ile yapılan çalışma literatürde en çok kullanılan yöntemlerle gerçekleştirilmiştir. Sadece PuPG sinyallerinin kullanıldığı çalışma ise donanımsal ve yazılımsal olarak yenilik içermekte olup tezin özgün tarafını oluşturmaktadır. Yapılan çalışma genel olarak bakıldığında üç aşamadan oluşmaktadır.

Tezin birinci aşamasında tezde kullanılacak olan EKG, PPG ve PuPG sinyallerini eş zamanlı olarak toplayabilen bir donanım geliştirilmiştir. Literatürde yapılan araştırma sonucunda belirtilen bu üç sinyalin eş zamanlı olarak kaydedildiği bir veri tabanı bulunamamıştır. Bu nedenle böyle bir donanımın geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Bu kapsamda EKG, PPG ve PuPG sinyallerini eş zamanlı olarak toplayıp bilgisayar ortamına aktaran bluetooth tabanlı kablosuz bir sensör sistemi geliştirilmiştir. Ayrıca sensör sisteminin kontrolünü yapan ve verileri bilgisayar ortamında kaydeden bir arayüz tasarımı da bu aşamada gerçekleştirilmiştir.

Tezin ikinci aşamasında geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak tez çalışması için ihtiyaç duyulan veri seti oluşturulmuştur. Bu kapsamda eş zamanlı olarak 5 dakikalık sürelerde PPG, EKG ve PuPG sinyallerinden oluşan 121 adet veri kaydedilmiştir. 5 dakikalık kayıt işleminin bitişi akabinde ticari manşonlu osilometrik tansiyon aleti kullanılarak kişilerin tansiyonları ölçülmüş ve ölçüm sonucunda elde edilen SKB ve DKB değerleri kullanılarak veriler etiketlenmiştir. Bu işlemlerin sonucunda tezin ikinci aşaması sonlanmış olup tezin üçüncü ve son aşamasına geçilmiştir.

Tezin üçüncü aşamasında geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak oluşturulan veri setinin kan basıncının tahmini için değerlendirilmesi yapılmıştır. Bu kapsamda EKG ve PPG sinyallerinin birlikte kullanıldığı PTT parametresine dayalı kan basıncı tahmini, sadece PPG sinyallerinin kullanıldığı ve PPG sinyaline ait darbe dalga analizi ile kan basıncı tahmini, sadece PuPG sinyallerinin kullanıldığı ve PuPG sinyaline ait yenilikçi darbe dalga analizi ile kan basıncı tahmini modelleri üzerinde değerlendirmeler yapılmıştır. Yapılan değerlendirme çalışmalarının sonuçları literatürdeki diğer çalışmaların sonuçlarıyla karşılaştırılmış olup sadece PuPG sinyallerinin kullanıldığı yenilikçi sürekli kan basıncı tahmin modelinde diğer çalışmalara göre oldukça tatmin edici sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

1.10.2. Tezin Katkıları

Tezin kapsamı dahilinde yapılmış olan tez çalışmasının literatüre olan katkıları şu şekilde sıralanabilir;

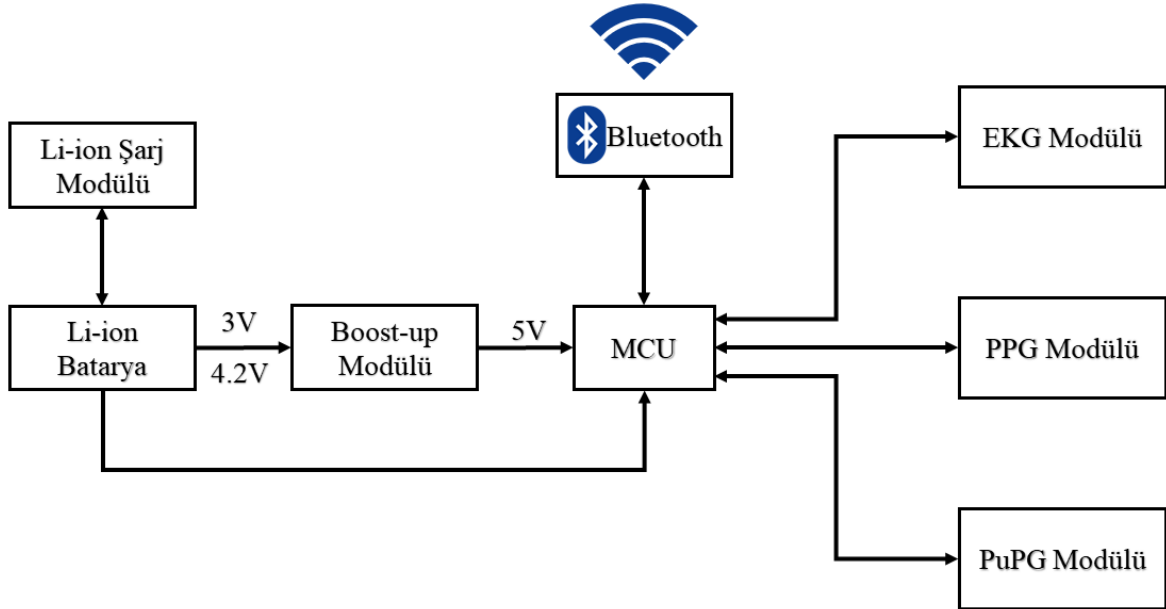
- İnvazif olmayan yöntemlerle sürekli kan basıncının tahmininde sık kullanılan bir parametre olan, eş zamanlı elde edilmiş EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak belirlenen PTT parametresinin, geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan ve daha önce literatürde kullanılmamış yeni bir veri seti ile değerlendirmesi yapılmıştır. Elde edilen PTT parametresi kullanılarak kan basıncının tahmini yapılırken literatürde yapılan çalışmalara benzer regresyon ve yapay sinir ağıları modelleri kullanılmıştır. Daha sonrasında regresyon ve yapay sinir ağıları modelleri ile elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.
- İnvazif olmayan yöntemlerle sürekli kan basıncının tahmininde sık kullanılan başka bir parametre olan, sadece PPG sinyalleri kullanılarak belirlenen darbe dalga analiz parametrelerinin, geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan ve daha önce literatürde kullanılmamış yeni bir veri seti ile değerlendirmesi yapılmıştır. Elde edilen PPG darbe dalga analiz parametreleri literatürde sıklıkla kullanılan yöntemlerle elde edilmiş olup elde edilen bu parametreler ile kan basıncının tahmini için regresyon ve yapay sinir ağıları modelleri kullanılmıştır. Daha sonrasında regresyon ve yapay sinir ağıları modelleri ile elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.
- Literatürde piezoelektrik tabanlı sensör sistemleri de sürekli kan basıncının tahmininde sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak bu çalışmaların asıl amaçları piezoelektrik sensör yapısının üretimiyle ilgili olup çok az veri ile kan basıncının tahmini üzerine çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu tez çalışmasında ise piyasada rahatlıkla bulunabilen ticari bir esnek piezoelektrik sensör ile geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak 121 farklı veriden oluşan yeni bir PuPG veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti kullanılarak yeni ve karmaşık olmayan öznitelik çıkarımları gerçekleştirilmiş olup bu öznitelikler regresyon ve yapay sinir ağıları modelleri ile kan basıncının tahmini için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar literatürdeki çalışmalarla karşılaştırıldığında oldukça tatmin edici değerlerde olmakla birlikte geliştirilen sensör yapısında tamamen ticari ürünlerin kullanılması sensör yapısının kolay bir şekilde üretimini mümkün kılmaktadır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli tahmini için literatürde yapılan yöntemleri yeni veri seti kullanarak değerlendiren ve kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli tahmini için piezoelektrik sensör tabanlı yenilikçi bir yaklaşım sunan bu tez çalışması, geliştirilen donanım ve yazılım ile toplanan veriler üzerinden çıkarılan öznitelik vektörlerinin regresyon ve yapay sinir ağları modelleri ile kan basıncının tahmininde kullanılmasını içermektedir. Bu kapsamda yapılan tez çalışmasının ilk aşamasını oluşturan donanım tasarımı alt başlıklarda detaylarıyla birlikte verilmiştir.

2.1. Geliştirilen Donanımın Tanıtımı

Tez çalışması kapsamında veri setinin oluşturulmasında kullanılmak üzere geliştirilen bluetooth tabanlı kablosuz taşınabilir sensör sisteminin genel blok diyagramı Şekil 34'te gösterilmiştir.



Şekil 34. Geliştirilen sensör sistemine ait genel blok diyagram

Sensör sisteminin genel olarak güç birimi, sensör birimi, MCU birimi ve kablosuz haberleşme birimi olmak üzere dört temel birimden oluştuğu söylenebilir.

Güç birimi li-ion şarj modülü, li-ion batarya ve boost-up dönüştürücü modülünden oluşmaktadır. Li-ion batarya, sistemin ihtiyaç duyduğu enerjiyi sağlayan elemandır. Li-ion şarj modülü ise tekrardan şarj edilebilir bir yapıya sahip olan li-ion bataryanın li-ion kimyasına uygun bir şekilde şarj edilmesini sağlayan ve li-ion bataryayı aşırı şarj, aşırı deşarj durumlarına karşı koruyan modüldür. Li-ion bataryalar maksimum 4.2V gerilime kadar şarj edilebilmektedirler ve minimum 3V (önerilen) gerilime kadar deşarj edilebilmektedirler. Bu durum göz önünde bulundurulduğunda sensör sisteminin enerjisini sağlayan li-ion bataryanın sabit bir gerilime sahip olmadığı görülmektedir. Bu durum sensör sistemi içerisinde bulunan ve 5V ya da 3.3V gibi gerilimlere ihtiyaç duyan modüllerin çalışmasını olumsuz etkilemektedir. Bu nedenle li-ion batarya gerilimi bir boost-up dönüştürücü modül yardımıyla 5V seviyesine yükseltilmiştir. Burada boost-up dönüştürücü modülü, girişindeki li-ion bataryanın 3V ile 4.2V arasında değişen gerilim değerlerine karşı sabit 5V üretebilen bir yapı olarak kullanılmıştır.

MCU birimi, sensör sisteminin tüm kontrol ve haberleşme işlemlerini gerçekleştiren birim olarak kullanılmıştır. Sensör sisteminin enerjisini sağlayan li-ion bataryanın geriliminin takibi, sensör birimlerinin kontrolü ve bu birimlerden gelen analog sinyallerin dijitale dönüştürülmesi, sensör sistemi ile geliştirilen arayüz arasındaki kontrolün sağlanması gibi tüm kontrol işlemleri bu birim tarafından kontrol edilmektedir.

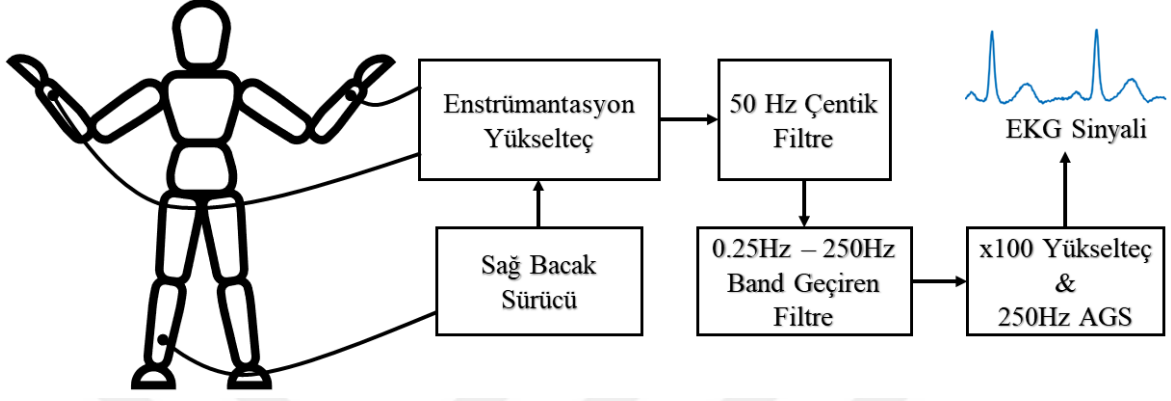
Kablosuz haberleşme birimi, bir bluetooth modülünden oluşmakta olup sensör sistemi ile bilgisayar arasındaki kablosuz haberleşmeyi sağlayan birimdir. Sensör sisteminin bilgisayar tarafından kontrolü ve sensör sisteminden elde edilen sinyallerin bilgisayar ortamına gönderilmesi bu modül aracılığıyla gerçekleştirilmiştir.

Sensör birimi ise tez çalışmasında ihtiyaç duyulan sinyallerin elde edilmesinde kullanılacak olan EKG, PPG ve PuPG modüllerini içeren birimdir. Geliştirilen sensör sisteminin en önemli kısmını oluşturan, sensör birimi içerisinde yer alan ve tamamen analog bir yapıya sahip olan EKG, PPG ve PuPG modüllerinin tasarımına ait bilgiler aşağıdaki başlıklarda detaylı olarak verilmiştir.

2.1.1. EKG Ölçüm Devresi

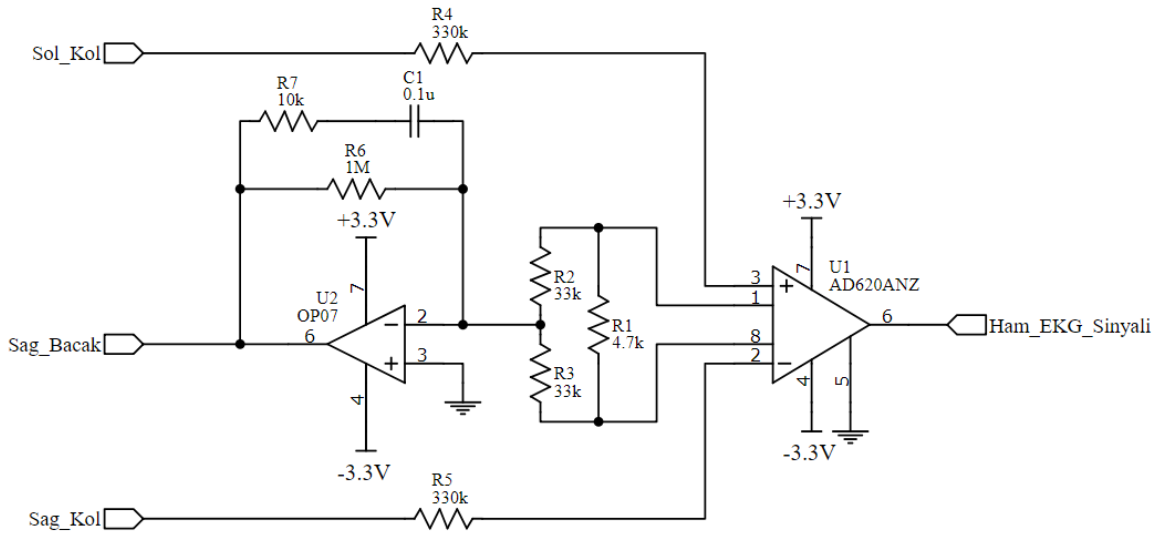
Sensör sisteminde EKG sinyallerinin toplanabilmesi için EKG ölçüm devresi geliştirilmiştir. Geliştirilen EKG ölçüm devresi ile Lead-I, Lead-II ve Lead-III derivasyonlarında ölçüm yapılabilir. Ancak tez kapsamında alınacak olan EKG

sinyalleri Lead-I derivasyonu kullanılarak elde edilmiştir. Geliştirilen EKG ölçüm devresinin Lead-I derivasyonunda bağlantıları yapılmış şekliyle blok diyagramı Şekil 35'te verilmiştir.



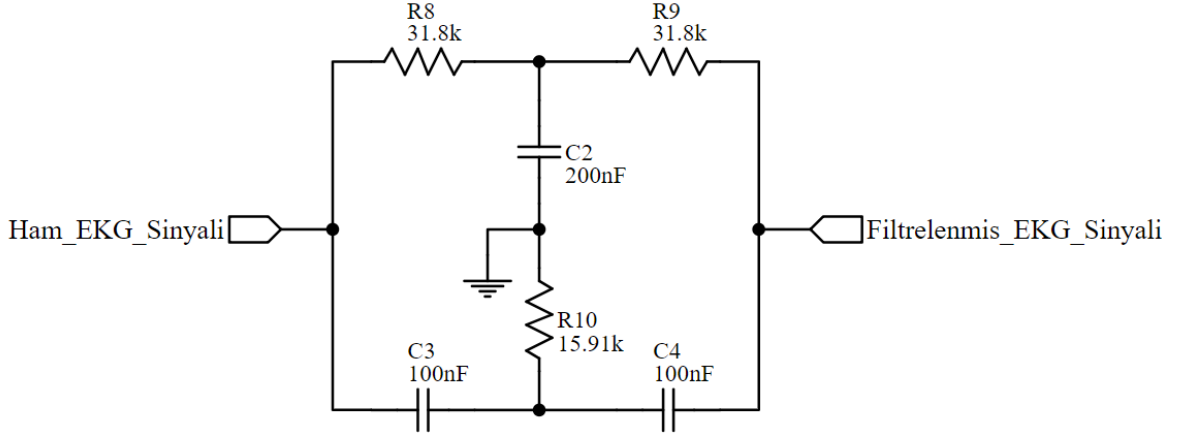
Şekil 35. Geliştirilen EKG ölçüm devresine ait blok diyagram

Blok şeması Şekil 35'te verilen EKG ölçüm devresinin ilk katmanında kullanılan enstrümantasyon yükselteç devresi vücut üzerinden alınan biyopotansiyel sinyallerin farkını yükseltmek için kullanılmıştır. Sağ bacak sürücü devresi ise EKG sinyali için ortak-mod girişimini azaltarak daha kararlı bir EKG sinyali elde etmek için kullanılmıştır. Ayrıca sağ bacak sürücü devresi, şebekelerden kaynaklanan 50 Hz gürültüsünün bastırılmasında da büyük rol oynamaktadır. Geliştirilen EKG ölçüm devresindeki enstrümantasyon yükselteç ve sağ bacak sürücü devresinin şematik çizimi Şekil 36'da verilmiştir.



Şekil 36. Enstrümantasyon yükselteç ve sağ bacak sürücü devresi

İnsan vücudu çevredeki gürültüleri, özellikle 50 Hz şebeke gürültüsünü, toplayan bir anten gibi görev yaptığından dolayı bu gürültülerin EKG sinyalinin tamamen arındırılması gerekmektedir. EKG sinyali için en baskın gürültü olan 50 Hz gürültüsü sağ bacak sürücü devresi yardımıyla azaltılsa da bu genellikle yeterli olmamaktadır. Bu nedenle ham olarak elde edilen EKG sinyali enstrümantasyon yükselteç devresinden çıktıktan sonra 50 Hz çentik filtre devresinden geçirilmiştir. Böylelikle 0.25 Hz ile 250 Hz arasında frekans bandına sahip olan EKG sinyalinin frekans bandı içerisinde bulunan 50 Hz gürültüsü büyük oranda bastırılmıştır. Geliştirilen EKG ölçüm devresindeki 50 Hz çentik filtre devresinin şematik çizimi Şekil 37’de verilmiştir.

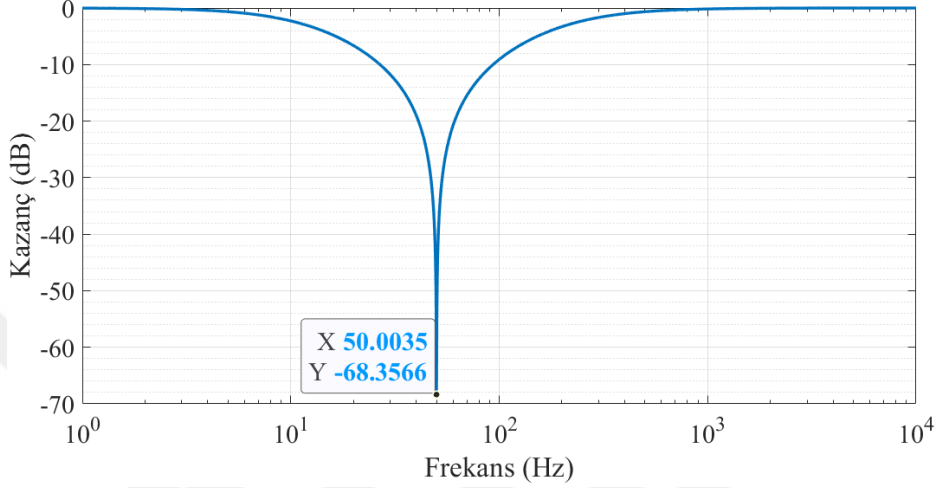


Şekil 37. Pasif 50 Hz çentik filtre devresi

Şekil 37’de şematiği verilen 50 Hz çentik filtre temelde alçak geçiren ve yüksek geçiren T tipi iki filtrenin paralel bağlanması sonucunda oluşmaktadır. Bu nedenle bu filtre konfigürasyonu *Twin-T* çentik filtresi olarak da isimlendirilmektedir. Üst taraftaki T tipi filtre (R8, R9, C2 elemanlarından oluşan) alçak geçiren filtre görevi görürken, alt taraftaki T tipi filtre (R10, C3, C4 elemanlarından oluşan) yüksek geçiren filtre görevi görmektedir. Şekil 37’de şematiği verilen 50 Hz çentik filtrenin baskıladığı frekans değeri çentik frekansı (f_N) olarak isimlendirilmekte olup bu frekansın değeri Denklem (24)’te verilen eşitliğe göre belirlenmiştir. Burada R ile gösterilen direnç değeri R10 direncinin değerini, C ile gösterilen kapasitans değeri ise C3 ve C4 kondansatörlerinin değerini göstermektedir. Buna göre $R_{10} = R$ ve $R_8 = R_9 = 2R$ olarak, $C_3 = C_4 = C$ ve $C_2 = 2C$ olarak seçilmiştir.

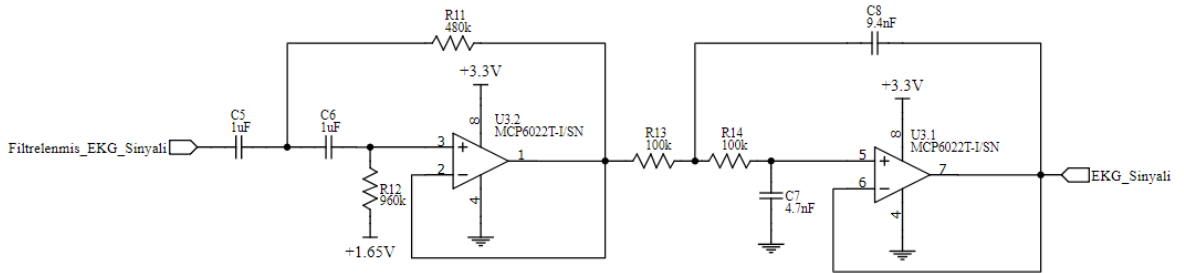
$$f_N = \frac{1}{4\pi RC} \quad (24)$$

Denklem (24)'te değerler yerlerine koyulduğunda (R için $15.91k\Omega$, C için $100nF$) çentik frekansının değeri 50.017 Hz olarak hesaplanmıştır. Şekil 37'de verilen değerlere göre yapılan simülasyon sonucunda Şekil 38'de verilen Bode genlik diyagramı elde edilmiştir. Elde edilen Bode genlik diyagramında da çentik frekansı 50.0035 Hz olarak belirlenmiştir.



Şekil 38. 50 Hz çentik filtre devresine ait Bode genlik diyagramı

50 Hz çentik filtre devresinden sonra kullanılan 0.25 Hz – 250 Hz band geçiren filtre devresi EKG sinyalinin frekans bandının dışında kalan frekansların filtrelenmesi için kullanılmıştır. Sallen-Key topolojisine sahip 0.25 Hz yüksek geçiren filtre ile 250 Hz alçak geçiren filtre devrelerinin kaskat bağlanması ile elde edilen band geçiren filtre devresine ait şematik çizimi Şekil 39'da verilmiştir.



Şekil 39. 0.25 Hz – 250 Hz band geçiren filtre devresi

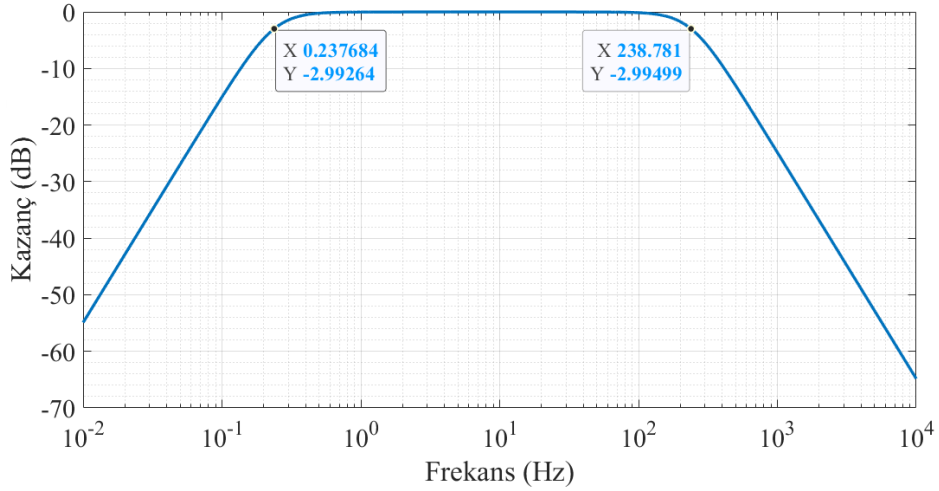
Şekil 39'da verilen band geçiren filtre devresinde kullanılan direnç ve kondansatör değerleri Denklem (25)'te ve Denklem (26)'da verilen eşitliklere göre belirlenmiştir. Burada Denklem (25)'te verilen eşitlik alçak geçiren filtrenin köşe frekansını (f_{C_AG}), Denklem

(26)'da verilen eşitlik ise yüksek geçiren filtrenin köşe frekansını (f_{C_YG}) göstermektedir. Şekil 39'da verilen devrede kullanılan elemanların değerleri Denklem (25)'te ve Denklem (26)'da yerlerine konulduğunda alçak geçiren filtrenin köşe frekansı (f_{C_AG}) 239.45 Hz, yüksek geçiren filtrenin köşe frekansı (f_{C_YG}) ise 0.234 Hz olarak hesaplanmıştır.

$$f_{C_AG} = \frac{1}{2\pi\sqrt{R13 \times R14 \times C7 \times C8}} \quad (25)$$

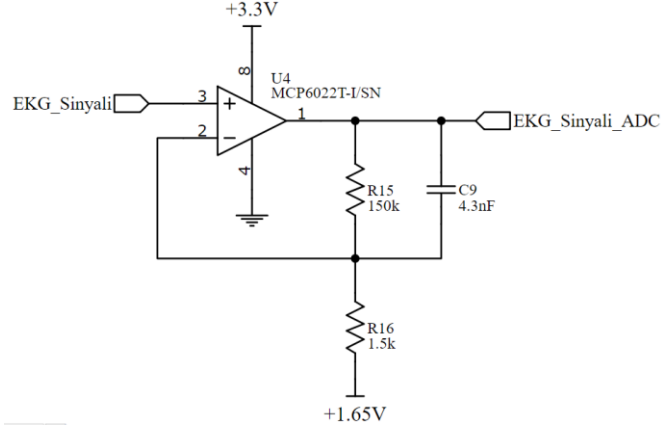
$$f_{C_YG} = \frac{1}{2\pi\sqrt{R11 \times R12 \times C5 \times C6}} \quad (26)$$

Şekil 39'da verilen değerlere göre yapılan simülasyon sonucunda Şekil 40'ta verilen Bode genlik diyagramı elde edilmiştir. Elde edilen Bode genlik diyagramında ise kazancın -3 dB değerine düştüğü köşe frekans değerleri alçak geçiren filtre için 238.781 Hz, yüksek geçiren filtre için 0.238 Hz olarak belirlenmiştir.



Şekil 40. 0.25 Hz – 250 Hz band geçiren filtre devresine ait Bode genlik diyagramı

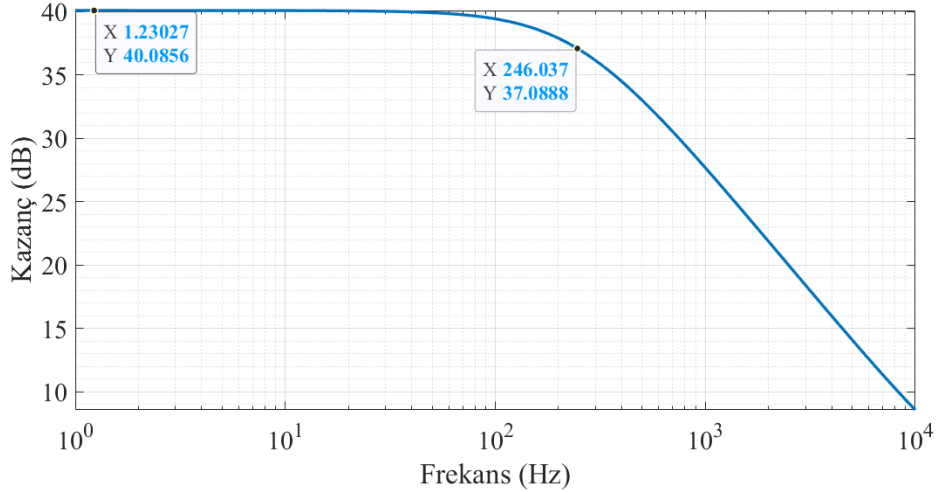
Böylece yapısındaki tüm gürültülerden arındırılan EKG sinyali Şekil 41'de şematığı verilen evirmeyen yükselteç yardımıyla 100 kat yükseltilerek ADC tarafından okunabilir hale getirilmiştir. Şekil 41'de verilen evirmeyen yükselteç devresi 100 katlık gerilim kazancının yanında C9 kondansatörü sayesinde 250 Hz alçak geçiren filtre işlevini de yerine getirmektedir. Böylece 250 Hz üzerindeki yüksek frekans gürültüleri bir miktar daha bastırılmıştır. Burada C9 kondansatörü Denklem (27)'ye göre belirlenmiş olup alçak geçiren filtrenin köşe frekansı (f_c) 246.75 Hz olarak hesaplanmıştır.



Şekil 41. 100 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresi

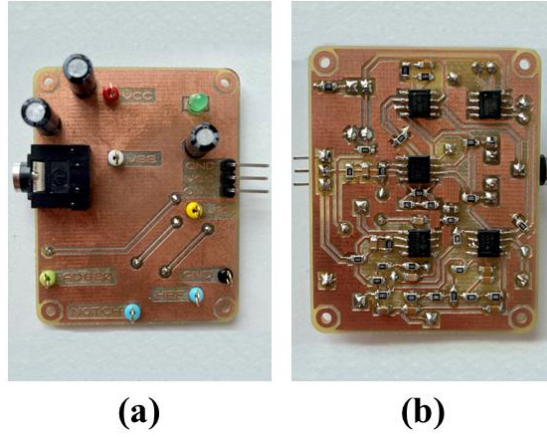
$$f_c = \frac{1}{2\pi \times R15 \times C9} \quad (27)$$

Şekil 41’de verilen değerlere göre yapılan simülasyon sonucunda Şekil 42’de verilen Bode genlik diyagramı elde edilmiştir. Elde edilen Bode genlik diyagramında düşük frekanslarda kazancın 40.0856 dB olduğu, köşe frekans değerinin ise (kazancın -3 dB azaldığı yani kazancın yaklaşık 37.09 dB olduğu frekans değeri) 246.037 Hz olduğu belirlenmiştir.



Şekil 42. 100 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresine ait Bode genlik diyagramı

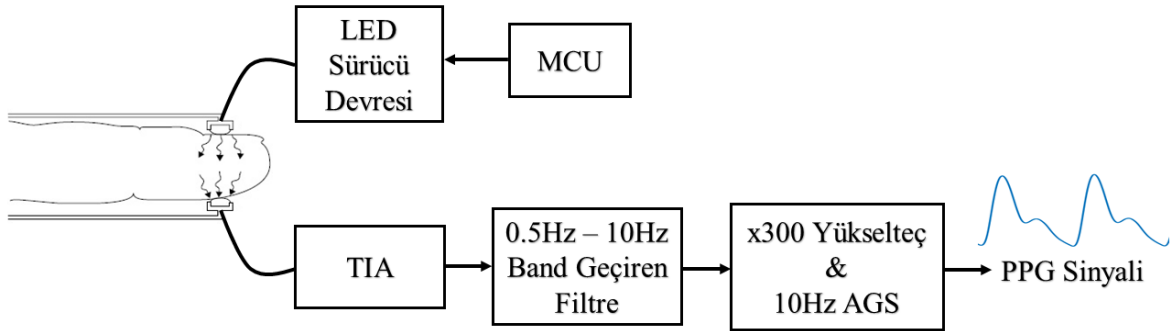
Şematik tasarımı bu şekilde tamamlanan EKG ölçüm devresinin baskı devre tasarımları yapılmış olup yapılan tasarımla birlikte üretimi gerçekleştirilmiştir. Üretimi yapılan ve elemanları yerleştirilen EKG ölçüm devresinin son hali Şekil 43’te verilmiştir.



Şekil 43. EKG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Altan görünüş

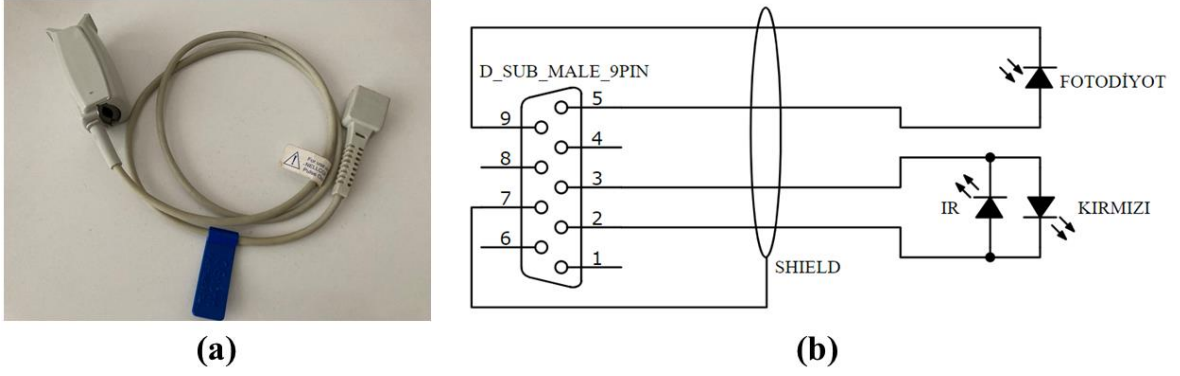
2.1.2. PPG Ölçüm Devresi

Sensör sisteminde PPG sinyallerinin toplanabilmesi için PPG ölçüm devresi geliştirilmiştir. Geliştirilen PPG ölçüm devresinin blok diyagramı Şekil 44’te verilmiştir.



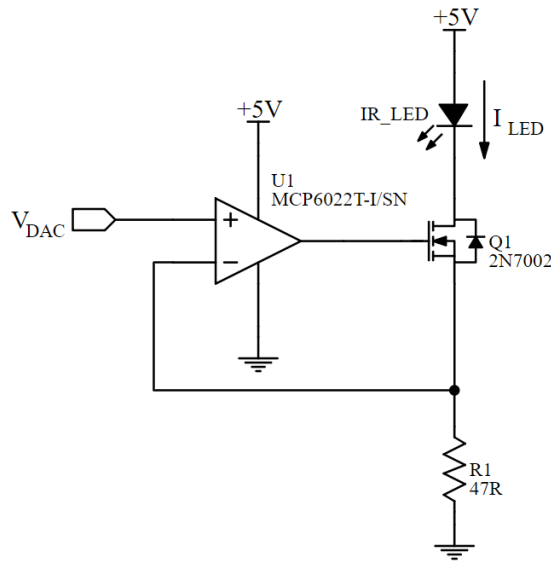
Şekil 44. Geliştirilen PPG ölçüm devresine ait blok diyagram

PPG sinyali, kılcal damarlardaki kan yoğunluğunun optiksel yöntemler kullanılarak ölçülmesi sonucunda elde edilir. Bu nedenle PPG okuma devresinin ilk katmanında bir ışık kaynağı ve foto detektörün kullanılması gerekmektedir. Gerçekleştirilen PPG ölçüm devresinin ilk katmanında kullanımı oldukça kolay olan ve Nellcor firmasının pulse oksimetre cihazları ile uyumlu olan PPG probu kullanılmıştır. Kullanılan PPG probuna ait görsel ve pin konfigürasyonu Şekil 45’te verilmiştir. Şekil 45’te de görüldüğü üzere PPG probu içerisinde bir adet kırmızı LED, bir adet kızılötesi LED ve bir adet fotodiyot bulundurmaktadır. Bu bileşenler pulse oksimetre cihazlarında kan oksijen saturasyonunun ölçümünde kullanılmaktadır.



Şekil 45. PPG probu (a) PPG probuna ait görsel, (b) PPG probuna ait pin konfigürasyonu

PPG probu içerisinde ışık kaynağı olarak hem IR LED hem de kırmızı LED olmasına karşın yapılan tez çalışmasında PPG sinyallerinin elde edilmesi aşamasında sadece IR LED tercih edilmiş olup veri seti içerisindeki tüm PPG sinyalleri IR dalgaboyunda elde edilmiştir. PPG sinyallerinin elde edilmesinde kullanılan IR LED'in ölçüm alınan kişiye bağlı olarak parlaklığının değiştirilmesi gerekebileceğinden dolayı PPG ölçüm devresinde IR LED akımını kontrol eden ve şematığı Şekil 46'da verilen LED sürücü devresi kullanılmıştır. LED sürücü devresi MCU tarafından kontrol edilmekte olup LED üzerinden geçen akım, dolayısıyla LED parlaklığı ayarlanabilmektedir. LED parlaklığının değişmesi PPG sinyalinin genliğini doğrudan etkilediğinden dolayı ADC tarafından okunabilir bir PPG sinyalinin elde edilmesi için LED parlaklığının doğru bir şekilde ayarlanması kullanıcı tarafından yapılabilmektedir.

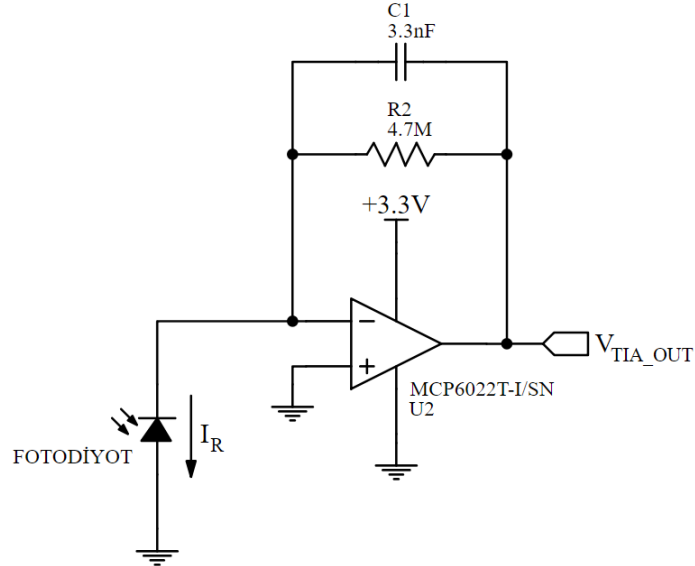


Şekil 46. LED sürücü devresi

Şekil 46’da verilen LED sürücü devresinde IR LED’in akımı (I_{LED}) MCU tarafından kontrol edilen bir dijital – analog dönüştürücü (DAC) ile kontrol edilmektedir. LED sürücü devre sayesinde IR LED akımı her zaman istenilen değerde sabit tutularak daha kararlı PPG sinyalleri elde edilebilmektedir. LED sürücü devresinde DAC gerilimi (V_{DAC}) ile IR LED akımı (I_{LED}) arasındaki ilişki Denklem (28)’de verilmiştir. Gerçekleştirilen LED sürücü devresinde IR LED akımı 0 mA ile 30 mA arasında olacak şekilde kullanıcı tarafından kontrol edilebilmektedir.

$$I_{LED} = \frac{V_{DAC}}{R1} \quad (28)$$

Parmak ucunun bir tarafından gönderilen ışık diğer tarafından soğurulmuş bir şekilde fotodiyot tarafından alınmaktadır. Fotodiyot üzerine düşen bu ışık fotodiyot üzerinde nanoamper mikroamper seviyelerinde bir akımın (I_R) oluşmasına neden olacaktır. Fotodiyot üzerinde oluşan bu akım miktarı doğrudan ışık yoğunluğu ile bağlantılı olup akımın gerilime dönüştürülerek ADC tarafından okunabilir bir büyüklüğe yani gerilime dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu nedenle fotodiyot çıkışındaki akım Şekil 47’de verilen bir TIA devresi yardımı ile yükseltilerek gerilime (V_{TIA_OUT}) dönüştürülmüştür.



Şekil 47. TIA devresi

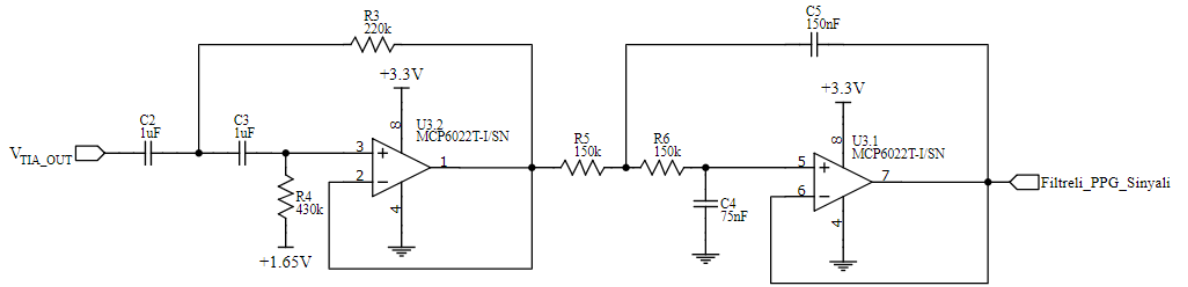
Geliştirilen TIA devresinde fotodiyot üzerine düşen ışıkla fotodiyot üzerinde oluşan akım (I_R) ile TIA çıkış gerilimi (V_{TIA_OUT}) arasındaki ilişki Denklem (29)’da verilmiştir.

$$V_{TIA_OUT} = I_R \times R_2 \quad (29)$$

PPG sinyallerinin band genişliği 0.5 Hz ile 10 Hz arasında olduğundan dolayı bu frekans dışında kalan diğer frekans bileşenlerinin filtrelenmesi gerekmektedir. Geliştirilen TIA devresi akım – gerilim dönüşümü yapmasının yanında C1 kondansatörü sayesinde PPG sinyalindeki yüksek frekans bileşenlerini de filtreleyen alçak geçiren bir filtre görevi de görmektedir. TIA devresinde kullanılan C1 kondansatörünün değeri ise Denklem (30)’da verilen eşitlik kullanılarak belirlenmiştir. TIA devresinden kullanılan elemanların değerleri Denklem (30)’da yerlerine konulduğunda TIA devresindeki alçak geçiren filtre yapısının köşe frekansı (f_c) 10.26 Hz olarak hesaplanmıştır.

$$f_c = \frac{1}{2\pi \times R_2 \times C_1} \quad (30)$$

TIA çıkışından elde edilen PPG sinyali 0.5 Hz – 10 Hz band geçiren filtre kullanılarak PPG sinyalinin frekans bandı dışında kalan frekans bileşenleri filtrelenmiştir. Sallen-Key topolojisine sahip 0.5 Hz yüksek geçiren filtre ile 10 Hz alçak geçiren filtre devrelerinin kaskat bağlanması ile elde edilen band geçiren filtre devresine ait şematik çizimi Şekil 48’de verilmiştir.



Şekil 48. 0.5 Hz – 10 Hz band geçiren filtre devresi

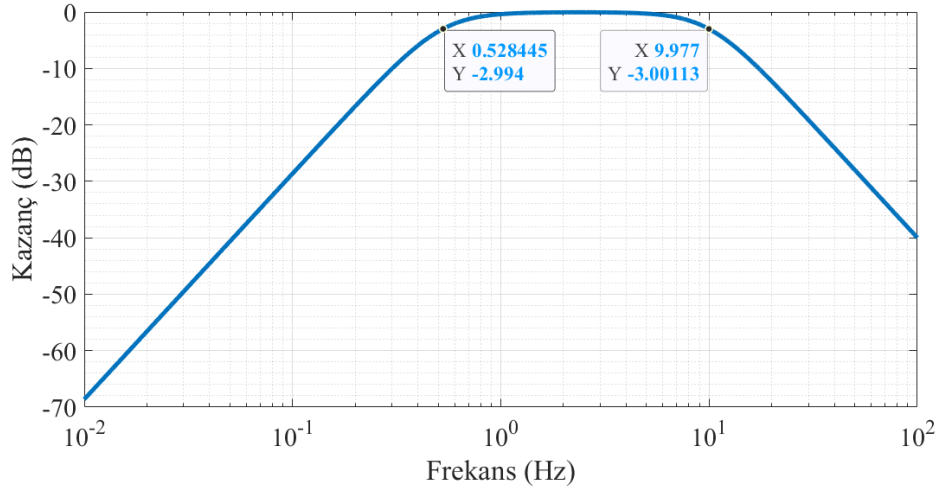
Şekil 48’de verilen band geçiren filtre devresinde kullanılan direnç ve kondansatör değerleri Denklem (31)’de ve Denklem (32)’de verilen eşitliklere göre belirlenmiştir. Burada Denklem (31)’de verilen eşitlik alçak geçiren filtrenin köşe frekansını (f_{C_AG}), Denklem (32)’de verilen eşitlik ise yüksek geçiren filtrenin köşe frekansını (f_{C_YG}) göstermektedir. Şekil 48’de verilen devrede kullanılan elemanların değerleri Denklem (31)’de ve Denklem

(32)'de yerlerine konulduğunda alçak geçiren filtrenin köşe frekansı (f_{C_AG}) 10.004 Hz, yüksek geçiren filtrenin köşe frekansı (f_{C_YG}) ise 0.517 Hz olarak hesaplanmıştır.

$$f_{C_AG} = \frac{1}{2\pi\sqrt{R5 \times R6 \times C4 \times C5}} \quad (31)$$

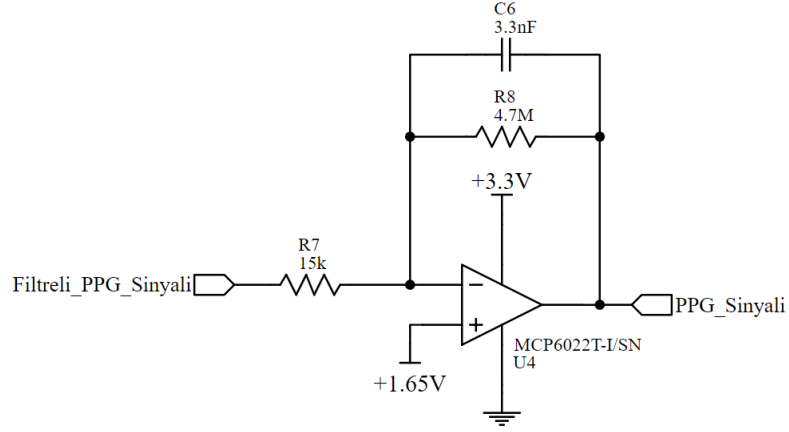
$$f_{C_YG} = \frac{1}{2\pi\sqrt{R3 \times R4 \times C2 \times C3}} \quad (32)$$

Şekil 48'de verilen değerlere göre yapılan simülasyon sonucunda Şekil 49'da verilen Bode genlik diyagramı elde edilmiştir. Elde edilen Bode genlik diyagramında ise kazancın -3 dB değerine düştüğü köşe frekans değerleri alçak geçiren filtre için 9.977 Hz, yüksek geçiren filtre için 0.528 Hz olarak belirlenmiştir.



Şekil 49. 0.5 Hz – 10 Hz band geçiren filtre devresine ait Bode genlik diyagramı

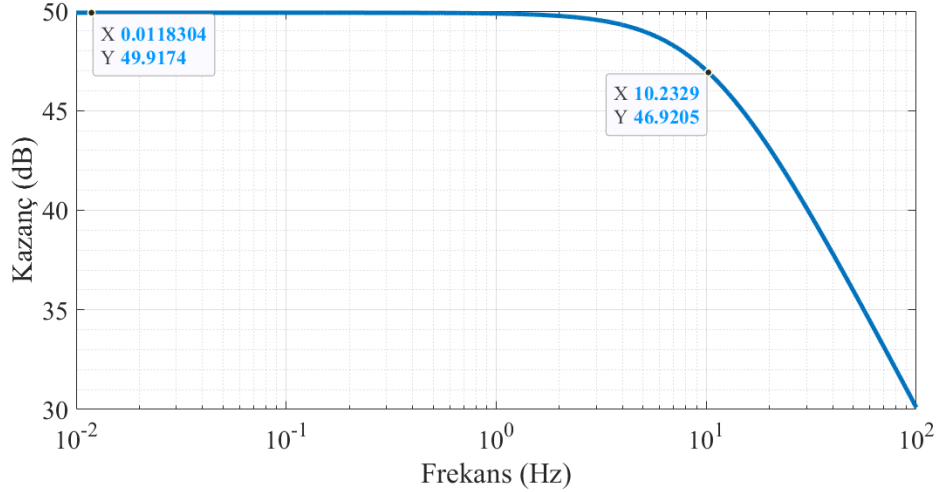
Böylece yapısındaki tüm gürültülerden arındırılan PPG sinyali Şekil 50'de şematiği verilen eviren yükselteç yardımıyla yaklaşık 300 kat yükseltilerek ADC tarafından okunabilir hale getirilmiştir. Şekil 50'de verilen eviren yükselteç devresi 300 katlık gerilim kazancının yanında C6 kondansatörü sayesinde 10 Hz alçak geçiren filtre işlevini de yerine getirmektedir. Böylece 10 Hz üzerindeki yüksek frekans gürültüleri bir miktar daha bastırılmıştır. Burada C6 kondansatörü Denklem (33)'e göre belirlenmiş olup alçak geçiren filtrenin köşe frekansı (f_c) 10.26 Hz olarak hesaplanmıştır.



Şekil 50. Yaklaşık 300 kat kazançlı eviren yükselteç devresi

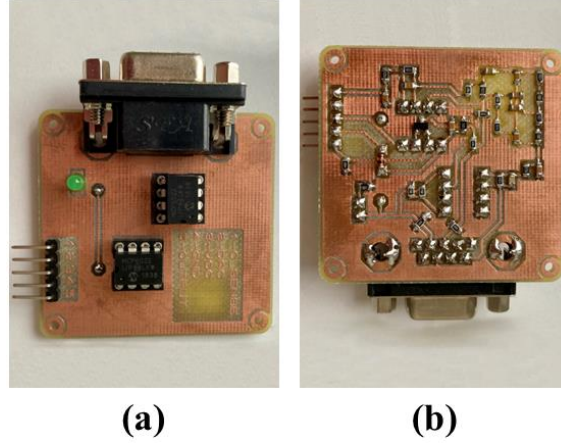
$$f_c = \frac{1}{2\pi \times R8 \times C6} \quad (33)$$

Şekil 50’de verilen değerlere göre yapılan simülasyon sonucunda Şekil 51’de verilen Bode genlik diyagramı elde edilmiştir. Elde edilen Bode genlik diyagramında düşük frekanslarda kazancın 49.9174 dB olduğu, köşe frekans değerinin ise (kazancın -3 dB azaldığı yani kazancın yaklaşık 36.9205 dB olduğu frekans değeri) 10.233 Hz olduğu belirlenmiştir.



Şekil 51. ~300 kat kazançlı evirmeyen yükselteç devresine ait Bode genlik diyagramı

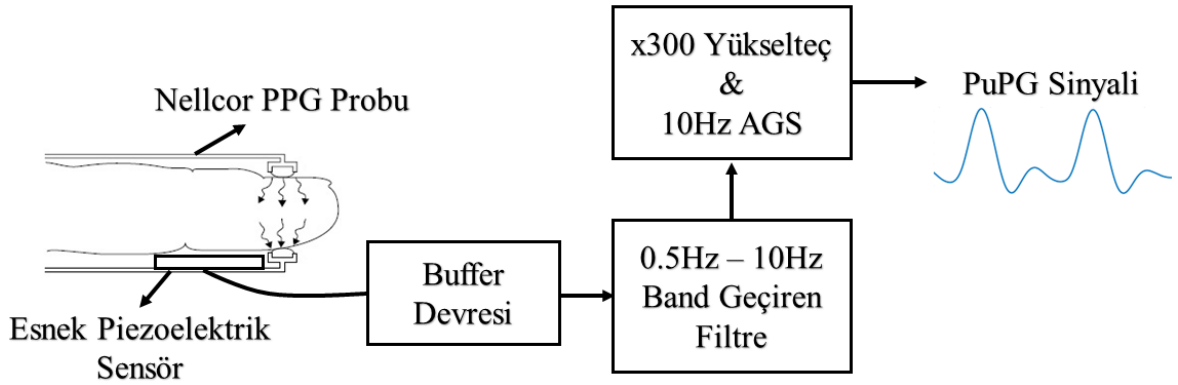
Şematik tasarımı bu şekilde tamamlanan PPG ölçüm devresinin baskı devre tasarımları yapılmış olup yapılan tasarımla birlikte üretimi gerçekleştirilmiştir. Üretimi yapılan ve elemanları yerleştirilen PPG ölçüm devresinin son hali Şekil 52’de verilmiştir.



Şekil 52. PPG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Alttan görünüş

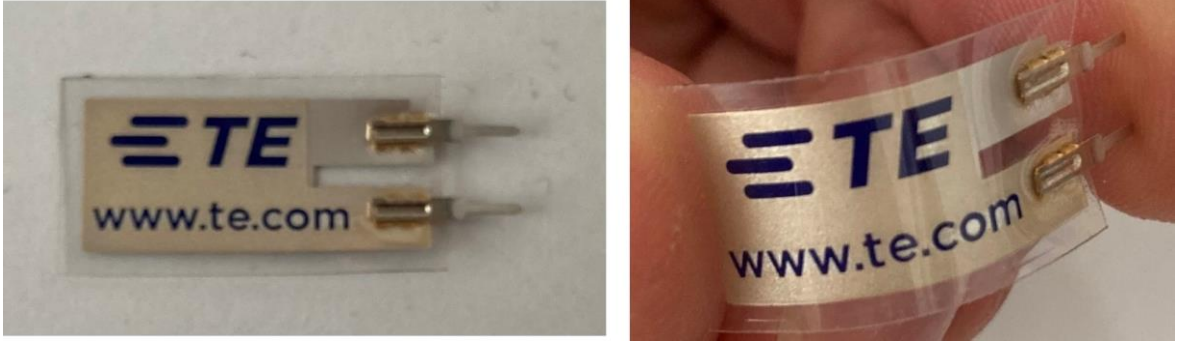
2.1.3. PuPG Ölçüm Devresi

Sensör sisteminde PuPG sinyallerinin toplanabilmesi için PuPG ölçüm devresi geliştirilmiştir. Geliştirilen PuPG ölçüm devresinin blok diyagramı Şekil 53'te verilmiştir.



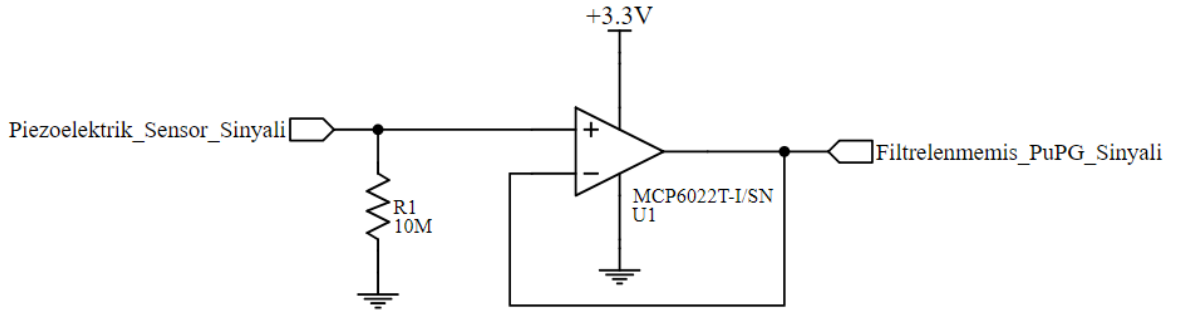
Şekil 53. Geliştirilen PuPG ölçüm devresine ait blok diyagram

PuPG sinyalinin elde edilmesinde esnek piezoelektrik sensör kullanılmıştır. Piezoelektrik sensörler üzerine uygulanan basınçla birlikte çıkışında elektrik üreten aktif bir sensör çeşididir. Aktif olmasının sebebi ise çıkış sinyalini herhangi bir besleme gerilimine ihtiyaç duymadan üretebilmesinden kaynaklanmaktadır. Tez kapsamında geliştirilen PuPG ölçüm devresinde Şekil 54'te verilen ve esnek bir yapıya sahip olan piezoelektrik sensör kullanılmıştır. Bu sensör PPG sinyallerinin elde edilmesinde kullanılan Nellcor PPG probu içerisine yerleştirilerek parmak üzerinden basınç değişimlerini algılamaktadır. Böylece PPG probunun kullanılarak hem PPG sinyalleri hem de PuPG sinyalleri toplanabilmektedir.



Şekil 54. PuPG okuma devresinde kullanılan esnek piezoelektrik sensör

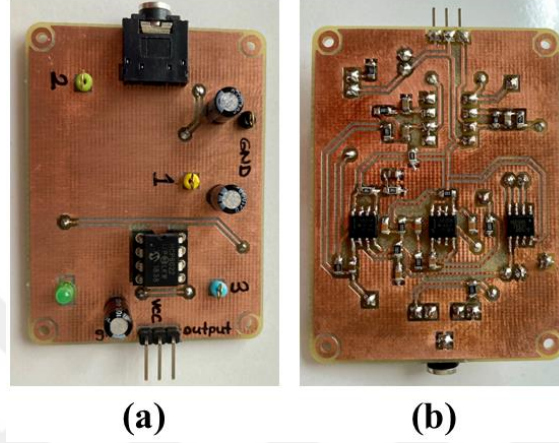
Piezoelektrik sensörler üzerine uygulanan basınca bağlı olarak bir gerilim çıkışı üretmektedirler ve bu gerilim çıkışının devrenin çalışma geriliminden büyük olma ihtimali bulunmaktadır. Böyle bir durumda devrenin zarar görme ihtimali bulunmaktadır. Bu nedenle geliştirilen PuPG okuma devresinde piezoelektrik sensör çıkışından elde edilen sinyal ilk olarak Şekil 55’te şematığı verilen tampon (buffer) devresinden geçirilerek sensör sisteminin girişi güvence altına alınmıştır. Tampon devresi çok yüksek giriş empedansına ve çok düşük çıkış empedansına sahip olmasıyla birlikte girişteki gerilimi sistemin çalışma gerilimi ile sınırlandırarak aynen çıkışa aktarması sayesinde sensör sisteminin korunmasında büyük rol oynamaktadır.



Şekil 55. Tampon (buffer) devresi

PuPG sinyali morfolojik olarak PPG sinyali ile benzer bir yapıya sahiptir. Band genişliğine bakıldığında da PPG sinyallerinde olduğu gibi 0.5 Hz – 10 Hz aralığında bir frekans bandına sahip olan PuPG sinyallerinin tampon devresi sonrasında filtrelenmesi için PPG sinyallerinin filtrelenmesinde de kullanılan ve şematığı Şekil 48’de verilen band geçiren filtre yapısı PuPG sinyallerinin filtrelenmesinde de kullanılmıştır. Daha sonra gürültüsüz hale getirilen PuPG sinyali PPG sinyalinde kullanılan ve şematığı Şekil 50’de

verilen yaklaşık 300 kat kazanca sahip evirmeyen yükselteç ve filtre yapısı kullanılarak hem yükseltilmiş hem de filtrelenmiştir. Şematik tasarımı bu şekilde tamamlanan PuPG ölçüm devresinin baskı devre tasarımları yapılmış olup yapılan tasarımla birlikte üretimi gerçekleştirilmiştir. Üretimi yapılan ve elemanları yerleştirilen PuPG ölçüm devresinin son hali Şekil 56’da verilmiştir.

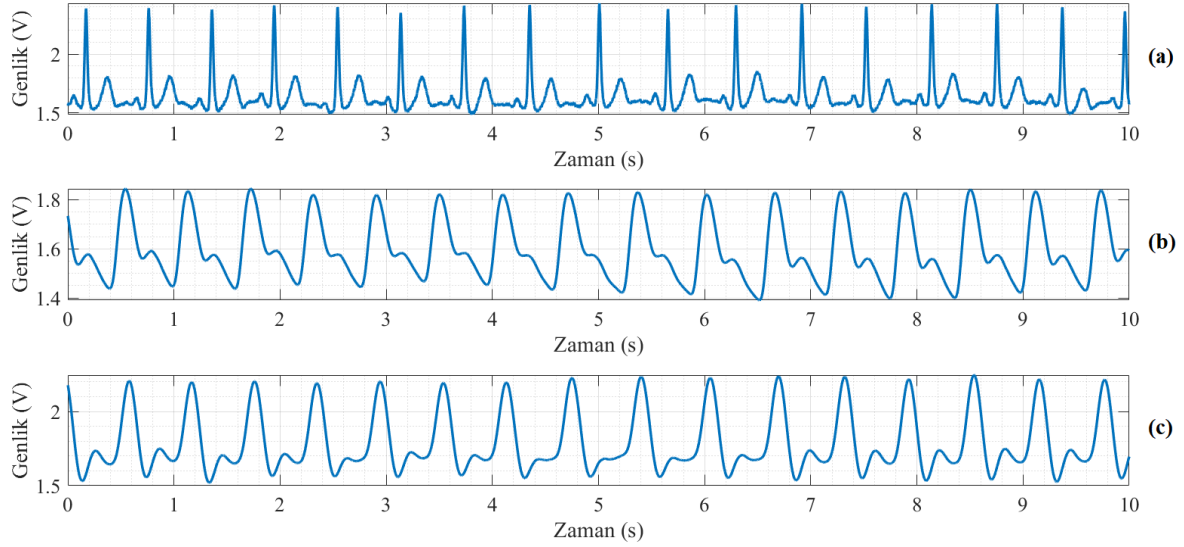


Şekil 56. PuPG ölçüm devresi (a) Üstten görünüş, (b) Alttan görünüş

2.1.4. Tüm Devrelerin Bir Araya Getirilmesi

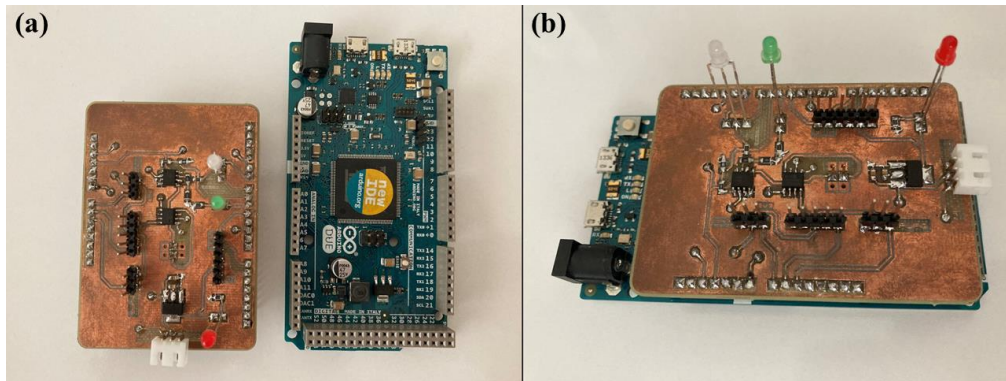
Geliştirilen sensör sisteminde veri setinin oluşturulmasında kullanılan sensör birimine ait EKG, PPG ve PuPG okuma devreleri kullanılarak osiloskop yardımıyla eş zamanlı bir kayıt işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu kayıt işlemi sonucunda Şekil 57’de gösterilen eş zamanlı EKG, PPG ve PuPG sinyalleri elde edilmiştir.

Sensör sisteminin genel kontrol işlemlerini, bilgisayar ile haberleşmesini, sensör biriminden gelen analog sinyallerin sayısala dönüştürülmesi işlemlerini gerçekleştiren MCU biriminde Atmel SAM3X8E ARM Cortex – M3 tabanlı Arduino Due geliştirme kartı kullanılmıştır. Arduino Due geliştirme kartı üzerinde bulundurduğu 84 MHz çalışma frekansına sahip ARM tabanlı güçlü MCU sayesinde oldukça yüksek hızda bir işlem kabiliyetine sahiptir. Ayrıca bünyesinde barındırdığı her biri 12-bit çözünürlük sağlayabilen 12 kanallı ADC yapısı (geliştirilen sensör sisteminde sadece 3 kanalı kullanılmıştır) sensör biriminden elde edilen analog sinyallerin yüksek bir çözünürlükte (4096 farklı değer) sayısala dönüştürülmesini sağlamaktadır. Kullanılan geliştirme kartının diğer bir avantajı ise ADC yapısının 1 Msps gibi yüksek bir örnekleme frekansına sahip olmasıdır. Böylece EKG, PPG ve PuPG sinyalleri 3 μ s gibi kısa bir sürede sayısala dönüştürülebilmektedir.



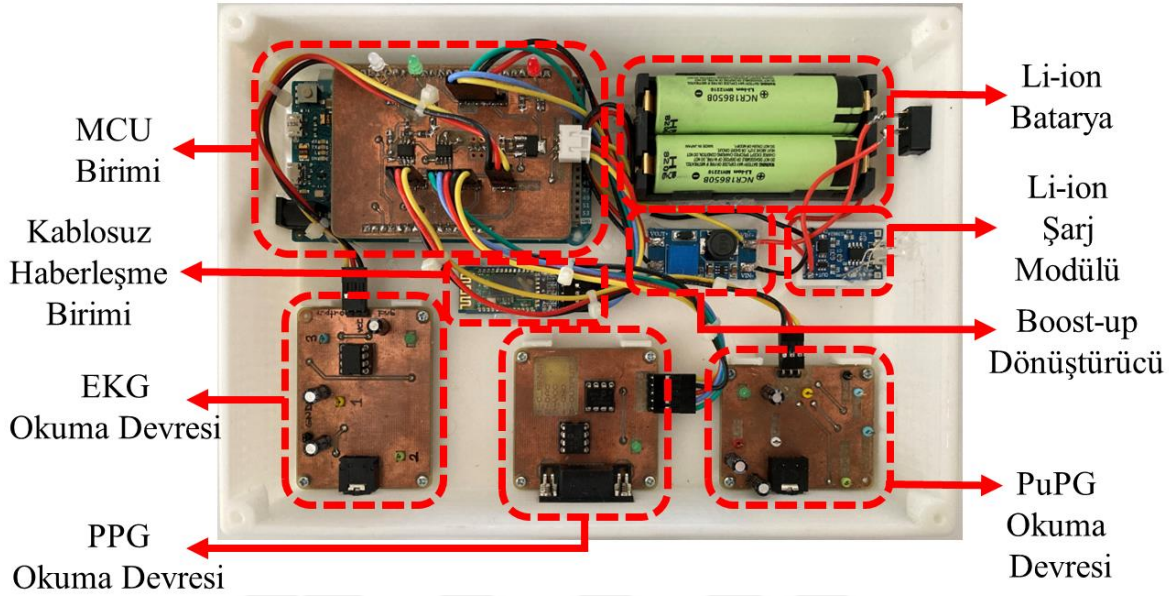
Şekil 57. Sensör biriminden eş zamanlı olarak alınan sinyaller (a) EKG sinyali, (b) PPG sinyali, (c) PuPG sinyali

Geliştirilen EKG, PPG, PuPG okuma devrelerini içeren sensör biriminin ve kablosuz haberleşme modülünün geliştirme kartına bağlantılarını kolaylaştırmak amacıyla Şekil 58’de verilen ve Arduino Due geliştirme kartıyla uyumlu baskı devre tasarımı gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen bu tasarımda sensör devrelerinin ve kablosuz haberleşme modülünün bağlanabileceği konektörler devre üzerine yerleştirilip tüm konektörler baskı devre üzerinden geliştirme kartının ilgili pinlerine bağlanmıştır. Son olarak Arduino Due kartında bulunan 12-bit çözünürlüğe sahip DAC çıkışlarının istenilen değerlerde çıkış üretememesi nedeniyle harici bir 12-bit çözünürlüğe sahip DAC entegresi (MCP4822) bu kart üzerinde kullanılmıştır. Kart üzerine yerleştirilen MCP4822 DAC entegresi ile PPG okuma devresinde bulunan LED sürücü devresinin kontrolü gerçekleştirilmiştir.



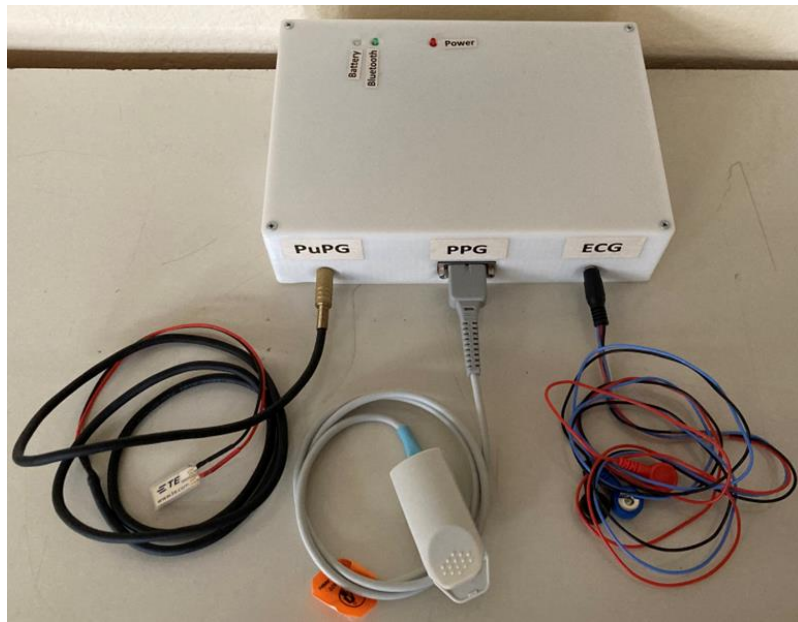
Şekil 58. Sensör sistemine ait MCU birimi (a) MCU ve sensör bağlantı kartı, (b) MCU ve sensör bağlantı kartının birleştirilmiş hali

Donanımsal tüm tasarımı bitmiş olan sensör sistemi 3B yazıcı kullanılarak üretilmiş olan bir kutu içerisine Şekil 59’da gösterildiği gibi yerleştirilmiştir.



Şekil 59. Geliştirilen sensör sisteminin kutu içerisindeki yerleşimi

Böylece tüm donanımları ve bağlantıları tamamlanarak bir kutu içerisine yerleştirilen sensör sistemi tamamen taşınabilir ve kablosuz hale getirilmiştir. Sensör sisteminin en son hali Şekil 60’da verilmiştir.

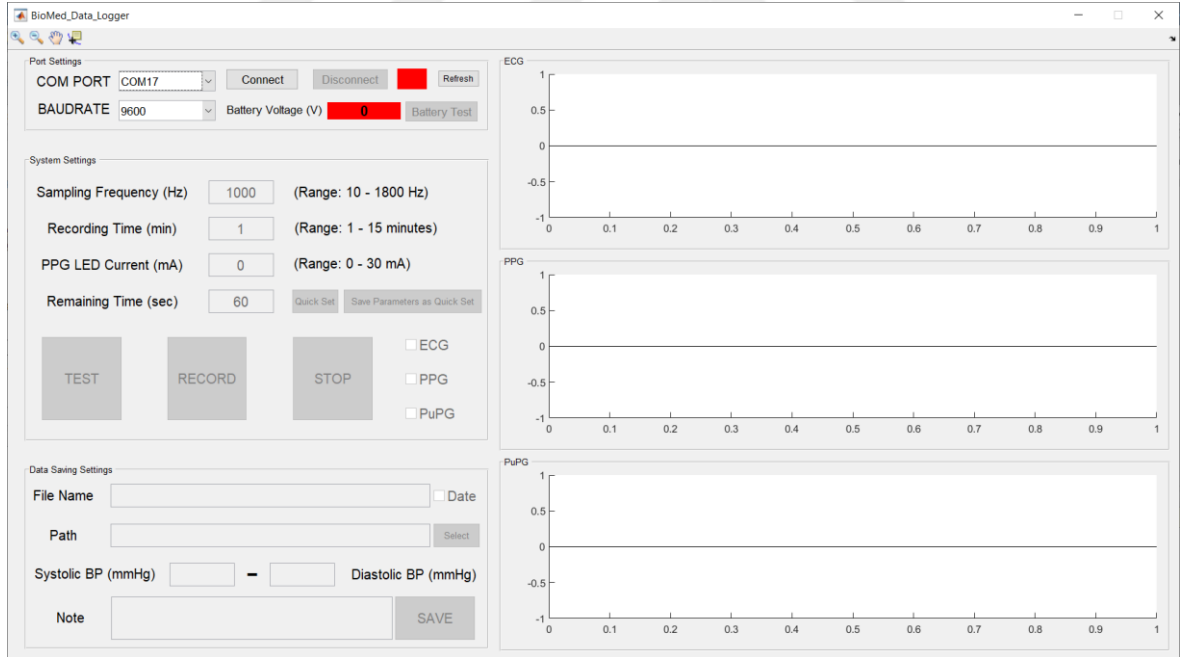


Şekil 60. Sensör sisteminin son hali

2.2. Geliştirilen Yazılımın Tanıtımı

Geliştirilen sensör sisteminin kontrolünü yapabilmek ve sensör sistemi üzerinden verileri istenildiği gibi toplayabilmek için MATLAB GUI kullanılarak Şekil 61’de görseli verilen bilgisayar arayüzü hazırlanmıştır. Geliştirilen arayüz ile,

- Sensör sistemine bağlantının sağlıklı bir şekilde sağlanması,
- Örnekleme frekansının ayarlanabilmesi,
- Ölçüm süresinin ayarlanabilmesi,
- PPG sinyalinin elde edilmesinde kullanılan LED’in akımının ayarlanabilmesi,
- Kayıt öncesinde sinyallerin gerçek zamanlı olarak test edilebilmesi,
- Kaydedilecek sinyallerin (EKG, PPG ve PuPG) kullanıcı tarafından seçilebilmesi,
- Kayıt esnasında sinyallerin gerçek zamanlı olarak takibinin yapılabilmesi,
- Kayıt sonrasında verilerin etiketlenmesi ve daha sonrasında “.mat” dosyası olarak kaydedilebilmesi amaçlanmıştır.



Şekil 61. Sensör sistemine ait bilgisayar arayüzü

Şekil 61’de verilen bilgisayar arayüzünün hazırlanması esnasında bilgisayar arayüzü ile donanımsal olarak tamamlanan sensör sisteminin senkron bir şekilde çalışabilmeleri için MCU biriminde kullanılan Arduino Due geliştirme kartının gömülü sistem yazılımı da eş zamanlı olarak yürütülmüştür.

2.2.1. Geliştirilen Cihazla Kayıt Ortamı Arasındaki Bağlantı Tanıtımı

Geliştirilen sensör sistemi ile bilgisayar arayüzü arasındaki bağlantı bluetooth üzerinden sağlanmaktadır. Bu nedenle sensör sisteminin bir bilgisayara bağlanabilmesi için bilgisayar tarafında bluetooth donanımının olması gerekmektedir. Bilgisayarda bluetooth donanımının olması durumunda ilk olarak sensör sistemi ile bilgisayarın eşleştirilmesi gerekmektedir. Eşleştirme işlemi tamamlandıktan sonra bilgisayar sensör sistemi ile kurduğu bağlantıya bir seri port ataması gerçekleştirir. Burada bilgisayarın sensör sistemi ile yaptığı bağlantı için atadığı seri port ismi bilgisayar arayüzü ile sensör sisteminin bağlantısında kullanılmaktadır.

Bilgisayar ile sensör sistemi arasındaki eşleştirme tamamlandıktan sonra geliştirilen bilgisayar arayüzü ile bağlantı gerçekleştirilebilmektedir. Bu işlem için Şekil 61’de verilen görseldeki *Port Settings* paneli kullanılmaktadır. Panel içerisinde sensör sisteminin bağlı olduğu port isminin ve seri haberleşme hızının (*baud rate*) seçilebildiği menüler bulunmaktadır. Geliştirilen sensör sistemi her bilgisayarda farklı bir port kullanabileceğinden port ismi her bilgisayarda farklı olabilmektedir. Ancak seri haberleşme hızı gömülü sistem yazılımı tarafından sabit 115200 olarak belirlenmiştir. Bu nedenle bağlantının kurulabilmesi için haberleşme hızının her zaman 115200 olarak seçilmesi gerekmektedir. Gerekli port ayarlarının yapılması durumunda bağlantı bu panel üzerinden sağlanabilmekte (*Connect* butonu ile) ya da bağlantının sağlanmasından sonra bu panel üzerinden bağlantı kesilebilmektedir (*Disconnect* butonu ile). Bağlantı durumuna bağlı olarak göstergenin rengi değişmektedir (Kırmızı: Bağlantı yok, Yeşil: Bağlantı var). Ayrıca arayüz, bilgisayar üzerinde açık olan portların listesini programın ilk başlatılmasıyla listelediğinden, arayüzün açılmasından sonra sensör sisteminin bilgisayara bağlanması ya da bilgisayarla eşleştirilmesi ile sensör sisteminin bağlı olduğu port listede gözükmeyecektir. Bu durumda *Refresh* butonu ile açık olan portların listesi yenilenebilmektedir.

2.2.2. Sinyal ve Kayıt Parametrelerinin Belirlenmesi

Şekil 61’de verilen görseldeki *System Settings* paneli sensör sistemi ve bu sistem üzerinden alınacak olan sinyallerin parametrelerinin ayarlandığı, kayıt işlemlerinin başlatılıp durdurulduğu paneldir. Bu panel kullanılarak, kaydedilecek sinyallerin örnekleme frekansı 10 Hz ile 1800 Hz arasında ayarlanabilmektedir. Kayıt süresi de 1 ile 15 dakika arasında olacak şekilde yine bu panel üzerinden ayarlanabilmektedir. Ayrıca PPG sinyallerinin elde

edilmesinde kullanılan IR LED'in akımı 0 mA ile 30 mA arasında yine bu panel üzerinden ayarlanmaktadır. İzlenmek istenen ya da kaydedilmek istenen sinyaller bu panel üzerinden seçilebilmekte ve bu sayede sinyallerin durumları gerçek zamanlı olarak gözlemlenebilmektedir. Kayıt işlemi için ayarlanan parametreler *Save Parameters as Quick Set* butonu ile başka ölçümlerde kullanılmak için kaydedilebilmekte ve kaydedilen bu parametreler başka ölçümlerde *Quick Set* butonu ile hızlıca ayarlanabilmektedir. Kaydın başlatılmasıyla birlikte kaydın bitmesi için kalan süre panel içerisinde gösterilmektedir. Ayrıca sinyallerin sağlıklı bir şekilde gelip gelmediklerinin kontrolü, PPG sinyali için IR LED akımıyla sinyalin nasıl değiştiğini görebilmek için *Test* butonu da bu panel içerisinde yer almaktadır. Sinyallerin testi esnasında EKG, PPG ve PuPG sinyalleri isteğe bağlı olarak seçilebilmekte ve grafik ekranından izlenebilmektedir. Gerekli parametre ayarlarından sonra kayıt işleminin başlatılması için gerekli olan *Record* butonu ve hem test işleminin hem de kayıt işleminin kullanıcı tarafından durdurulabilmesine olanak sağlayan *Stop* butonu da bu panel içerisinde yer almaktadır.

2.2.3. Toplanan Sinyallerin Kaydedilmesi

Şekil 61'de verilen görseldeki *Data Saving Settings* paneli kayıt işlemi bitirilen sinyallerin veri seti içerisine kaydedilebilmesi için kullanılmaktadır. Panel içerisinde yer alan *File Name* kısmı sinyallerin kaydedileceği dosya ismini göstermektedir. Yan tarafında bulunan *Date* seçeneğiyle birlikte anlık tarih ve saat bilgisi dosya ismi olarak oluşturulmaktadır. Böylece hızlı bir şekilde dosyalar kaydın alındığı tarih ve saat bilgisine göre isimlendirilebilmektedirler. Bunun haricinde kullanıcı tercih ettiği bir isimlendirmeyi de buradaki alana yazabilmektedir. *Path* kısmında dosyanın kaydedileceği yer seçilmektedir. Kayıt işlemi bitirilen kişinin tansiyonu dijital bir tansiyon aleti ile ölçülerek sistolik ve diyastolik tansiyon değerleri yine bu panel üzerinde yer alan *Systolic BP* ve *Diastolic BP* alanlarına girilebilmektedir. Kullanıcının eklemek istediği herhangi bir notun olması durumunda da *Note* bölümü kullanılabilir. Gerekli tüm ayarlamaların yapıp bilgilerin girilmesi ile *Save* butonu kullanılarak sinyaller ve sinyallere ait bilgiler belirtilen isim ile belirtilen dosya konumuna “.mat” dosyası olarak kaydedilmektedir. Kaydedilen dosya içerisinde EKG, PPG ve PuPG sinyalleri, zaman bilgisi, örnekleme frekans bilgisi, PPG sinyalinin alınmasında kullanılan LED akımı bilgisi, sistolik ve diastolik kan basıncı bilgileri ve kullanıcının dosyayı kaydederken girdiği not bilgisi bulunmaktadır.

2.3. Sinyallerin Toplanması ve Veri Setlerinin Oluşturulması

Yapılan tez çalışmasında donanımsal ve yazılımsal olarak tamamlanan sensör sistemi ve bilgisayar arayüzü kullanılarak veri seti oluşturulmuştur. Kişiler üzerinden eş zamanlı olarak alınan EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin yanında ölçüm sonrasında kişilere ait tansiyon değerleri manşonlu sistemler kullanılarak ölçülmüş ve veri setine kaydedilmiştir. Sinyallerin toplanması ve veri setlerinin oluşturulmasında bir gönüllü bireyden EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin alınması aşamasında izlenen adımlar aşağıdaki alt başlıklarda detaylı olarak açıklanmıştır. Veri setindeki tüm veriler aşağıdaki adımlara dikkat edilerek toplanmıştır.

2.3.1. Kayıt Öncesi Kişinin Bilgilendirilmesi

Veri setinin oluşturulmasında sensör sistemi kullanılarak sinyaller kaydedilirken her gönüllü bireyde aynı prosedürlerin izlenmesine dikkat edilmiştir. Kayıt işlemine başlamadan önce her bireyin 5 dakika oturur pozisyonda dinlenmesi sağlanmıştır. 5 dakikalık dinlenme işlemi sonrasında sensör sistemi ile kişi arasındaki bağlantılar gerçekleştirilmiştir.

İlk olarak EKG ölçüm devresinin bağlantıları gerçekleştirilmiştir. Bunun için tıbbi EKG cihazlarında kullanılan elektrotlar tercih edilmiş olup her gönüllüden ölçüm alınırken bu elektrotlar değiştirilmiştir. Tez çalışmasında toplanan EKG sinyallerinin tamamı Lead – I derivasyonu kullanılarak elde edilmiştir. Bu kapsamda elektrotlar sağ el bileği, sol el bileği ve sağ ayak bileklerine yerleştirilmiştir. EKG elektrotlarının yerleşim işlemi bittikten sonra Lead – I derivasyonuna uygun olarak EKG ölçüm devresi ile elektrotlar arasındaki bağlantılar gerçekleştirilmiştir. Böylece EKG ölçüm devresi hazır hale gelmiştir.

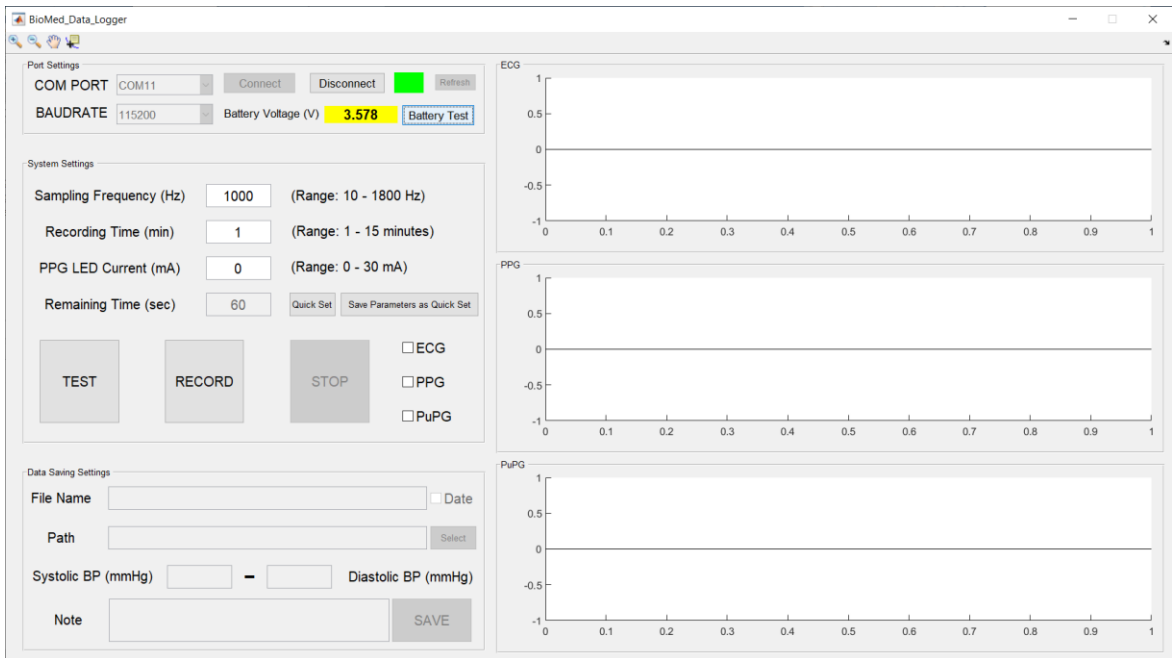
PPG sinyallerinin elde edilmesinde Nellcor marka tıbbi cihazlarda kullanılan ve ticari bir ürün olan PPG probu kullanılmıştır. Sensör sisteminde PPG ölçüm devresinin girişinde kullanılan PPG probu çok kullanımlık bir prop olup veri setinin oluşturulması sürecinde hiçbir şekilde değiştirilmemiştir ve tüm gönüllülerde kullanılmıştır. PPG probu mandallı yapısı sayesinde kişilerin parmaklarına oldukça kolay bir şekilde yerleştirilebilmektedir. Tez çalışmasında kullanılan veri setindeki tüm PPG sinyalleri elde edilirken PPG probu tüm gönüllü bireylerin sağ işaret parmağına prop kablosu üst tarafa gelecek şekilde yerleştirilmiştir. Bu durum PTT parametresinin değerlendirilmesinde önemli bir parametre olarak düşünülmüştür. Böylece PPG ölçüm devresi de hazır hale getirilmiştir.

PuPG sinyallerinin elde edilmesinde kullanılan esnek piezoelektrik sensör PPG probu içerisine yerleştirilmiştir. Esnek piezoelektrik sensör yerleştirilirken PPG probunun parmak izi tarafına gelen yönü kullanılmış olup yön olarak da marka yazısının olduğu tarafın üste gelmesine dikkat edilmiştir. Esnek piezoelektrik sensörün ters yerleştirilmesi durumunda elde edilen PuPG sinyalinin de ters çıktığı görülmüştür. Bu nedenle bu işlem elde edilen PuPG sinyallerinin her kayıt için özdeş olması açısından büyük önem arz etmektedir. Esnek piezoelektrik sensörün PPG probu içerisine bu şekilde yerleştirilmesiyle birlikte tüm sensör bağlantıları tamamlanmıştır.

Tüm sensör bağlantılarının tamamlanmasıyla birlikte EKG, PPG ve PuPG sinyalleri kayıt için hazır hale gelmiştir. Bu süreçten sonra bilgisayar arayüzüne geçilerek gerekli ayarlamaların yapılmasına başlanmıştır. Kayıt işleminin başlatılması durumunda dinlenir pozisyonda olan gönüllü birey herhangi bir hareket yapmaması konusunda bilgilendirilmiştir.

2.3.2. Kayıt Öncesi Cihaz Ayarlarının Yapılması

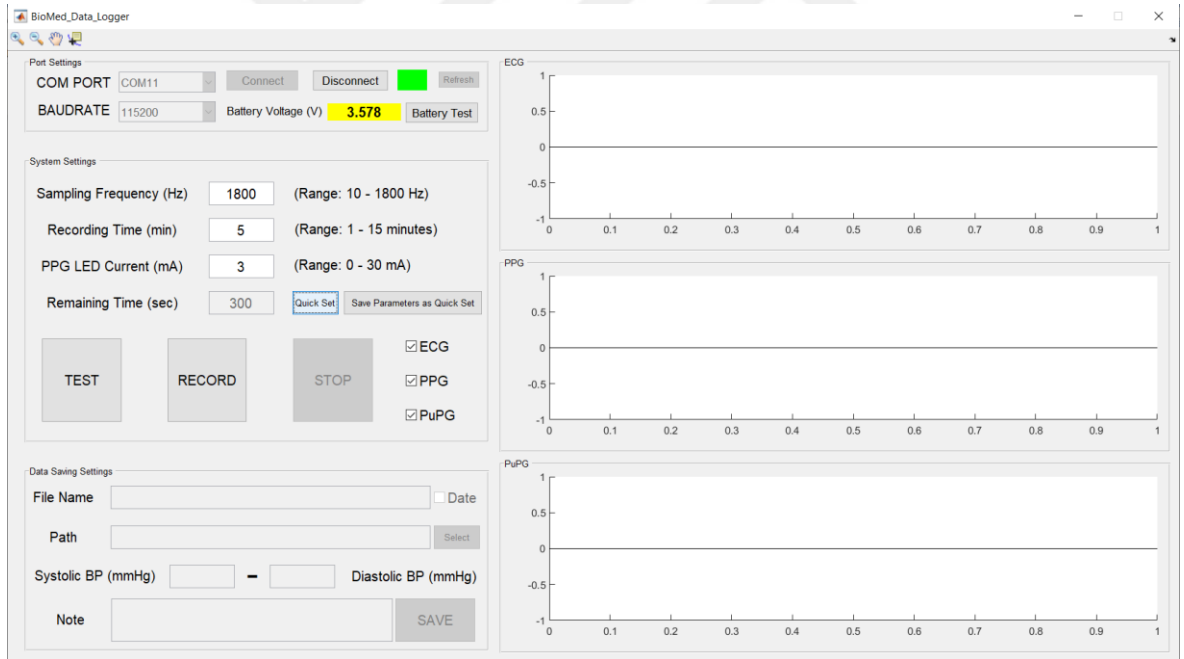
Sensör sistemi ile gönüllü birey arasındaki gerekli bağlantılar yapıldıktan sonra sensör sisteminin enerjisi açılmakta ve sensör sistemi içerisinde bulunan bluetooth modülü aktif olarak bilgisayar ile bağlantıya hazır hale gelmektedir.



Şekil 62. Bilgisayar arayüzünün sensör sistemine bağlantısının yapılması

Daha öncesinde bilgisayarın bluetooth ağı ile eşleştirilen cihaz için doğru port ve baud rate ayarı seçilerek bağlantı sağlanmaktadır. Sensör sistemi ile bilgisayar arayüzü arasında başarılı bir bağlantı olması durumunda Şekil 62’de de gösterildiği üzere bağlantının başarılı olduğunu gösteren gösterge kırmızıdan yeşile dönmekte ve sensör sistemi batarya gerilimini ölçerek gerekli kısımda göstermektedir.

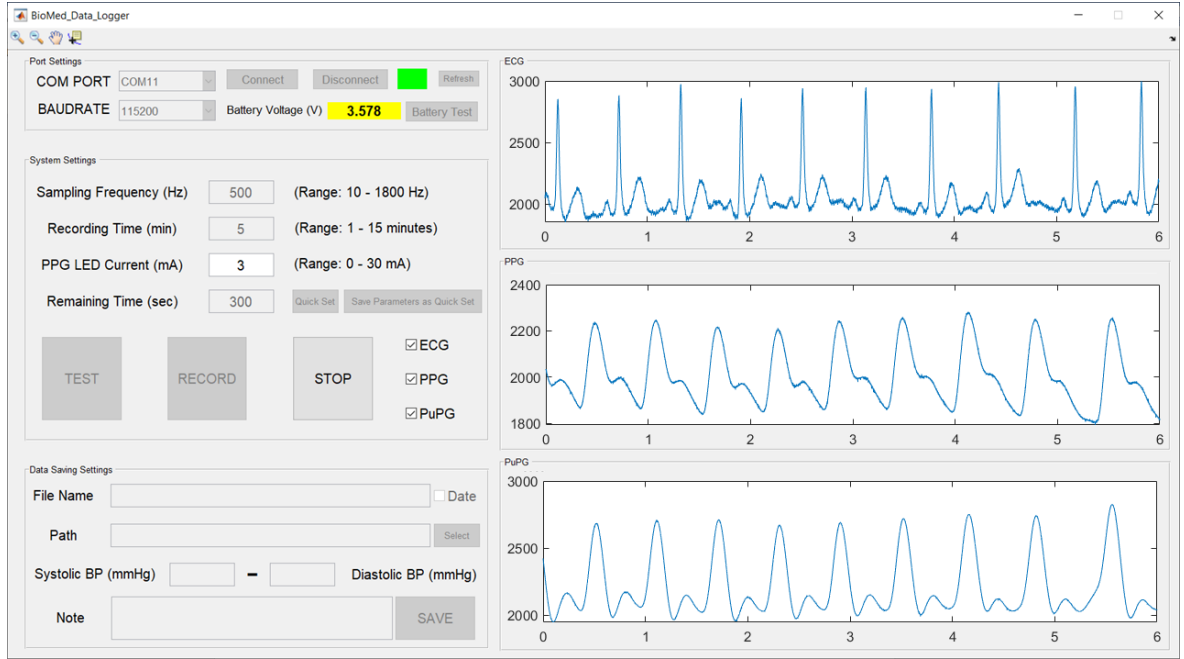
Sensör sistemi bilgisayar arayüzüne bağlandıktan sonra örnekleme frekansı 1800 Hz, ölçüm süresi 5 dakika ve PPG sensöründeki LED akımı 3 mA değerine ayarlanmıştır. Veri setinin oluşturulmasında yapılan tüm ölçümler bu parametreler kullanılarak yapılacağından bu parametre değerleri kaydedilmiştir ve yapılan her ölçümde “Quick Set” butonuna tıklanarak otomatik olarak ayarlanmıştır. Bunun haricinde tasarlanan bilgisayar arayüzünde ölçülmek istenen sinyallerin seçimi de mevcut olup tezde EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin üçü de kullanılacağı için bu üç sinyalin de durumları Şekil 63’te de gösterildiği gibi aktif edilmiştir.



Şekil 63. Gerekli parametre ayarlarının yapılması

Sensör sistemi ile gönüllü birey arasındaki gerekli bağlantıların daha önceden yapılmış olmasıyla birlikte ölçüm için hazır hale gelen sensör sisteminden verilerin sağlıklı gelip gelmedikleri arayüzdeki “TEST” butonu ile sağlanmaktadır. Bu buton yardımıyla sensör sistemi ile kişi arasındaki bağlantıların sağlıklı olup olmadığı gerçek zamanlı ölçüm yapılarak Şekil 64’te de gösterildiği üzere test edilmektedir. Herhangi bir sinyalde sorun

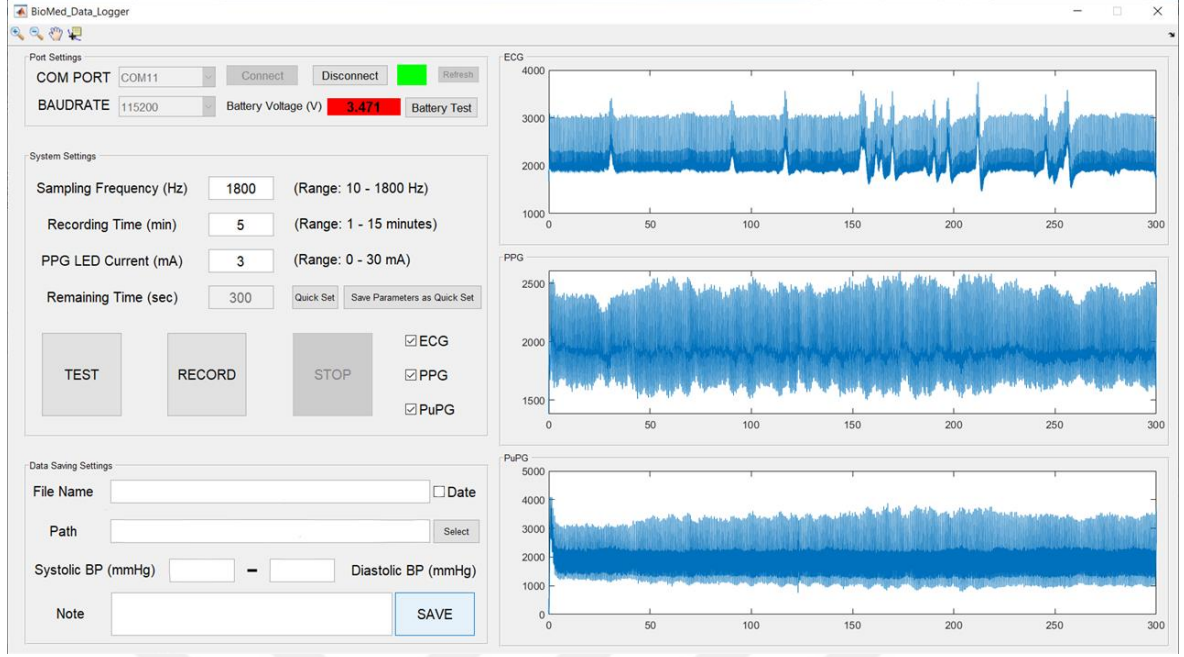
olması durumunda proplara müdahale ederek sağlıklı sinyallerin gelmesi sağlanmıştır. Test esnasında örnekleme frekansı 500 Hz olarak ayarlanıp kullanıcı tarafından değiştirilememektedir. Ancak PPG LED akımı kullanıcı tarafından değiştirilebilmektedir. Bazı durumlarda 3 mA akım değerinde PPG sinyalleri sağlıklı alınamazsa akım değeri uygun bir değere bu şekilde ayarlanabilmektedir. Sensör sistemi test edilirken ölçüm süresi sınırlı olmamaktadır ve sensörlerden sağlıklı veri gelene kadar gerçek zamanlı ölçüm mümkün olmaktadır.



Şekil 64. Kayıt öncesi test işlemlerinin gerçekleştirilmesi

2.3.3. Sinyallerin Kaydedilmesi

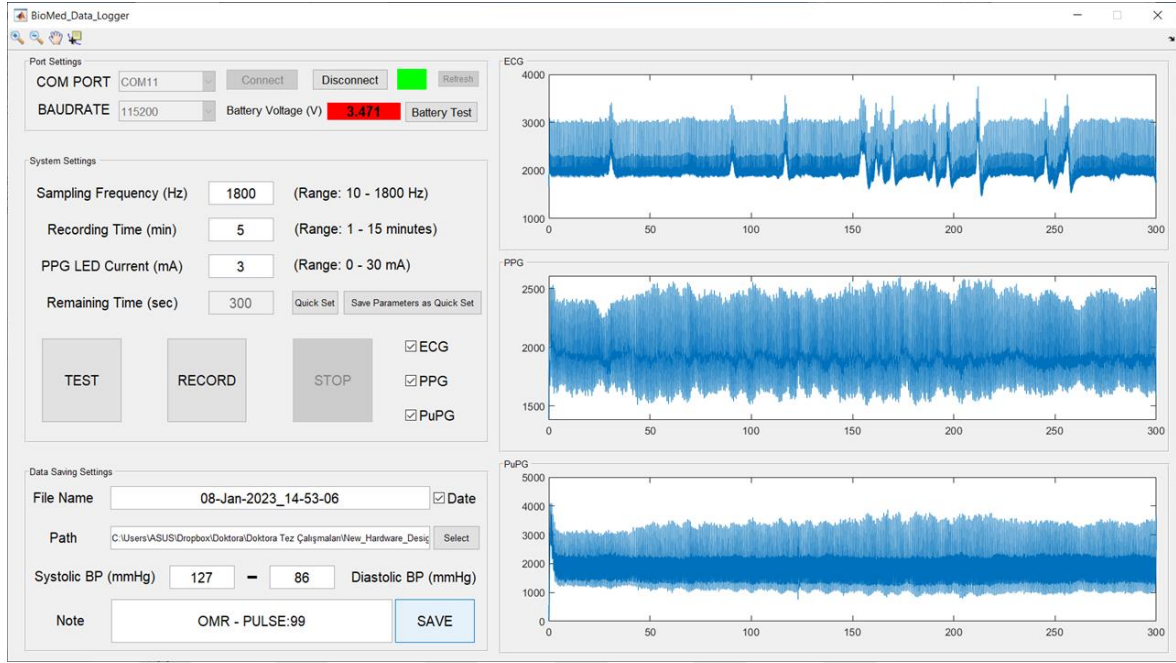
Test aşamasında EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin sağlıklı bir şekilde alınmasıyla birlikte sensör sistemi kayıt işlemi için hazır hale gelmiştir ve “STOP” butonu ile test işlemi bitirilmiştir. Bu aşamadan sonra “RECORD” butonu kullanılarak 5 dakikalık ölçüm işlemi daha önceden belirlenen parametreler kullanılarak başlatılmıştır. 5 dakikalık ölçüm süresince EKG, PPG ve PuPG sinyalleri gerçek zamanlı olarak takip edilebilmektedir. Ölçüm esnasında sinyallerde herhangi bir bozulma olması durumunda bağlantılara hemen müdahale edilerek düzeltilmiştir. 5 dakikalık kayıt süresi boyunca gönüllü bireyler dinlenir pozisyonda hareket ettirilmemeye çalışılmıştır. 5 dakikalık ölçüm işlemi bittikten sonra Şekil 65’te de görüldüğü üzere tüm veriler ekranda gösterilmektedir.



Şekil 65. Ölçüm sonrası kayıt ekranı

2.3.4. Kişinin Tansiyon Değerlerinin Harici Bir Aletle Ölçülmesi ve Kaydedilmesi

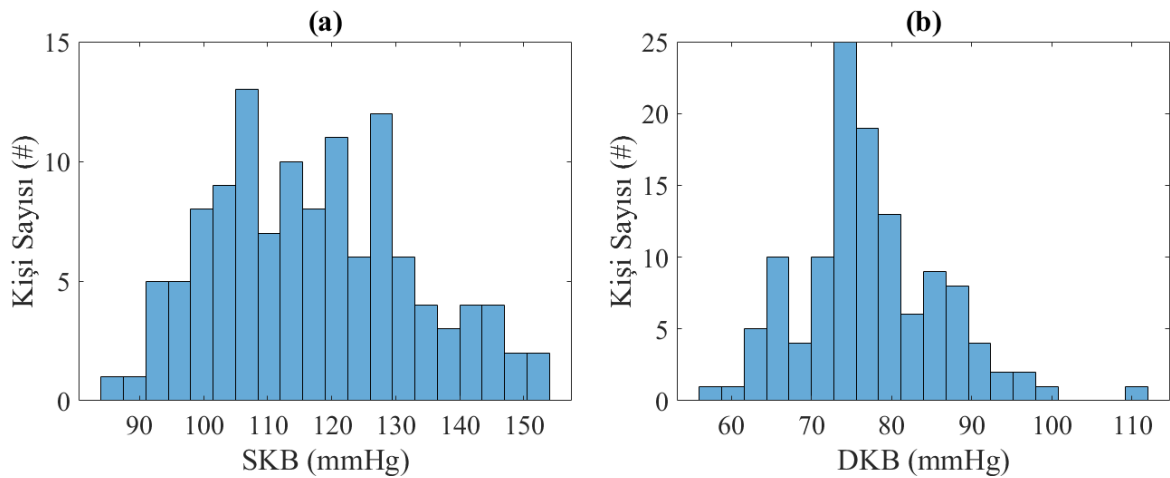
5 dakikalık ölçüm işleminin bitmesinin hemen ardından gönüllü birey üzerine yerleştirilen sensör bağlantıları sökülüştür. Daha sonrasında ticari bir tansiyon aleti kullanılarak kişinin sistolik ve diyastolik kan basıncı değerleri ölçülmüştür. Tüm gönüllü bireylerde tansiyon ölçüm işlemi için sağ kol tercih edilmiştir. Tansiyon değerlerinin ölçülmesinde ise klinik olarak doğruluğu ispatlanmış ve ölçüm tekniği olarak osilometrik yöntemi kullanan manşonlu OMRON marka M3 Comfort model dijital tansiyon aleti kullanılmıştır. Tansiyon ölçüm işlemi sonrasında elde edilen sistolik ve diyastolik kan basıncı değerleri bilgisayar arayüzünde ilgili kısımlara girilmiştir. Bilgisayar arayüzündeki *Note* kısmına ise verinin alındığı kişiyi temsilen kısa bir açıklama ve tansiyon aletinden elde edilen nabız bilgisi Şekil 66'da görüldüğü üzere kayıt ekranında girildikten sonra *SAVE* butonuna basılarak veriler “.mat” dosyası olarak veri seti dosyası içerisine kaydedildiği tarih ve saat ismi ile kaydedilmiştir. Kaydedilen “.mat” dosyası içerisinde kişiye ait EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin yanı sıra kişiye ait sistolik ve diyastolik tansiyon değerleri, örnekleme frekansı değeri, PPG LED akım değeri, zaman bilgisi ve verinin alındığı kişiyi belirten etiketle birlikte kişinin tansiyon ölçümünde tespit edilen nabız değeri de bu “.mat” dosyası içerisine kaydedilmektedir.



Şekil 66. Ölçüm sonrası verilerin kaydedilmesi

2.3.5. Oluşturulan Veri Setlerinin Genel Değerlendirmesi

Yapılan tez çalışmasında geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak 5 dakika süre ile eş zamanlı kaydedilmiş EKG, PPG ve PuPG sinyallerinden oluşan toplamda 121 kayıt alınmıştır. 121 kaydın 59'u kadın 62'si erkek bireylerden elde edilmiştir. Osilometrik manşonlu tansiyon aleti kullanılarak etiketlenen kayıtlarda SKB ve DKB değerlerinin kişi sayısına bağlı olarak dağılımı Şekil 67'de verilmiştir.

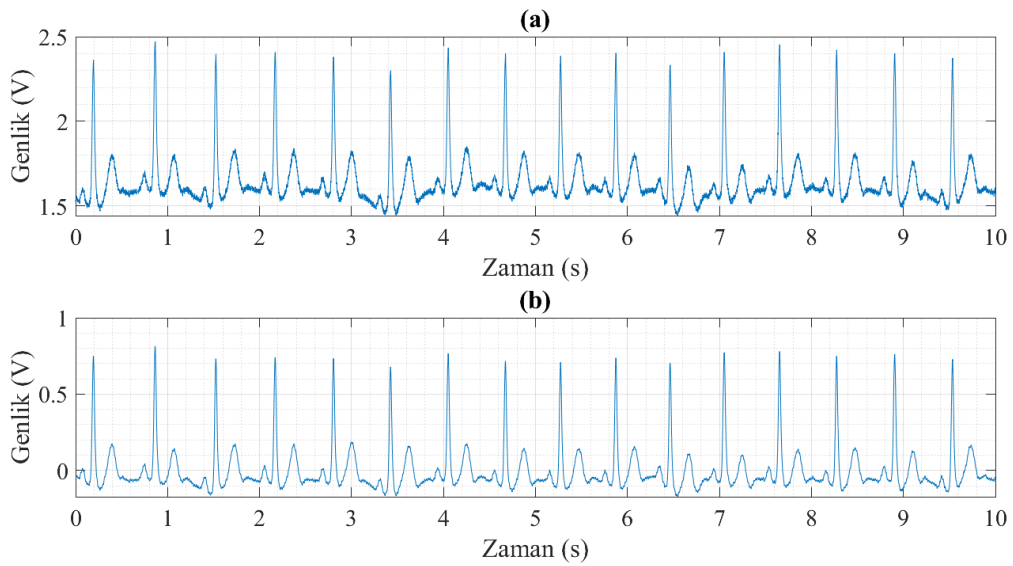


Şekil 67. Veri seti içerisindeki kan basıncı değerlerinin kişi sayısına bağlı olarak dağılımı
(a) SKB değerlerinin dağılımı, (b) DKB değerlerinin dağılımı

Oluşturulan veri setinin geneli değerlendirildiğinde SKB değeri minimum 84 mmHg ile maksimum 153 mmHg arasında değişmekte olup ortalama değeri 116.84 mmHg, standart sapması ise ± 15.26 mmHg olarak hesaplanmıştır. Yine veri setinin geneli değerlendirildiğinde DKB değeri minimum 56 mmHg ile maksimum 111 mmHg arasında değişmekte olup ortalama değeri 77.26 mmHg, standart sapması ise ± 8.85 mmHg olarak hesaplanmıştır.

2.3.6. Veri Setlerinin Ön İşlenmesi

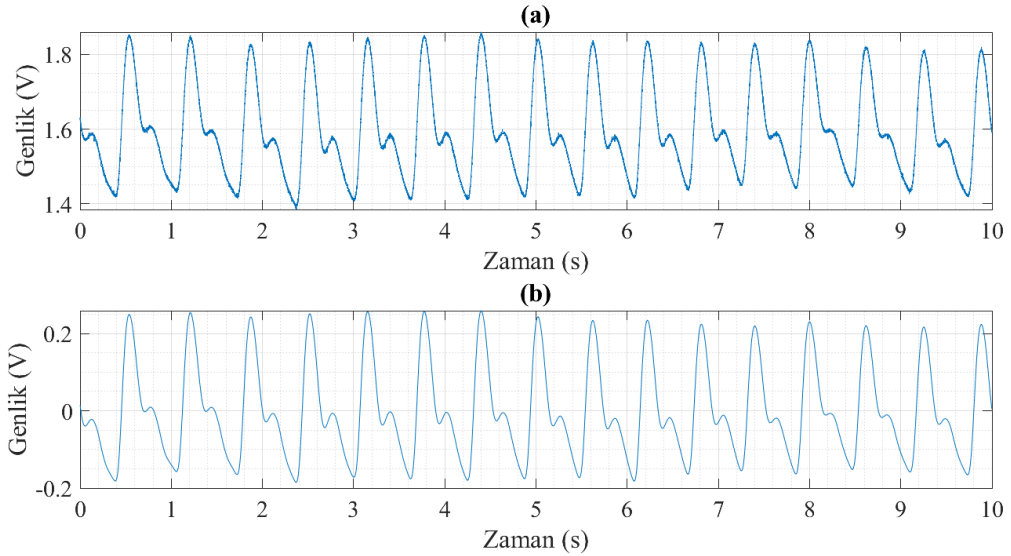
Veri setlerinin ön işleme adımlarında veri setinde bulunan EKG, PPG ve PuPG sinyallerinin band genişliklerine uygun olacak şekilde sayısal filtreleme işlemlerinden geçirilerek gürültülerden arındırılması amaçlanmıştır. EKG, PPG ve PuPG sinyallerine ait okuma devrelerinde sinyallerin band genişliklerine uygun olarak kullanılan analog filtreleme devreleri sayesinde bu sinyaller oldukça gürültüsüz hale getirilmiştir. Ancak sayısal filtrelerle sinyallerin tekrardan filtrelenmesi durumunda sinyal kalitesinde gözle görülür bir iyileşme olduğu görülmüştür. Ayrıca sinyallerin zaman parametrelerinin önemli parametre olması nedeniyle dijital filtreleme işleminde filtreleme işlemine bağlı faz kaymalarını engellemek amacıyla sıfır faz dijital filtre kullanılmıştır. Böylece EKG sinyallerinde R tepelerinin zaman değerleri ve PPG sinyallerinin tepelerine ait zaman değerleri değişiklik göstermemiştir.



Şekil 68. EKG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş EKG sinyali, (b) Filtrelenmiş EKG sinyali

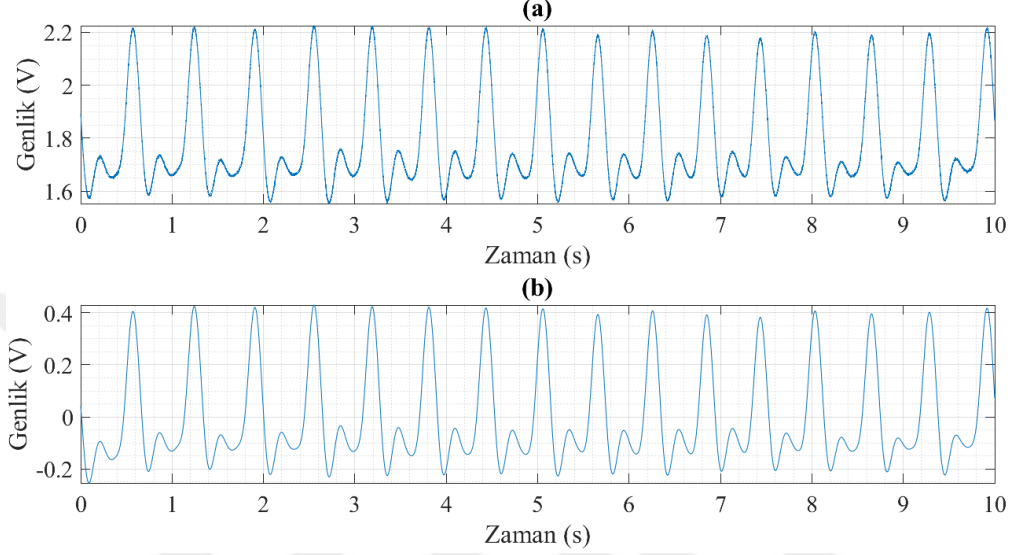
Veri seti içerisinde bulunan EKG sinyalleri MATLAB ortamında ilk olarak 0.5 Hz yüksek geçiren filtreden geçirilmiştir. Böylece EKG sinyalinin taban hattında meydana gelen düşük frekanstaki bileşenler kaldırılmıştır. Filtreleme işleminde 2. dereceden Butterworth filtre katsayıları kullanılmıştır. Daha sonrasında EKG sinyalinde bulunan yüksek frekans bileşenlerinin kaldırılması amacıyla 100 Hz alçak geçiren filtre EKG sinyaline uygulanmıştır. Bu filtreleme işleminde de 2. dereceden Butterworth filtre katsayıları kullanılmıştır. Sonuç olarak çok düşük seviyelerde de olsa EKG sinyalinde bulunan gürültü bileşenleri bu işlem sonucunda kaldırılmıştır. Yapılan filtreleme işlemi sonucunda elde edilen sinyal ile filtrelenmemiş sinyalin grafikleri Şekil 68’de verilmiştir.

Veri seti içerisinde bulunan PPG sinyalleri MATLAB ortamında ilk olarak 0.25 Hz yüksek geçiren filtreden geçirilmiştir. Böylece PPG sinyalinin taban hattında meydana gelen düşük frekanstaki bileşenler kaldırılmıştır. Filtreleme işleminde 2. dereceden Butterworth filtre katsayıları kullanılmıştır. Daha sonrasında PPG sinyalinde bulunan yüksek frekans bileşenlerinin kaldırılması amacıyla 10 Hz alçak geçiren filtre PPG sinyaline uygulanmıştır. Bu filtreleme işleminde de 2. dereceden Butterworth filtre katsayıları kullanılmıştır. Sonuç olarak çok düşük seviyelerde de olsa PPG sinyalinde bulunan gürültü bileşenleri bu işlem sonucunda kaldırılmıştır. Yapılan filtreleme işlemi sonucunda elde edilen sinyal ile filtrelenmemiş sinyalin grafikleri Şekil 69’da verilmiştir. PPG sinyalinde yapılan filtreleme işlemi özellikle tepe bulma algoritmasının performansını olumlu yönde etkilemiştir.



Şekil 69. PPG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş PPG sinyali, (b) Filtrelenmiş PPG sinyali

Veri seti içerisinde bulunan PuPG sinyalleri PPG sinyalleri ile benzer morfolojik yapıya sahip olmaları sebebiyle PPG sinyalleri için uygulanan dijital filtreleme işlemlerinin aynısı PuPG sinyallerine de uygulanmıştır. Yapılan filtreleme işlemi sonucunda elde edilen sinyal ile filtrelenmemiş sinyalin grafikleri Şekil 70’te verilmiştir.



Şekil 70. PuPG sinyalinin dijital olarak filtrelenmesi (a) Filtrelenmemiş PuPG sinyali, (b) Filtrelenmiş PuPG sinyali

EKG, PPG ve PuPG sinyalleri gerekli filtreleme işlemlerinden geçirildikten sonra sinyallerin ön işleme adımları tamamlanmıştır. Bu süreçten sonra sürekli kan basıncının tahmini için kullanılacak olan regresyon ve yapay sinir ağları modellerine giriş verisi olarak uygulanacak öznitelik vektörlerinin EKG, PPG ve PuPG sinyalleri kullanılarak elde edilmesi aşamasına geçilmiştir.

2.4. Özniteliklerin Elde Edilmesi

Öznitelikler sinyallerden elde edilen ve kan basıncının tahmininde en önemli role sahip olan parametrelerdir. Doğru sinyalleri kullanarak özniteliklerin doğru şekilde seçilmesi yapılacak olan kan basıncı tahminlerinin de yüksek doğrulukta elde edilmesini sağlamaktadır. Yapılan bu tez çalışmasında üç farklı öznitelik vektörü kan basıncının tahmini için kullanılmıştır. Tez çalışmasında kullanılan bu üç farklı öznitelik vektöründen ilk ikisi literatürde kullanılan yöntemlerle elde edilmiş olup üçüncü öznitelik vektörünün elde edilme yöntemi tez çalışmasının özgün yönünü oluşturmaktadır.

Tez çalışmasında kullanılan öznitelik vektörlerinden ilki literatürde kan basıncının tahmini için sıklıkla kullanılan PTT parametresini içermektedir. Bu öznitelik vektörünün oluşturulmasında eş zamanlı elde edilen EKG ve PPG sinyalleri kullanılmıştır. Bu öznitelik vektörünün kullanıldığı kan basıncı tahmin çalışmasında yeni bir veri seti denenmiş olup kan basıncının tahmininde bu yeni veri seti üzerinde PTT parametresinin etkisi araştırılmıştır.

Tez çalışmasında kullanılan öznitelik vektörlerinden ikincisi ise yine literatürde kan basıncının tahmini için sıklıkla kullanılan PPG dalga parametrelerini içermektedir. Bu öznitelik vektörünün oluşturulmasında sadece PPG sinyalleri kullanılmıştır. Bu öznitelik vektörünün kullanıldığı kan basıncı tahmin çalışmasında da tez çalışması kapsamında oluşturulan yeni veri seti denenmiş olup kan basıncının tahmininde bu yeni veri seti üzerinde PPG dalga parametrelerinin etkisi araştırılmıştır.

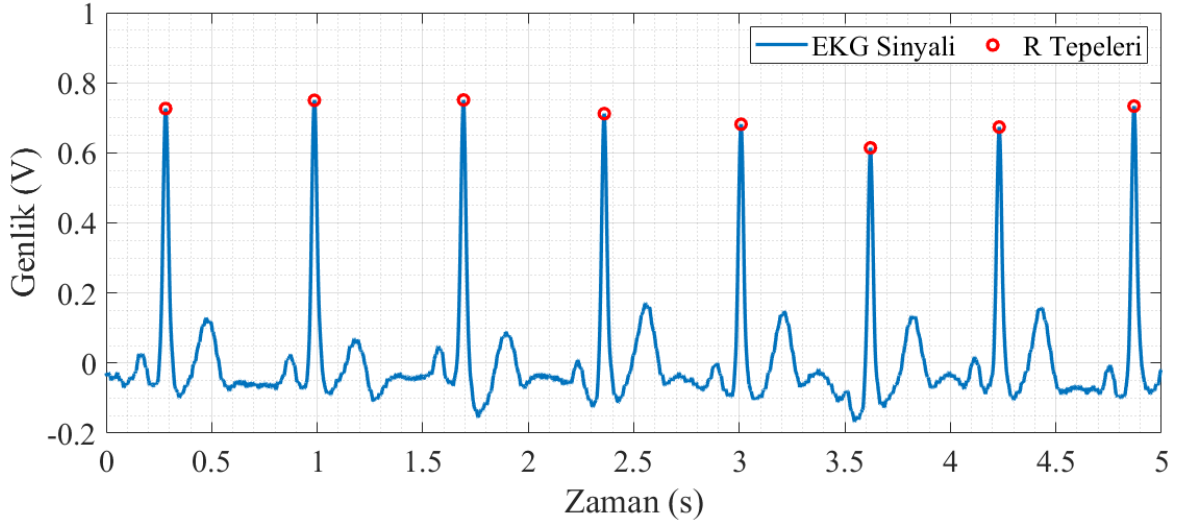
Tez çalışmasında kullanılan öznitelik vektörlerinden üçüncüsü ve sonuncusu ise yenilikçi PuPG dalga parametrelerini içermektedir. Bu öznitelik vektörünün oluşturulmasında tez çalışması kapsamında oluşturulan yeni veri seti içerisinde sadece PuPG sinyalleri kullanılmış olup öznitelik vektörünün oluşturulmasında yenilikçi bir yaklaşım sunulmuştur. PuPG dalga parametrelerinden oluşan öznitelik vektörünün kan basıncının tahminindeki başarısı tez çalışması kapsamında incelenmiştir. Oluşturulan bu üç farklı öznitelik vektörleri kullanılarak yapılan kan basıncı tahmini çalışmalarına geçmeden önce bu parametrelerin elde edilme aşamaları aşağıdaki başlıklarda detaylı olarak anlatılmıştır.

2.4.1. PTT Parametresi

Yapılan tez çalışması kapsamında kan basıncının tahmini için kullanılan parametrelerden biri olan PTT parametresi eş zamanlı elde edilen EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak belirlenmiştir. Kan basıncının tahmininde kullanılmak üzere iki farklı PTT parametresi belirlenmiş olup bunlar EKG tepesi ile PPG minimumu arasındaki zaman farkı ve EKG tepesi ile PPG tepesi arasındaki zaman farkı kullanılarak hesaplanmıştır. PPG sinyalinin birinci ve ikinci türevine ait tepe noktaları ile belirlenen PTT parametreleri bu tez çalışmasında kullanılmamıştır.

EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametresinin hesaplanmasında ilk olarak EKG sinyaline ait R tepelerinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu kapsamda EKG sinyaline

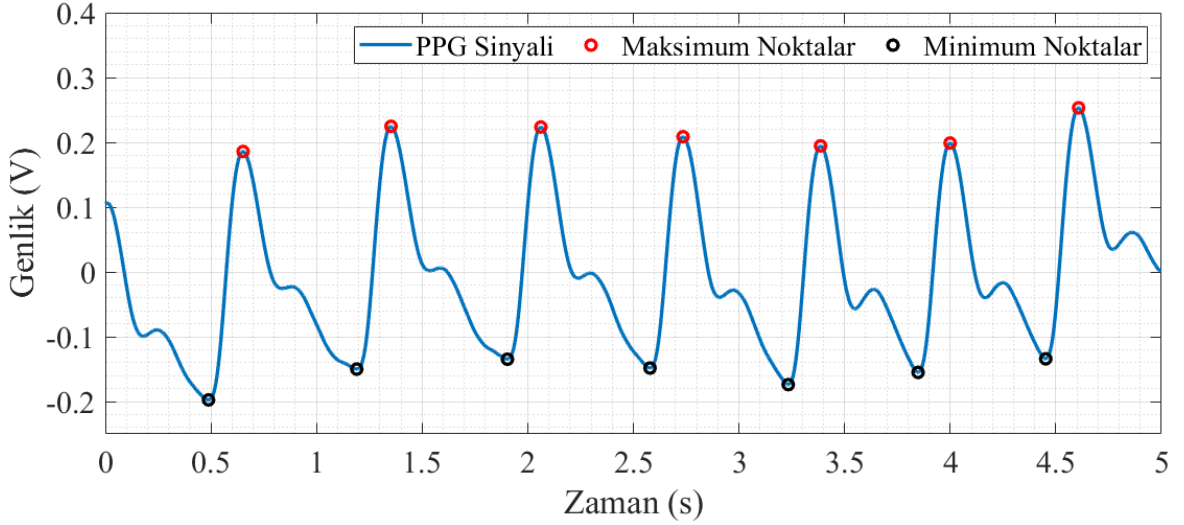
ait R tepelerini otomatik olarak bulan bir algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen algorithmada MATLAB yazılımının hazır tepe bulma fonksiyonu (*findpeaks()*) kullanılmıştır. İlk olarak önışleme adımları tamamlanan 5 dakikalık EKG kaydı 5 saniyelik parçalara bölünmüştür. Daha sonrasında her 5 saniyelik EKG kaydı için tepe bulma fonksiyonu çalıştırılmıştır. Tepe bulma fonksiyonunda minimum çıkıntı 0.25V olarak belirlenmiştir. Tepeler arasındaki minimum uzaklık ise 0.5 saniye olarak belirlenmiştir. 5 saniyelik EKG kaydında bu parametreler kullanılarak R tepe noktaları tespit edilmiştir. Daha sonrasında ise iki R tepe noktası arasında EKG sinyallerinin birbirleri ile korelasyonlarına bakılmıştır. Bu işlem EKG sinyalinin periyodik bir sinyal olma olasılığını değerlendirmek için yapılmıştır. Eğer 5 saniyelik kayıt içerisinde tüm iki R tepesi arasında yer alan sinyaller arasındaki korelasyon 0.9'un üzerinde ise bu 5 saniyelik EKG kaydı sağlıklı olarak kabul edilip PTT parametresinin hesaplanması için kullanılabilir olarak işaretlenmiştir. Şekil 71'de R tepeleri tespit edilen bir EKG sinyaline ait grafik gösterilmiştir.



Şekil 71. EKG sinyaline ait R tepelerinin tespiti

EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametresinin hesaplanmasında diğer bir adım ise PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktaların belirlenmesi adıımıdır. Bu kapsamda PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktaları otomatik olarak bulan bir algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen algorithmada MATLAB yazılımının hazır tepe bulma fonksiyonu (*findpeaks()*) kullanılmıştır. İlk olarak önışleme adımları tamamlanan 5 dakikalık PPG kaydı, EKG kaydında da olduğu gibi 5 saniyelik parçalara bölünmüştür. Daha sonrasında her 5 saniyelik PPG kaydı için tepe bulma fonksiyonu çalıştırılmıştır. Tepe bulma

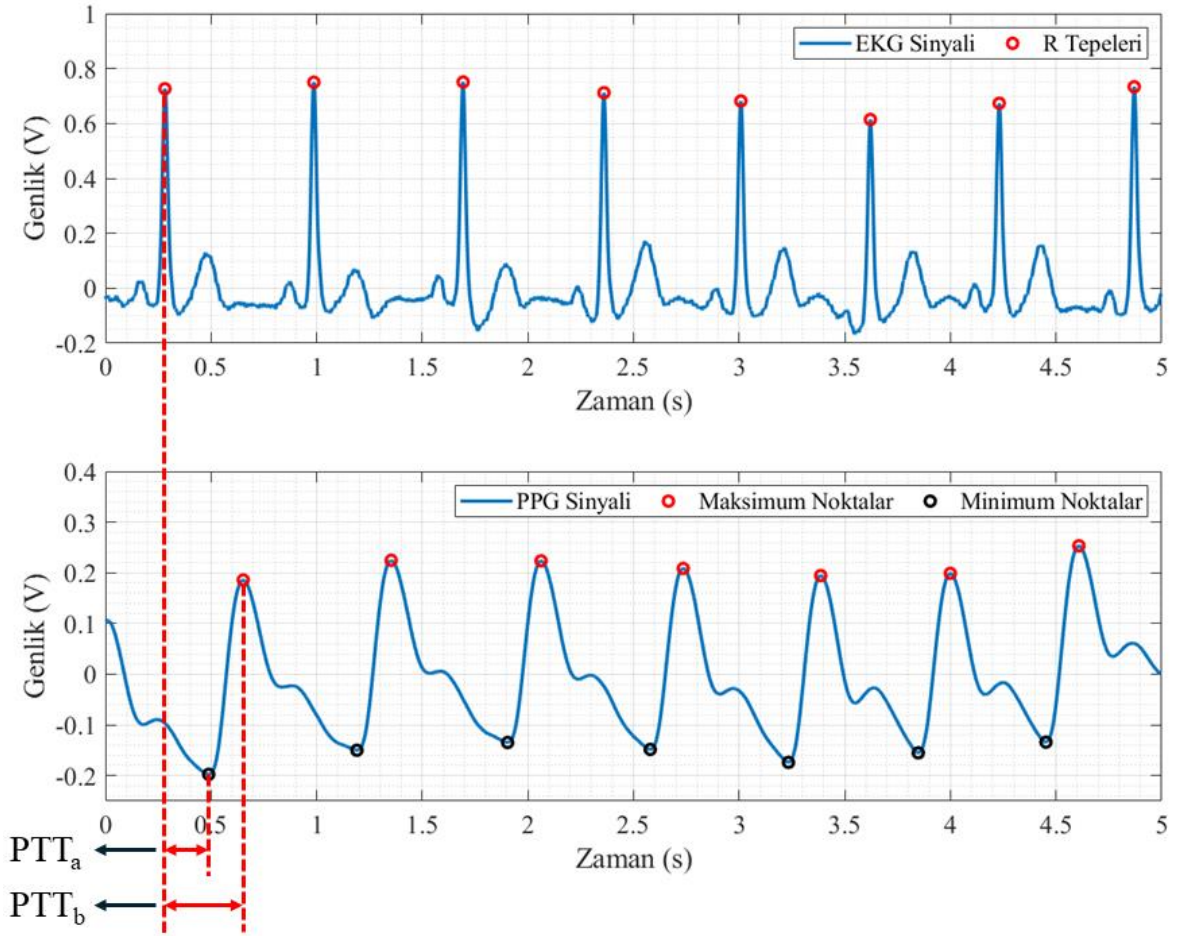
fonksiyonunda minimum çıkıntı 0.15V olarak belirlenmiştir. Tepeler arasındaki minimum uzaklık ise 0.5 saniye olarak belirlenmiştir. 5 saniyelik PPG kaydında bu parametreler kullanılarak maksimum noktaları tespit edilmiştir. PPG sinyallerinin minimum noktalarının tespit edilme aşamasında ise PPG sinyali ters çevrilerek yani negatifi alınarak tepe bulma fonksiyonuna girdi olarak verilmiştir. Burada kullanılan tepe bulma fonksiyonunda da bir önceki işlemde olduğu gibi minimum çıkıntı 0.15V, tepeler arası minimum uzaklık 0.5 saniye olarak belirlenmiştir. 5 saniyelik PPG kaydında bu parametreler kullanılarak minimum noktaları da tespit edilmiştir. Daha sonrasında ise iki minimum nokta arasındaki PPG sinyallerinin birbirleri ile korelasyonlarına bakılmıştır. Bu işlem PPG sinyalinin periyodik bir sinyal olma olasılığını değerlendirmek için yapılmıştır. Eğer 5 saniyelik kayıt içerisinde tüm iki minimum nokta arasında yer alan sinyaller arasındaki korelasyon 0.9'un üzerinde ise bu 5 saniyelik PPG kaydı sağlıklı olarak kabul edilip PTT parametresinin hesaplanması için kullanılabilir olarak işaretlenmiştir. Şekil 72'de maksimum ve minimum noktaları tespit edilen bir PPG sinyaline ait grafik gösterilmiştir.



Şekil 72. PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktaların tespiti

Böylece EKG ve PPG sinyallerinden PTT parametresinin hesaplanması için gerekli olan noktalar tamamen belirlenmiştir. Bu süreçten sonra EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktalar arasındaki zaman farkları ayrı ayrı hesaplanarak PTT_a ve PTT_b olmak üzere iki farklı PTT parametresi elde edilmiştir. Bu iki farklı PTT parametresinin elde edilmesi Şekil 73'te gösterilmiştir. Veri setinin oluşturulmasında AKB sinyalleri elde edilemediğinden her 5 saniyelik kayıtlar için bu

işlemler tekrarlanmış olup PTT parametrelerinin hesaplanmasıyla birlikte bu PTT parametreleri 5 dakikalık ölçüme ait olan SKB ve DKB değerleri kullanılarak etiketlenmiştir. Şekil 73'te gösterilen EKG sinyaline ait R tepelerinin sonuncusu devamında PPG sinyaline ait minimum ve maksimum noktaları içermediğinden PTT parametresinin hesaplamasında bu R tepesi kullanılmamıştır. Bu işlem tüm 5 saniyelik kayıtlarda gerçekleştirilmiştir. 121 adet 5 dakikalık kayıt kullanılarak yapılan bu çalışmada kan basıncının tahmininde kullanılmak üzere 16048 adet PTT_a ve PTT_b parametresi hesaplanmış olup hesaplanan bu PTT parametreleri SKB ve DKB değerleri ile etiketlenmiştir.



Şekil 73. EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak PTT parametrelerinin belirlenmesi

2.4.2. PPG Dalga Parametreleri

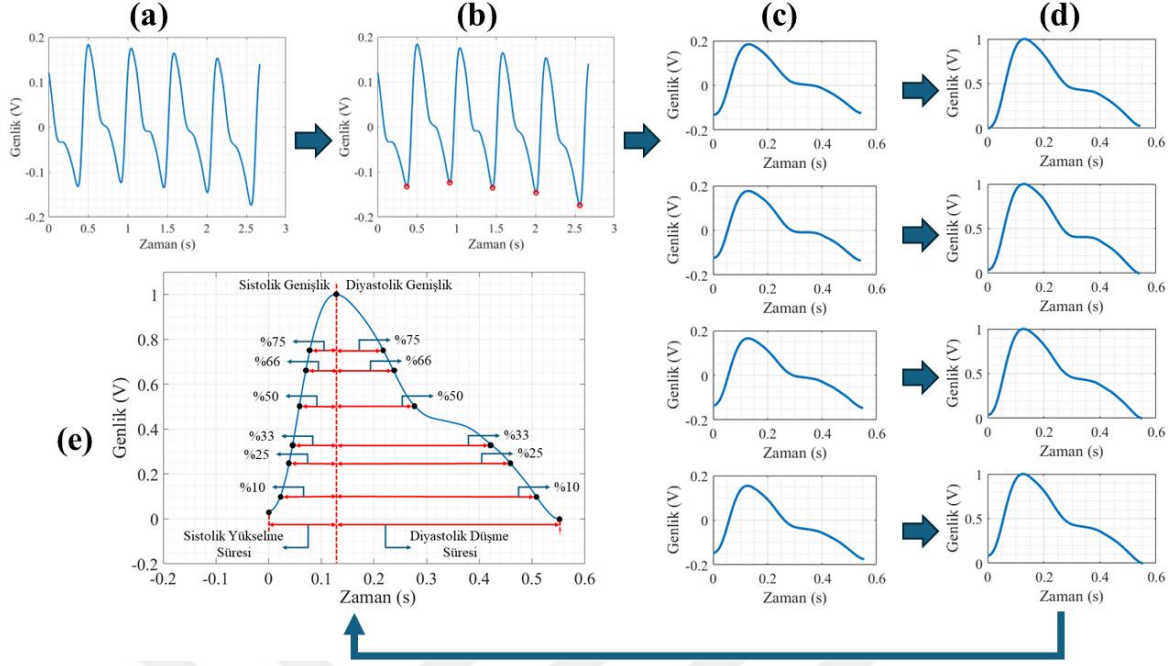
Yapılan tez çalışması kapsamında kan basıncının tahmini için kullanılan parametrelerden birisi de PPG dalga parametreleri olup bu parametrelerin belirlenmesinde sadece PPG sinyalleri kullanılmıştır. PPG dalga parametreleri, bir kalp döngüsünde elde

edilen PPG sinyalinin normalize edilerek belirli zaman parametrelerinin belirlenmesi ile elde edilmektedir. Bu çalışmada kullanılan PPG dalga parametreleri daha önceki başlıklarda değinilen, literatürde yapılan çalışmalarda kan basıncının PPG sinyalleri ile tahmininde sıkça kullanılan ve Şekil 31’de gösterilen yöntem kullanılarak elde edilmiştir. Burada gösterilen PPG dalga parametrelerinin elde edilmesi için ilk olarak PPG sinyallerinin her kalp döngüsü için segmentasyonunun yapılması gerekmektedir.

PPG sinyallerinin segmentasyonunun yapılması aşamasında öncelikle ön işleme adımları tamamlanmış olan PPG sinyaline ait minimum noktalar belirlenmiştir. PPG sinyaline ait minimum noktaların belirlenmesinde PTT parametresinde kullanılan yöntem kullanılmıştır. Bu kapsamda PPG sinyali ters çevrilerek yani negatifi alınarak tepe bulma fonksiyonuna (*findpeaks()*) girdi olarak verilmiştir. Burada kullanılan tepe bulma fonksiyonunda minimum çıkıntı 0.1V, tepeler arası minimum uzaklık 0.5 saniye olarak belirlenmiştir. PPG sinyaline ait iki minimum nokta arasında kalan sinyalin bir PPG sinyali olduğunun değerlendirilmesi ise birbirleri arasındaki korelasyon ile gerçekleştirilmiş olup bunun haricinde sinyalin periyodu ve genliği de sağlıklı PPG sinyalinin tanımlanmasında bir parametre olarak kullanılmıştır. Sinyallerin birbirleri ile korelasyonlarının 0.9’un üzerinde olması, sinyalin periyodunun 0.5 saniye ile 1.5 saniye arasında olması ve sinyal genliğinin 0.16V üzerinde olması durumunda sinyal sağlıklı bir PPG sinyali olarak kabul edilmiştir. Böylece 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık PPG sinyallerinin segmentasyonları gerçekleştirilmiş olup 40522 adet PPG verisi elde edilmiştir. Elde edilen PPG sinyalleri veri setindeki SKB ve DKB değerleri kullanılarak etiketlenmiştir.

Her bir kalp döngüsünü temsil eden PPG sinyalleri elde edildikten sonra PPG sinyallerinin normalizasyon işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada PPG sinyalleri 0 ile 1 değerleri arasında olacak şekilde normalize edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan PPG dalga parametreleri zaman parametreleri olduklarından normalizasyon işlemi PPG sinyallerinin genlik değerlerini etkilerken zamansal parametreleri etkilememektedir. Normalizasyon işlemi sonucunda PPG dalga parametrelerinin elde edilmesi oldukça kolay hale getirilmiştir.

Normalizasyon işlemi sonucunda PPG sinyalleri dalga parametrelerinin belirlenmesi için hazır hale getirilmiştir. PPG dalga parametreleri belirlenmeden önce bir kalp döngüsüne ait PPG sinyalinin tepe noktası belirlenmiştir. Tepe noktasına ait zaman değeri PPG dalga parametrelerinin belirlenmesinde kullanılmıştır. Bu kapsamda yükselen ve düşen kenardaki sinyallerin %10, %25, %33, %50, %66 ve %75 seviyeleri ile maksimum nokta arasındaki zaman farkları belirlenmiştir. Burada yapılan işlem adımları Şekil 74’te gösterilmiştir.

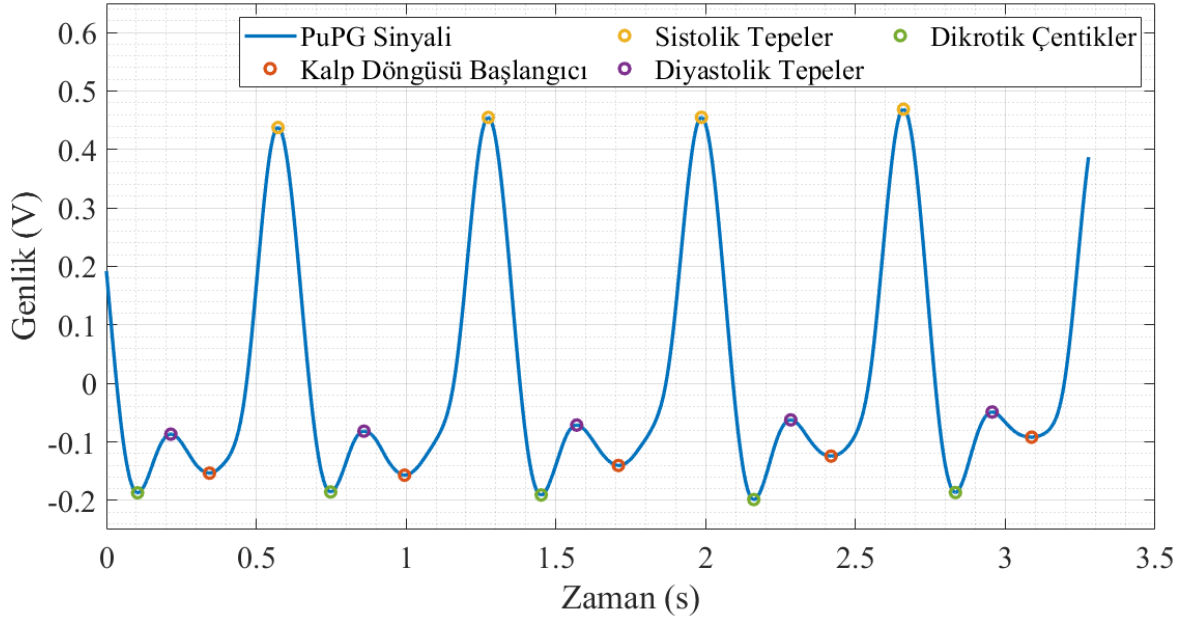


Şekil 74. PPG dalga parametrelerinin belirlenmesine ilişkin adımlar (a) Önişleme adımlarından geçirilmiş PPG sinyali, (b) PPG sinyalinin minimum noktalarının bulunması, (c) PPG sinyalinin segmentasyonu, (d) PPG sinyallerinin normalizasyonu, (e) PPG sinyallerinin dalga parametrelerinin belirlenmesi

2.4.3. PuPG Dalga Parametreleri

Yapılan tez çalışmasında kan basıncının tahmini için kullanılan üçüncü parametre tarafımızdan önerilmiş olan PuPG dalga parametreleri olup bu parametrelerin belirlenmesinde sadece PuPG sinyalleri kullanılmıştır. PuPG dalga parametreleri her kalp döngüsünde elde edilen PuPG sinyalleri kullanılarak elde edilmiş olup parametrelerin belirlenmesi aşamasında zaman değerleri normalize edilerek yenilikçi bir yaklaşım sunulmuştur. PuPG dalga parametrelerinin elde edilmesi aşamasında ilk olarak PPG dalga parametrelerinin elde edilmesi aşamasında da yapıldığı gibi PuPG sinyallerinin her kalp döngüsü için segmentasyonlarının yapılması gerekmektedir.

PuPG sinyallerinin segmentasyonu PPG sinyallerinin segmentasyonu ile karşılaştırıldığında temel farklılıklar içermektedir. Bunun nedeni PuPG sinyallerinin morfolojik olarak PPG sinyallerinden farklı olmasından kaynaklanmaktadır. PuPG sinyallerinde Şekil 75'te de gösterildiği üzere maksimum nokta sistolik tepesinde oluşurken, minimum nokta dikrotik çentik noktasında oluşmaktadır. Bu nedenle bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyali belirlenirken PPG sinyallerinde olduğu gibi minimum noktaların belirlenmesi yeterli olmamaktadır.



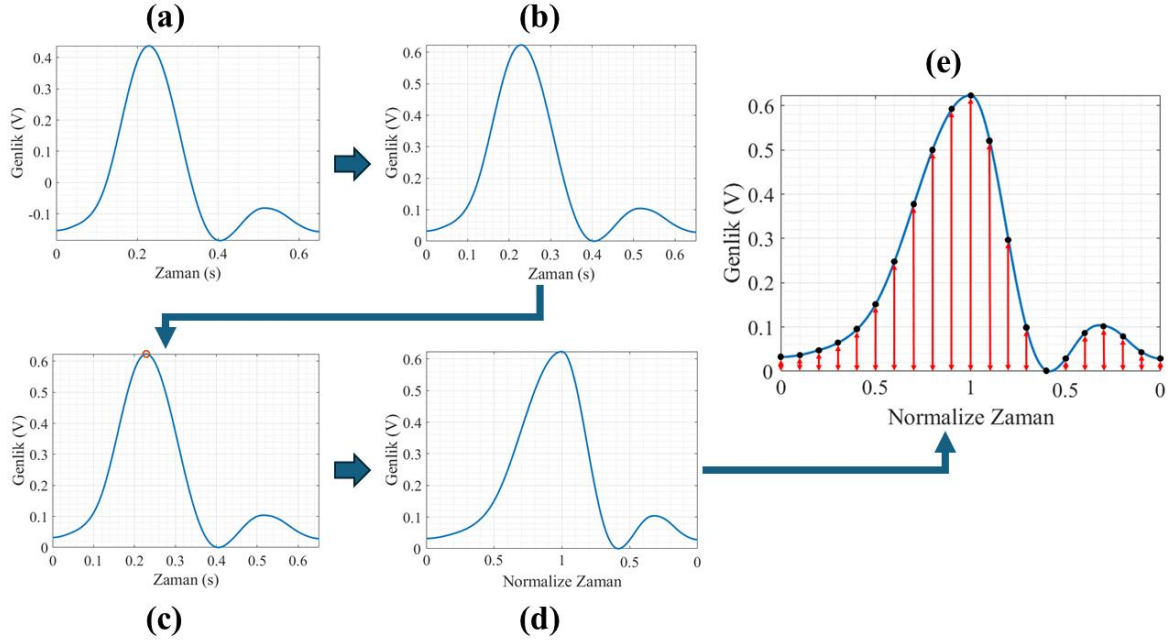
Şekil 75. PuPG sinyaline ait kritik noktalar

Bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyallerinin segmentasyonu için Şekil 75'te gösterilen kalp döngüsü başlangıç noktalarının belirlenmesi gerekmektedir. Bunun için ilk olarak PuPG sinyaline ait maksimum noktalar MATLAB yazılımının hazır tepe bulma fonksiyonu (*findpeaks()*) kullanılarak belirlenmiştir. PuPG sinyaline ait maksimum noktaların belirlenmesinde kullanılan tepe bulma fonksiyonunda minimum çıkıntı 0.15V, tepeler arası minimum uzaklık 0.5 saniye olarak belirlenmiştir. Böylece PuPG sinyaline ait sistolik tepeler belirlenmiştir. Daha sonrasında PuPG sinyali ters çevrilerek yani negatifi alınarak tekrardan tepe bulma fonksiyonuna (*findpeaks()*) girdi olarak verilmiştir. Bu aşamada tepe bulma fonksiyonu için herhangi bir parametre kullanılmamış olup tüm tepe noktalarının yani gerçek sinyaldeki tüm minimum noktalarının bulunması sağlanmıştır. Bu işlem sonucunda dikrotik çentik noktaları ve kalp döngüsünün başlangıç noktaları tespit edilmiştir. İki maksimum nokta arasında iki minimum nokta olması durumunda ikinci minimum nokta kalp döngüsünün başlangıcı olarak kabul edilmiştir. Bu işlem 5 dakikalık PuPG kaydının tamamında gerçekleştirilmiş olup PuPG sinyalinin segmentasyonu bu şekilde gerçekleştirilmiştir.

Segmentasyonu gerçekleştirilen PuPG sinyallerinin sağlıklı sinyaller olup olmadıklarının değerlendirilmesinde PPG sinyallerinde kullanılan korelasyon yöntemi kullanılmıştır. Bu kapsamda segmentasyonu tamamlanan her kalp döngüsüne ait PuPG sinyalleri arasındaki korelasyon katsayıları değerlendirilmiş olup korelasyon katsayılarının

0.9'un üzerinde olması, sinyal uzunluğunun 0.5 saniye ile 1.5 saniye arasında olması ve sinyal genliğinin 0.16V üzerinde olması durumunda bu PuPG sinyalleri sağlıklı sinyaller olarak kabul edilmiştir. Bu işlem 121 adet kayıta bulunan 5'er dakikalık PuPG sinyallerinin tamamına uygulanmış olup 27635 adet PuPG verisi elde edilmiştir.

PuPG sinyaline ait dalga parametresinin hesaplanması aşamasında ilk olarak PuPG sinyalinin tüm değerleri sinyalin minimum değerinden çıkarılarak sinyalin minimum seviyesi sıfıra getirilmiştir. Daha sonrasında PuPG sinyaline ait maksimum nokta yani sistolik tepesinin zaman değeri belirlenmiştir. Sistolik tepesinin zaman değeri bir kabul edilerek sinyalin sol tarafında kalan kısmın zaman değerleri 0 ile 1 arasına, sinyalin sağ tarafında kalan kısmın zaman değerleri 1 ile 0 arasına normalize edilmiştir. Zaman parametresinin normalizasyon işleminden sonra elde edilen sinyal kullanılarak PuPG dalga parametreleri belirlenirken sinyalin tepe değerinin sağ ve sol tarafında kalan kısımlarında 0.1 aralıklarla normalize zaman değerlerine karşılık gelen genlik değerleri PuPG dalga parametresi olarak kaydedilmiştir. Kaydedilen bu parametreler 5 dakikalık kayıtların içerisinde bulunan SKB ve DKB değerleri kullanılarak etiketlenmiştir.



Şekil 76. PuPG dalga parametrelerinin belirlenmesine ilişkin adımlar (a) Ön işleme adımlarından geçirilmiş bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyali, (b) PuPG sinyalinin minimum değerinin sinyalden çıkarılması, (c) PuPG sinyalinin maksimum noktasının belirlenmesi, (d) PuPG sinyalinin zamansal normalizasyonunun yapılması, (e) PuPG sinyallerinin yenilikçi dalga parametrelerinin belirlenmesi

Bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyali kullanılarak, PuPG dalga parametrelerinin belirlenmesine ilişkin gerçekleştirilen işlem adımları Şekil 76'da detaylı olarak gösterilmiştir. Yapılan tez çalışmasında kullanılan bu yenilikçi dalga parametreleri ile bir kalp döngüsüne ait her bir PuPG sinyalinden 21 parametrelilik vektörleri oluşturulmuş ve kan basıncının tahmini bu 21 parametre değeri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Burada kullanılan öznitelik parametreleri PPG esaslı çalışmalardan farklı olarak zamansal değerler yerine genlik değerlerini içermektedir. Yapılan tez çalışmasında zamansal normalizasyon işleminin kullanılması sonucunda elde edilen 21 parametrelilik vektörünün oluşturulmasında bir bakıma her kalp döngüsünde elde edilen PuPG sinyalleri için adaptif bir örnekleme frekansının kullanıldığı da söylenebilir.

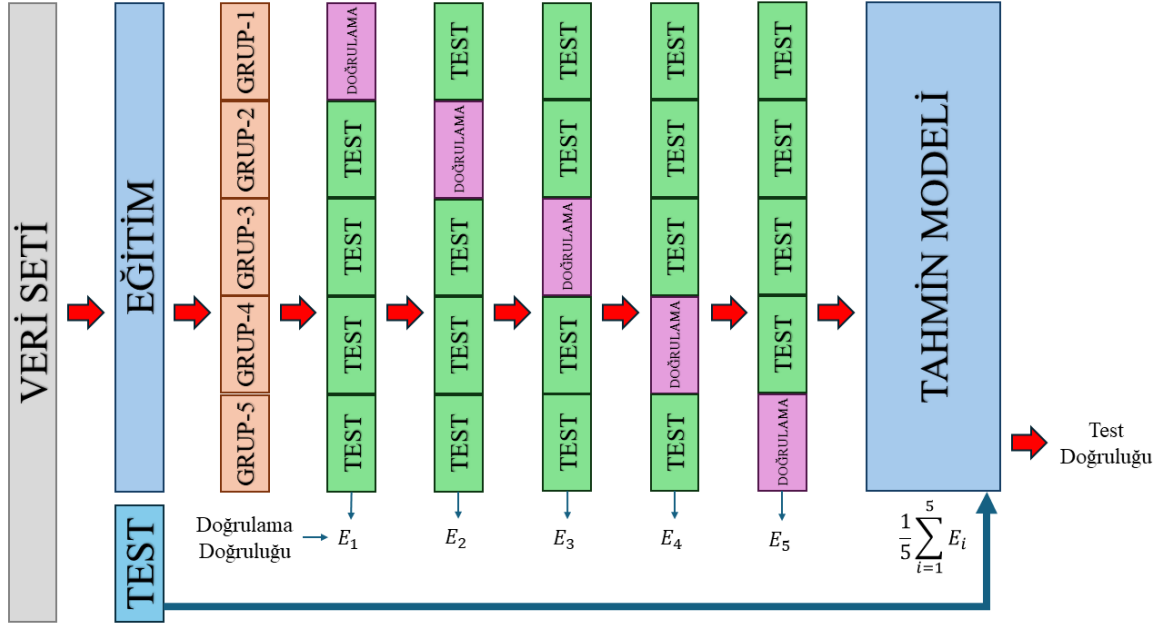
Kan basıncının belirlenmesinde yapay sinir ağları modelinin kullanıldığı uygulamalarda her PuPG sinyali için öznitelik vektörü Şekil 76'da gösterildiği üzere 21 parametreden oluşurken, regresyon modelinin kullanıldığı uygulamalarda 11 parametreden oluşan öznitelik vektörleri kullanılmıştır. Regresyon modellerinde birden fazla giriş parametresi kullanılarak bir değer tahmin edilebildiğinden dolayı SKB değerinin belirlenmesinde maksimum noktadaki değer ile solunda kalan değerler, DKB değerinin belirlenmesinde ise maksimum noktadaki değer ile sağında kalan değerler öznitelik vektörü olarak kullanılmıştır.

2.5. Kan Basıncının Regresyon Yöntemleriyle Tahmini

Tez çalışması kapsamında elde edilen üç farklı öznitelik vektörü, oluşturulan regresyon modelleri yardımıyla kan basıncının tahmininde kullanılmıştır. Regresyon modellerinde birden fazla girişe karşılık bir tek değer tahmin edilebilmesinden dolayı elde edilen bu üç farklı öznitelik vektörleri SKB ve DKB değerlerinin tahmininde kullanılmak üzere gruplandırılmıştır. Bu gruplama işlemi alt başlıklarda detaylı olarak açıklanmıştır.

Regresyon yöntemlerine bakıldığında birden fazla yöntemin olduğu görülmektedir. Ancak kan basıncının sürekli tahmini için literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde bu regresyon yöntemlerinden doğrusal regresyonun sıkça kullanıldığı görülmektedir. Bunun haricinde diğer regresyon yöntemlerinin de kan basıncının tahmininde tercih edilebilir sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu tez çalışmasında ise üç farklı öznitelik vektörünün giriş verisi olarak kullanıldığı doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemlerinin kan basıncının tahminindeki performanslarının

karşılaştırılması yapılmıştır. Regresyon modellerinin oluşturulmasında MATLAB yazılımının *Regression Learner Toolbox*'ı kullanılmıştır. Tüm regresyon modellerinin eğitiminde giriş verilerinin rastgele belirlenen %20'lik kısmı test aşamasında kullanılmak üzere eğitimin dışında tutulmuş olup aşırı öğrenmeyi engellemek ve bağımsız bir veri setinde elde edeceği sonucu değerlendirmek amacıyla çapraz doğrulama (*cross validation folds*) parametresi 5 olarak belirlenmiştir.



Şekil 77. Regresyon modellerinin eğitilmesi ve performanslarının değerlendirilmesi

Çapraz doğrulama işlemi regresyon modellerinin eğitiminde ve performans değerlendirmesinde sıkça kullanılan işlemlerden birisidir. Veri seti içerisinde %20'lik kısmın test verisi olarak ayrıldığı ve çapraz doğrulama parametresinin 5 olarak belirlendiği bu çalışmada regresyon modelinin eğitiminde sırasıyla şu adımlar gerçekleşmektedir;

- İlk olarak giriş veri seti karıştırılarak bu veri setinin %80'i eğitim aşamasında, geri kalan %20'si ise test aşamasında kullanılmak üzere iki ayrı grup oluşturulur.
- Eğitim için kullanılacak olan %80'lik kısım rastgele bir şekilde çapraz doğrulama parametresinin değeri olan 5 eşit gruba ayrılır.
- Elde edilen bu 5 eşit grubun her biri sırasıyla doğrulama veri seti olarak kullanılırken, grubun diğer kalanları eğitim veri seti olarak kullanılır.
- Oluşturulan model 4 gruptan oluşan eğitim veri seti ile eğitilir ve geriye kalan doğrulama veri seti ile performansı değerlendirilir.

- Bu işlem 5 defa tekrarlanır ve her seferinde bir grup doğrulama veri seti olarak kullanılırken diğer 4 grup eğitim veri seti olarak kullanılır.
- Tüm bu işlemlerin sonucunda 5 farklı performans değeri elde edilir ve tahmin modelinin genel performans değeri olarak da bu 5 farklı performans değerinin ortalaması hesaplanır.
- En son olarak genel veri setinin %80'i kullanılarak eğitilen modelin, test için ayrılan %20'lik kısım kullanılarak genel performansı değerlendirilir ve test doğruluğu elde edilir.

Regresyon modellerinin eğitimi ve testi aşamasında izlenen bu prosedürlerin akışı genel olarak Şekil 77'de gösterilmiştir.

2.5.1. PTT Parametresi Kullanılarak

Regresyon yöntemleri kullanılarak PTT parametresi ile SKB ve DKB değerlerinin tahmin edilmesinde PTT_a parametresi (EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyaline ait minimum nokta arasındaki zaman farkı) ve PTT_b parametresi (EKG sinyaline ait R tepesi ile PPG sinyaline ait maksimum nokta arasındaki zaman farkı) birlikte kullanılmıştır. İlk olarak geliştirilen algoritmayla birlikte eş zamanlı EKG ve PPG sinyallerini içeren veri seti kullanılarak otomatik bir şekilde PTT_a ve PTT_b parametrelerinden oluşan öznitelik vektörü oluşturulmuştur. Oluşturulan öznitelik vektörünün birinci satırı PTT_a parametrelerini, ikinci satırı ise PTT_b parametrelerini içermekte olup toplamda 16048 adet sütundan meydana gelmektedir. Bununla birlikte 16048 adet veriden oluşan iki adet dizi oluşturulmuştur. Bu dizilerden birincisi PTT parametrelerine ait SKB değerlerini içerirken, ikincisi de PTT parametrelerine ait DKB değerlerini içermektedir. Böylece öznitelik vektörü ile tahmin edilecek SKB ve DKB değerlerini içeren veri setleri hazırlanmıştır.

Regresyon modellerinin eğitilmesi için gereken tüm veri setlerinin hazırlanmasıyla birlikte MATLAB yazılımının *Regression Learner Toolbox*'ı kullanılarak regresyon modellerinin oluşturulma işlemine geçilmiştir. Regresyon modellerinde girişin birden fazla olmasına karşın sadece bir değer tahmin edilebilir olmasından dolayı PTT parametrelerini içeren öznitelik vektörü kullanılarak SKB ve DKB değerlerinin tahmini için iki farklı çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda ilk olarak SKB değerlerinin tahmini gerçekleştirilmiş olup hazırlanan öznitelik vektörü ile SKB değerlerini içeren tahmin vektörü yazılıma yüklenmiştir. Regresyon modellerinin oluşturulmasına geçmeden önce çapraz

doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak, test için kullanılacak olan veri setinin yüzdesi ise %20 olarak seçilmiştir. Bu parametre ayarları gerçekleştirildikten sonra regresyon modellerinin oluşturulmasına geçilmiştir.

Regresyon modeli olarak doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı modelin kan basıncının tahminindeki performanslarının karşılaştırılması yapılmıştır. Bu regresyon modelleri seçildikten sonra eğitim verileri kullanılarak modeller eğitilmiştir. Modeller eğitildikten sonra veri seti içerisinde rastgele ayrılan %20'lik kısım eğitilen modellere giriş olarak verilmiş ve modellerin test veri seti üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. Aynı işlemler DKB değerlerinin tahmini için de sırasıyla uygulanmıştır. DKB değerlerinin tahmininde de SKB değerlerinin tahmininde kullanılan aynı öznitelik vektörü kullanılmış olup sadece yazılımın en başında tahmin vektörü olarak DKB değerlerini içeren dizi seçilmiştir.

2.5.2. PPG Dalga Parametreleri Kullanılarak

SKB ve DKB değerlerinin PPG dalga parametreleri kullanılarak regresyon modelleri ile tahmininde ilk olarak geliştirilen algoritma yardımıyla tamamen zamansal parametrelere bağlı olan iki farklı öznitelik vektörü otomatik olarak oluşturulmuştur. SKB değerlerinin tahmini için oluşturulan öznitelik vektörü PPG sinyaline ait sistolik genişlik tarafından elde edilmekte olup yükselen kenardaki sinyallerin %10, %25, %33, %50, %66 ve %75 seviyeleri ile maksimum nokta arasındaki zaman farklarını ve sistolik yükselme süresini içeren 7 farklı parametreden oluşmaktadır. DKB değerlerinin tahmini için oluşturulan öznitelik vektörü ise PPG sinyaline ait diyastolik genişlik tarafından elde edilmekte olup düşen kenardaki sinyallerin %10, %25, %33, %50, %66 ve %75 seviyeleri ile maksimum nokta arasındaki zaman farklarını ve diyastolik düşme süresini içeren 7 farklı parametreden oluşmaktadır. 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık PPG sinyallerinin segmentasyonlarının gerçekleştirilip öznitelik değerlerinin çıkarılması sonucunda elde edilen 7 farklı parametre her PPG sinyali için bir sütuna yerleştirilmiş olup toplamda 7 satır 40522 sütundan oluşan iki farklı öznitelik vektörü elde edilmiştir. Ayrıca 40522 adet veriden oluşan iki farklı dizi oluşturulmuş olup bu dizilerden birincisi PPG dalga parametrelerine ait SKB değerlerini içerirken, ikincisi de PPG dalga parametrelerine ait DKB değerlerini içermektedir. Böylece öznitelik vektörü ile tahmin edilecek SKB ve DKB değerlerini içeren veri setleri de hazır hale getirilmiştir.

Regresyon modellerinin eğitilmesi için gereken tüm veri setlerinin hazırlanmasıyla birlikte MATLAB yazılımının *Regression Learner Toolbox*'ı kullanılarak regresyon modellerinin oluşturulma işlemine geçilmiştir. İlk olarak SKB değerlerinin tahmini gerçekleştirilmiş olup hazırlanan öznitelik vektörü ile SKB değerlerini içeren tahmin vektörü yazılıma yüklenmiştir. Regresyon modellerinin oluşturulmasına geçmeden önce çapraz doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak, test için kullanılacak olan veri setinin yüzdesi ise %20 olarak seçilmiştir.

Regresyon modeli olarak doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı modelin kan basıncının tahminindeki performanslarının karşılaştırılması yapılmıştır. Bu regresyon modelleri seçildikten sonra eğitim verileri kullanılarak modeller eğitilmiştir. Modeller eğitildikten sonra veri seti içerisinde rastgele ayrılan %20'lik kısım eğitilen modellere giriş olarak verilmiş ve modellerin test veri seti üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. SKB değerlerinin tahmini için uygulanan yukarıdaki işlemlerin aynısı DKB değerlerinin tahmini için de sırasıyla uygulanmıştır. DKB değerlerinin tahmininde DKB değerinin tahmininde kullanılmak üzere oluşturulan öznitelik vektörü ile DKB değerlerini içeren dizi tahmin vektörü olarak seçilmiştir.

2.5.3. PuPG Dalga Parametreleri Kullanılarak

Yapılan tez çalışmasında SKB ve DKB değerlerinin yenilikçi PuPG dalga parametreleri kullanılarak regresyon modelleri ile tahmininde ilk olarak geliştirilen algoritma yardımıyla iki farklı öznitelik vektörü otomatik olarak oluşturulmuştur. Zamansal olarak normalize edilen PuPG sinyallerinin maksimum noktadaki değer ile solunda kalan değerler SKB değerlerinin tahmininde, PuPG sinyallerinin maksimum noktadaki değer ile sağında kalan değerler ise DKB değerlerinin tahmininde öznitelik vektörü olarak kullanılmış olup iki öznitelik vektörü de toplamda 11 farklı parametreden oluşmaktadır. 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık PuPG sinyallerinin segmentasyonlarının gerçekleştirilip öznitelik değerlerinin çıkarılması sonucunda elde edilen 11 farklı parametre her PuPG sinyali için bir sütuna yerleştirilmiş olup toplamda 11 satır 27635 sütundan oluşan iki farklı öznitelik vektörü elde edilmiştir. Ayrıca 27635 adet veriden oluşan iki farklı dizi oluşturulmuş olup bu dizilerden birincisi PuPG dalga parametrelerine ait SKB değerlerini içerirken, ikincisi de PuPG dalga parametrelerine ait DKB değerlerini içermektedir. Böylece

öznitelik vektörü ile tahmin edilecek SKB ve DKB değerlerini içeren veri setleri de hazır hale getirilmiştir.

Regresyon modellerinin eğitilmesi için gereken tüm veri setlerinin hazırlanmasıyla birlikte MATLAB yazılımının *Regression Learner Toolbox*'ı kullanılarak regresyon modellerinin oluşturulma işlemine geçilmiştir. İlk olarak SKB değerlerinin tahmini gerçekleştirilmiş olup hazırlanan öznitelik vektörü ile SKB değerlerini içeren tahmin vektörü yazılıma yüklenmiştir. Regresyon modellerinin oluşturulmasına geçmeden önce çapraz doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak, test için kullanılacak olan veri setinin yüzdesi ise %20 olarak seçilmiştir.

Regresyon modeli olarak doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı modelin kan basıncının tahminindeki performanslarının karşılaştırılması yapılmıştır. Bu regresyon modelleri seçildikten sonra eğitim verileri kullanılarak modeller eğitilmiştir. Modeller eğitildikten sonra veri seti içerisinden rastgele ayrılan %20'lik kısım eğitilen modellere giriş olarak verilmiş ve modellerin test veri seti üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. SKB değerlerinin tahmini için uygulanan yukarıdaki işlemlerin aynısı DKB değerlerinin tahmini için de sırasıyla uygulanmıştır. DKB değerlerinin tahmininde DKB değerinin tahmininde kullanılmak üzere oluşturulan öznitelik vektörü ile DKB değerlerini içeren dizi tahmin vektörü olarak seçilmiştir.

2.6. Kan Basıncının Yapay Sinir Ağları Modeliyle Tahmini

Tez çalışması kapsamında elde edilen üç farklı öznitelik vektörü, yine literatürde kan basıncının tahmininde sıkça kullanılan bir yöntem olan YSA modeli ile SKB ve DKB değerlerinin tahmininde kullanılmıştır. Regresyon yöntemleri ile karşılaştırıldığında YSA modelleri birden fazla giriş verisine karşı, birden fazla çıkış üretebilmeleri sayesinde bu çalışmada SKB ve DKB değerlerinin tahmin edilmesinde iki ayrı öznitelik vektörü yerine tüm parametreler tek bir öznitelik vektöründe toplanarak YSA modeline giriş verisi olarak verilmiştir. YSA modeli kullanarak kan basıncının tahmini üzerine yapılan çalışmalarda öznitelik olarak yine PTT parametresi, PPG dalga parametreleri ve PuPG dalga parametreleri kullanılmıştır. Ayrıca her öznitelik vektörünün giriş verisi olarak kullanıldığı YSA modellerinin oluşturulmasında farklı katman sayılarının ve her katmandaki farklı nöron sayılarının da kan basıncının tahminindeki performansları değerlendirilmiştir.

2.6.1. PTT Parametresi Kullanılarak

Bu çalışmada farklı sayıda gizli katman ve nörona sahip olan YSA modellerinin PTT parametresinin giriş verisi olarak kullanılması durumunda kan basıncının tahmini açısından performansları değerlendirilmiştir. Geliştirilen algoritma yardımı ile 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık eş zamanlı EKG ve PPG sinyalleri kullanılarak PTT_a ve PTT_b parametreleri olmak üzere toplamda 2 giriş parametresinden oluşan 16048 adet öznitelik vektörü otomatik olarak oluşturulmuştur. Bununla birlikte SKB ve DKB değerlerini birlikte barındıran ve 16048 adet veriden oluşan tahmin matrisi de geliştirilen algoritma yardımı ile oluşturulmuştur.

Giriş verisinin ve tahmin matrisinin oluşturulmasının ardından YSA modellerinin eğitimi aşamasına geçilmiştir. Giriş verisinin %80'i YSA modelinin eğitimi için, %20'si ise eğitilen YSA modelinin testi için rastgele ayrılmıştır. YSA modelinin eğitimi için ayrılan %80 giriş verisinin ise yine rasgele olacak şekilde %70'i eğitim, %15'i doğrulama ve %15'i de test için tekrardan ayrılmıştır. YSA modelinin eğitiminde hızlı sonuç elde edilebilen Levenberg-Marquardt algoritması tercih edilmiştir. YSA modelinin gizli katman ve nöron sayısına bağlı olarak performansının değerlendirilmesi açısından Tablo 3'te verilen yapılar oluşturularak bu modellerin PTT parametresi ile kan basıncını tahmin edebilme performansları ölçülmüştür.

Tablo 3. PTT parametresinin kan basıncının tahmininde kullanıldığı YSA modellerine ait gizli katman ve nöron sayıları

Gizli Katman Sayısı	1. Katman Nöron Sayısı	2. Katman Nöron Sayısı
1	10	-
1	20	-
1	25	-
2	10	5
2	20	10
2	25	15

Oluşturulan YSA modeli 2 girişten ve 2 çıkıştan oluşmaktadır. Eğitilen YSA modellerinin performansları MSE parametresi kullanılarak değerlendirilmiştir. YSA modellerinin eğitimi aşamasında maksimum dönem (epoch) sayısı 1000 olarak seçilmiştir. Bu parametre YSA modelinin eğitiminin maksimum 1000 iterasyon sonra durdurulacağını göstermektedir. YSA modelinin eğitiminde kullanılan diğer bir parametre ise maksimum başarısızlık parametresi olup bu çalışmada 20 olarak seçilmiştir. Bu parametre ise YSA

modelinin eğitimi esnasında her bir dönemde elde edilen doğrulama başarısının bir öncekinden kötü olma durumu göstermektedir. Yani YSA modeli eğitilirken 20 dönem boyunca doğrulama başarısı hep kötüye giderse YSA modelinin eğitimi bitirilecek ve kötüye gitmenin başladığı nokta tahmin modeli olarak kabul edilecektir. Son olarak YSA modelinin eğitimi aşamasında minimum performans eğimini gösteren minimum gradyan parametresi ise 10^{-9} olarak belirlenmiştir. Bu parametre ise iki dönüm arasındaki performansın karşılaştırılmasını göstermekte olup bu parametrenin çok küçük değerlere gelmesi durumunda devam eden eğitimin önemli seviyelerde iyileştirme üretemeyeceğini göstermektedir. YSA modelinin eğitiminde kullanılan diğer parametreler ise MATLAB programının varsayılan değerlerinde kullanılmıştır.

2.6.2. PPG Dalga Parametreleri Kullanılarak

Bu çalışmada farklı sayıda gizli katman ve nörona sahip olan YSA modellerinin PPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanılması durumunda kan basıncının tahmini açısından performansları değerlendirilmiştir. Geliştirilen algoritma yardımı ile 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık PPG sinyalleri kullanılarak PPG sinyaline ait sistolik ve diyastolik genişlik taraflarından elde edilen %10, %25, %33, %50, %66 ve %75 seviyeleri ile maksimum nokta arasındaki zaman farklarını, sistolik ve diyastolik düşme sürelerini içeren toplamda 14 giriş parametresinden oluşan 40522 adet öznitelik vektörü otomatik olarak oluşturulmuştur. Bununla birlikte SKB ve DKB değerlerini birlikte barındıran ve 40522 adet veriden oluşan tahmin matrisi de geliştirilen algoritma yardımı ile oluşturulmuştur.

Giriş verisinin ve tahmin matrisinin oluşturulmasının ardından YSA modellerinin eğitimi aşamasına geçilmiş olup eğitim ve test aşamalarında kullanılan veriler PTT parametresinin kullanıldığı çalışmada olduğu gibi %80 ve %20 oranlarında sırasıyla eğitim ve test için ayrılmıştır. Eğitim aşamasında kullanılan verilerde yine PTT parametresinin kullanıldığı çalışmada olduğu gibi eğitim, doğrulama ve test aşamaları için sırasıyla %70, %15 ve %15 oranlarında rastgele ayrılmıştır. YSA modelinin eğitilmesinde bu çalışmada da Levenberg-Marquardt algoritması tercih edilmiş olup Tablo 3'te verilen gizli katman ve nöron sayısına bağlı olarak PPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı YSA modelinin kan basıncının tahminindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu çalışma kapsamında oluşturulan YSA modelleri 14 girişten ve 2 çıkıştan oluşmaktadır. Ayrıca

eğitilen YSA modellerinin performansları MSE parametresi kullanılarak değerlendirilmiş olup PTT parametresinin kullanıldığı çalışmada olduğu gibi dönüm değeri 1000, maksimum başarısızlık parametresi 20, minimum gradyan parametresi ise 10^{-9} olarak belirlenmiştir. YSA modelinin eğitiminde kullanılan diğer parametreler ise MATLAB programının varsayılan değerlerinde kullanılmıştır.

2.6.3. PuPG Dalga Parametreleri Kullanılarak

Bu çalışmada farklı sayıda gizli katman ve nörona sahip olan YSA modellerinin PuPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanılması durumunda kan basıncının tahmini açısından performansları değerlendirilmiştir. Geliştirilen algoritma yardımıyla 121 kayıt içerisinde yer alan 5 dakikalık PuPG sinyalleri kullanılarak çıkarılan ve daha önceki başlıklarda detayları gösterilen toplamda 21 farklı giriş parametresinden oluşan 27635 adet öznitelik vektörü otomatik olarak oluşturulmuştur. Bununla birlikte öznitelik vektörüne ait SKB ve DKB değerlerini birlikte barındıran ve 27635 adet veriden oluşan tahmin matrisi de geliştirilen algoritma yardımı ile oluşturulmuştur.

Giriş verisinin ve tahmin matrisinin oluşturulmasının ardından YSA modellerinin eğitimi aşamasına geçilmiş olup eğitim ve test aşamalarında kullanılan veriler daha önce yapılan çalışmalarda gibi %80 ve %20 oranlarında sırasıyla eğitim ve test için ayrılmıştır. Eğitim aşamasında kullanılan veriler de eğitim, doğrulama ve test aşamaları için sırasıyla %70, %15 ve %15 oranlarında rastgele ayrılmıştır. YSA modelinin eğitilmesinde bu çalışmada da Levenberg-Marquardt algoritması tercih edilmiş olup Tablo 3'te verilen gizli katman ve nöron sayısına bağlı olarak PuPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı YSA modelinin kan basıncının tahminindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu çalışma kapsamında oluşturulan YSA modelleri 21 girişten ve 2 çıkıştan oluşmaktadır. Ayrıca eğitilen YSA modellerinin performansları MSE parametresi kullanılarak değerlendirilmiş olup dönüm değeri 1000, maksimum başarısızlık parametresi 20, minimum gradyan parametresi ise 10^{-9} olarak belirlenmiştir. YSA modelinin eğitiminde kullanılan diğer parametreler ise MATLAB programının varsayılan değerlerinde kullanılmıştır.

2.7. Geliştirilen Sistemin Gerçek Zamanlı Uygulaması

PTT parametrelerinin, PPG dalga parametrelerinin ve PuPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı, tahmin modeli olarak da çeşitli regresyon ve YSA

modellerinin kullanıldığı bu tez çalışmasında kan basıncının tahmini açısından tüm modellerin ve giriş verilerinin performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca tüm veri setinde kullanılan tüm verilerin geliştirilen donanım ve yazılım yardımıyla elde edilmesinin bir avantajı olarak geliştirilen sistemin gerçek zamanlı uygulaması da mümkün hale gelmiştir. Bu kapsamda yapılan bu tez çalışmasında belirlenen bir öznitelik vektörü kullanılarak daha önceden oluşturulan veri seti ile eğitilmiş bir tahmin modeli yardımıyla SKB ve DKB değerlerinin tahmini için gerçek zamanlı bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

2.7.1. Tercih Edilen Öznitelik Vektörleri

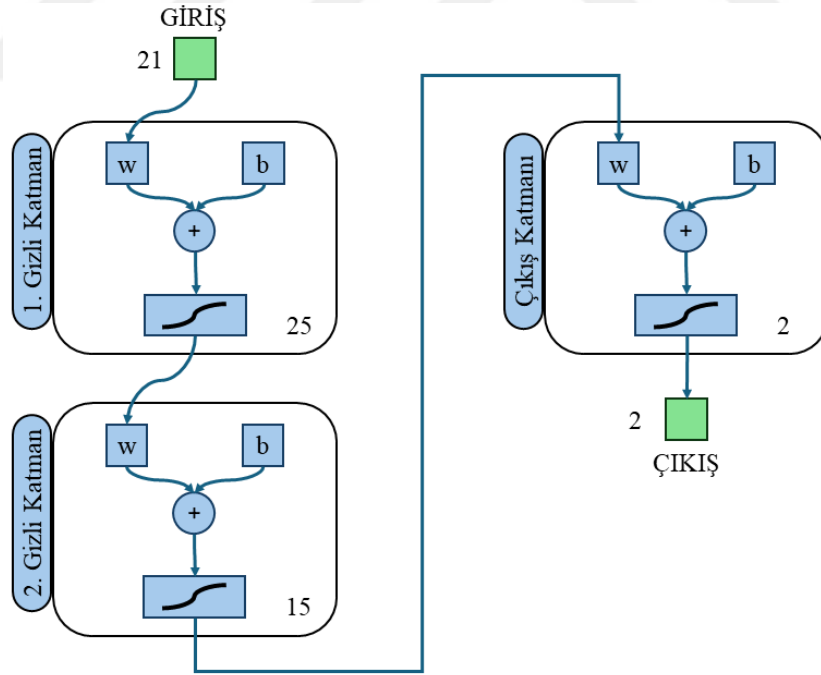
Yapılan tez çalışması kapsamında PTT parametreleri, PPG dalga parametreleri ve PuPG dalga parametreleri olmak üzere üç farklı öznitelik vektörünün kan basıncının tahminindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu üç öznitelik vektöründen PTT parametrelerini ve PPG dalga parametrelerini içeren çalışmalar literatürde daha önceden yapılmış çalışmalar olup geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan yeni veri seti üzerinde bu parametrelerin performansı değerlendirilmiştir. Üçüncü öznitelik vektörü olan PuPG dalga parametreleri ise bu tez çalışmasında sunulan yenilikçi bir yöntem olmakla birlikte yine tez çalışmaları kapsamında geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan veri seti kullanılarak kan basıncının tahminindeki performansları değerlendirilmiştir. Geliştirilen sistemin gerçek zamanlı kan basıncı tahmini uygulamasında ise hem yüksek test doğruluğuna sahip olması nedeniyle hem de öznitelik vektörü açısından daha önce literatürde kullanılmamış yenilikçi bir yöntem olması nedeniyle PuPG dalga parametreleri tercih edilmiştir. Geliştirilen gerçek zamanlı uygulama çalışmasında gerçek zamanlı olarak elde edilen PuPG sinyallerinin gerçek zamanlı segmentasyonları yapılarak elde edilen bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyalleri kullanılarak 21 farklı giriş parametresi hesaplanmış olup hesaplanan bu 21 farklı giriş parametresi, yani öznitelik vektörü, tercih edilen tahmin modelinin girişine uygulanmıştır.

PuPG sinyallerinin gerçek zamanlı segmentasyonlarının yapılmasında 3 saniye süreyle PuPG sinyalleri toplanmıştır. 3 saniyelik kayıt sonrasında elde edilen PuPG sinyalinin segmentasyonu yapılarak elde edilen PuPG sinyallerinin birbirleri ile olan korelasyonları incelenerek sinyalin sağlıklı bir sinyal olup olmadıkları değerlendirilmiştir. 3 saniyelik sinyal kullanılarak elde edilen PuPG sinyallerinin sağlıklı olma durumları değerlendirilirken en az iki kalp döngüsünün olması, tüm kalp döngülerine ait PuPG sinyalleri arasındaki

korelasyon katsayılarının 0.9'dan büyük olması, tüm kalp döngülerine ait PuPG sinyallerinin periyodunun 0.5 saniye ile 1.5 saniye arasında olması ve yine kalp döngülerine ait PuPG sinyallerinin genliğinin 0.16V değerinden büyük olması durumunda bu 3 saniyelik kayıt sağlıklı kabul edilerek kan basıncının tahmini için kullanılabilir bir PuPG sinyali olarak değerlendirilmiştir.

2.7.2. Tercih Edilen Tahmin Modeli

Geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulan veri seti kullanılarak birçok regresyon ve YSA modelleri kan basıncının tahmini için eğitilmiştir. Eğitilen bu modeller daha önceden kaydı yapılmış veriler kullanılarak elde edilen üç farklı öznitelik vektörü üzerinden test edilmiş olup performansları değerlendirilmiştir. Yapılan bu tez çalışmasında yüksek doğruluğu ve yenilikçi yönü nedeniyle PuPG dalga parametreleri öznitelik vektörü olarak tercih edilmiş olup bu gerçek zamanlı olarak elde edilen bu öznitelik vektörleri kan basıncının gerçek zamanlı tahmininde kullanılmıştır.



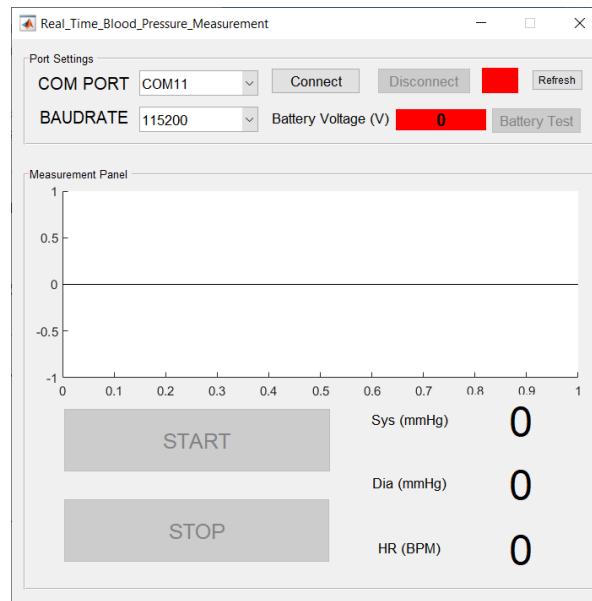
Şekil 78. Gerçek zamanlı kan basıncı tahmininde kullanılan YSA modelinin yapısı

PuPG dalga parametrelerinin öznitelik vektörü olarak kullanıldığı regresyon ve YSA olmak üzere iki farklı tahmin modeli üzerine çalışma gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmalar sonucunda hem test doğruluğunun yüksek olması hem de tüm öznitelik vektörünün tek bir

matris içerisinde giriş verisi olarak verilmesine karşın iki farklı çıkış değeri olan SKB ve DKB değerlerinin aynı anda elde edilebildiği YSA modeli gerçek zamanlı uygulamada tahmin modeli olarak tercih edilmiştir. Böylece gerçek zamanlı olarak elde edilen bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyalleri kullanılarak çıkarılan 21 elemanlı öznitelik vektörü YSA modeline uygulanarak SKB ve DKB değerlerinin tahmini aynı anda gerçekleştirilmiştir. Gerçek zamanlı kan basıncının tahmini üzerine yapılan bu çalışmada Şekil 78’de yapısı verilen 21 girişe, 25 nöronlu birinci gizli katmana, 15 nöronlu ikinci gizli katmana ve 2 çıkışa sahip olan YSA modeli kullanılmış olup bu model 121 kayıttan oluşan 5 dakikalık PuPG sinyalleri kullanılarak eğitilmiştir.

2.7.3. Geliştirilen Grafik Arayüzü

Tez kapsamında kan basıncının tahmini üzerine yapılan tüm çalışmalar sonucunda PuPG dalga parametreleri kullanılarak eğitilen YSA tahmin modeli ile SKB ve DKB değerlerinin tahmini geliştirilen sistem yardımıyla gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda PuPG sinyallerini gerçek zamanlı olarak elde edip, gerçek zamanlı olarak segmentasyonunu gerçekleştiren, yine gerçek zamanlı olarak segmentasyonu yapılan PuPG sinyallerinden öznitelik vektörlerini çıkaran ve bu öznitelik vektörlerini eğitilen YSA modeline uygulayarak SKB ve DKB değerlerini elde eden bir arayüz MATLAB GUI kullanılarak hazırlanmıştır.



Şekil 79. Gerçek zamanlı kan basıncı tahmini için hazırlanan grafik arayüzü

Şekil 79’da hazırlanan grafik arayüzü, PuPG dalga parametreleri kullanılarak eğitilen YSA modelini içeren gerçek zamanlı kan basıncı tahmini gerçekleştiren bir uygulama olarak tasarlanmıştır. Bu kapsamda kan basıncının tahmini için PuPG dalga parametrelerinin kullanıldığı çalışmada izlenen tüm adımlar bu uygulama sayesinde gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilmiştir. Bunun için geliştirilen sensör sisteminin gömülü sistem yazılımı tarafında da birkaç revizyon yapılmıştır. Uygulamada ilk olarak *Port Settings* paneli yardımıyla geliştirilen sistem ile bağlantının gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Port ayarlarının doğru bir şekilde yapılıp bağlantının sağlıklı bir şekilde sağlanmasından sonra kan basıncının ölçümüne geçilebilmektedir. Gerçek zamanlı kan basıncının ölçümü başlatılmadan önce piezoelektrik tabanlı sensör sistemi kişi üzerine daha önceden de anlatıldığı gibi doğru bir şekilde yerleştirilmelidir. Piezoelektrik tabanlı sensör sisteminin kan basıncı ölçümü yapılacak olan kişi üzerindeki yerleşimi tamamlandıktan sonra *START* butonu ile gerçek zamanlı kan basıncı ölçümü işlemi başlatılabilmektedir. Şekil 80’de geliştirilen sistem ile yapılan gerçek zamanlı bir uygulamanın görüntüsü verilmiştir.



Şekil 80. Gerçek zamanlı kan basıncı tahmini uygulaması

Şekil 80’de gösterilen uygulamada geleneksel manşonlu bir sistemle yapılan ölçümlerde SKB değeri 115 mmHg, DKB değeri 76 mmHg olarak ölçülen bir kişinin gerçek zamanlı kan basıncı ölçümü gerçekleştirilmiştir. Grafik arayüzünde gösterilen sinyal gerçek zamanlı olarak elde edilen PuPG sinyalinin yine gerçek zamanlı segmentasyonunun yapılması sonucunda elde edilen bir kalp döngüsüne ait PuPG sinyalini göstermektedir.

PuPG sinyalinin y eksenini ADC tarafından okunan ham veriyi göstermekte olup gerekli dönüşüm ve önışleme adımları arka tarafta gerçekleştirilmiştir. Gerekli dönüşüm ve önışleme adımları gerçekleştirilen sinyal kullanılarak elde edilen öznitelik vektörü eğitilen YSA modeline uygulanmış olup SKB değeri 110 mmHg, DKB değeri ise 76 mmHg olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca yine gerçek zamanlı PuPG sinyallerinin tepe değeri kullanılarak kişiye ait nabız bilgisi de 81 olarak belirlenmiştir. Yapılan uygulamanın uzun zamanlı ölçüm sonuçları ise ilerleyen başlıklarda detaylı olarak verilecektir.



3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tez çalışmasının bu bölümünde elde edilen PTT parametreleri, PPG dalga parametreleri ve PuPG dalga parametreleri kullanılarak regresyon ve YSA modelleri ile yapılan kan basıncı tahmini çalışmalarının sonuçları detaylı olarak verilmiştir. Ayrıca tez çalışması kapsamında yapılan bu çalışmalar kan basıncı tahmininde kullanılan öznitelik vektörleri kapsamında literatürde yapılan çalışmalarla da karşılaştırılmıştır. Yenilikçi bir yöntem olarak sunulan PuPG dalga parametreleri kullanılarak daha önceden eğitilen YSA modeli ile gerçekleştirilen gerçek zamanlı kan basıncı ölçüm sisteminin performansı da bu tez başlığı altında detaylı olarak incelenmiştir. Son olarak tez çalışması kapsamında yapılan tüm çalışmaların genel bir karşılaştırması yapılarak kan basıncının sürekli olarak takibinde kullanılan yöntemler birbirleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

3.1. PTT Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi

Geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak oluşturulan veri seti içerisindeki eş zamanlı EKG ve PPG sinyalleri ile elde edilen PTT parametrelerinin kan basıncındaki başarısı yapılan tez çalışması kapsamında regresyon ve YSA modelleri yardımıyla değerlendirilmiştir. PTT parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Ayrıca yine PTT parametresinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları da alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Yeni bir veri seti kullanılarak yapılan bu çalışmanın sonuçları daha sonrasında literatürdeki diğer PTT tabanlı çalışmalarla karşılaştırılmıştır.

3.1.1. Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada PTT parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı model ile değerlendirilmiştir. Eğitilen regresyon modellerinin performansı çapraz doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak

seçilen regresyon modelindeki doğrulama verileri üzerinden değerlendirilmiş olup daha sonrasında test için rastgele bir şekilde ayrılan tüm veri setinin %20'lik kısmı ile test edilerek regresyon modellerinin test verileri üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu kapsamda PTT parametreleri kullanılarak regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmin çalışmalarının sonucu Tablo 4'te verilmiştir. Regresyon modellerinin performans değerlendirmeleri RMSE ölçütü kullanılarak yapılmıştır. Ayrıca diğer bir performans ölçütü olarak tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren korelasyon katsayıları da regresyon modellerinin performanslarının bir ölçütü olarak verilmiştir.

Tablo 4. PTT parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları

Algoritma Türü	KB	Doğrulama		Test	
		RMSE (mmHg)	Korelasyon	RMSE (mmHg)	Korelasyon
Doğrusal Regresyon	SKB	15.391	0.037	15.252	0.041
	DKB	7.911	0.05	7.973	0.04
Bagged Trees Regresyon	SKB	12.645	0.35	12.626	0.343
	DKB	7.013	0.254	7.016	0.256
Medium Tree Regresyon	SKB	12.968	0.316	12.945	0.309
	DKB	7.161	0.222	7.13	0.232
Coarse Tree Regresyon	SKB	12.631	0.351	12.549	0.351
	DKB	7.017	0.253	7.028	0.253
Fine Tree Regresyon	SKB	13.794	0.226	13.834	0.211
	DKB	7.58	0.128	6.684	0.108
Boosted Trees Regresyon	SKB	13.763	0.23	13.621	0.235
	DKB	7.757	0.087	7.775	0.087

Tablo 4'te verilen sonuçlar incelendiğinde SKB değerlerinin PTT parametreleri ile tahmininde hem doğrulama verileri üzerinde hem de test verileri üzerinde en iyi sonucu veren modelin coarse tree regresyon modeli olduğu görülmektedir. Coarse tree regresyon modelinde doğrulama veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 12.631 mmHg, test veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası ise 12.549 mmHg olarak belirlenmiştir. DKB değerlerinin PTT parametreleri ile tahmininde ise hem doğrulama verileri üzerinde hem de test verileri üzerinde en iyi sonucu veren modelin bagged trees regresyon modeli olduğu görülmüştür. Bagged trees regresyon modelinde ise doğrulama veri seti için DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 7.013 mmHg, test veri seti için DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası ise 7.016 mmHg olarak hesaplanmıştır.

3.1.2. Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada PTT parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları farklı sayıda gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri ile değerlendirilmiştir. Her biri iki parametreden oluşan 16048 adet öznitelik vektörünün ilk olarak rastgele olacak şekilde %20'lik kısmı test aşamasında kullanılmak üzere ayrılmıştır. Geriye kalan %80'lik kısmı ise YSA modelinin eğitiminde ve performans değerlendirmesinde kullanılmak üzere %70'i eğitim için, %15'i doğrulama için ve geriye kalan %15'i de test için tekrardan ayrılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak eğitimi gerçekleştirilen YSA modellerinin kan basıncı tahminindeki performans sonuçları Tablo 5'te verilmiştir. Tablo 5'te verilen RMSE, ME ve STD değerleri gerçek kan basıncı değerleri ile tahmin edilen kan basıncı değerleri arasındaki fark kullanılarak hesaplanmıştır.

Tablo 5. PTT parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları

1. Gizli Katman Nöron Sayısı	2. Gizli Katman Nöron Sayısı	Dönüm (Epoch)	KB	Eğitim (%80)			Test (%20)		
				RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD	RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD
10	-	73	SKB	12.813	-0.151	12.812	12.567	0.001	12.568
			DKB	7.319	-0.054	7.319	7.423	0.034	7.424
20	-	140	SKB	12.633	0.001	12.633	12.731	-0.32	12.729
			DKB	7.132	-0.035	7.132	7.239	0.083	7.24
25	-	57	SKB	12.589	0.129	12.588	12.517	0.07	12.519
			DKB	7.028	-0.007	7.028	7.043	-0.071	7.044
10	5	217	SKB	12.294	0.085	12.295	12.219	0.012	12.221
			DKB	7.037	0.079	7.039	6.953	0.054	6.954
20	10	46	SKB	12.212	0.13	12.211	12.221	0.725	12.202
			DKB	6.924	0.019	6.924	7.042	0.092	7.043
25	15	68	SKB	12.084	0.084	12.085	12.175	0.421	12.169
			DKB	6.767	0.1	6.767	7.02	0.177	7.019

Tablo 5'te verilen YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları karşılaştırıldığında RMSE parametresi kapsamında en iyi sonucun sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edildiği görülmektedir. PTT parametresine ait 16048 adet giriş verisinin %80'lik kısmı ile yapılan eğitim sonucunda sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modeli eğitilmiş olup SKB değerlerinin tahmininde 12.084 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.084 mmHg ME hatası ve 12.085 mmHg STD değeri elde edilmiştir. Aynı eğitim verisinde DKB değerlerinin tahmininde ise 6.767 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.1 mmHg ME hatası ve 6.767 mmHg STD değeri elde edilmiştir.

YSA modelinin eğitiminin dışında tutulan 16048 adet giriş verisinin %20'lik kısmı ise eğitimi tamamlanan YSA modeli için test verisi olarak kullanılmış olup eğitilen YSA modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda SKB değerlerinin tahmininde 12.175 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.421 mmHg ME hatası ve 12.169 mmHg STD değeri, DKB değerlerinin tahmininde ise 7.02 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.177 mmHg ME hatası ve 7.019 mmHg STD değeri elde edilmiştir.

3.1.3. Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması

PTT parametresinin giriş verisi olarak kullanıldığı kan basıncı tahmin çalışmalarında regresyon ve YSA modelleri tahmin modeli olarak kullanılmış olup en iyi sonuç sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edilmiştir. Tez çalışmasının bu bölümünde ise PTT parametresi kullanılarak elde edilen bu sonucun literatürdeki diğer PTT parametresine dayalı çalışmalar ile karşılaştırması yapılmıştır. Bu kapsamda literatür ile yapılan karşılaştırma çalışması Tablo 6'da verilmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda tahmin modellerinin performansları ölçülürken farklı parametre değerleri kullanılmış olup bu çalışmanın diğer çalışmalarla karşılaştırılabilmesi için tüm parametreler hesaplanmıştır.

Tablo 6. Literatürde yapılan PTT parametresine dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması

Yazar	Hata (mmHg)							
	ME		MAE		RMSE		STD	
	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB
Poon ve Zhang (2006)	0.6	0.9	-	-	-	-	9.8	5.6
Kachuee vd. (2015)	-	-	11.17	5.35	-	-	10.09	6.14
Kachuee vd. (2016)	-	-	12.38	6.34	-	-	16.17	8.45
Ghosh vd. (2016)	0.07	-2.1	-	-	-	-	5.7	7.3
Ding vd. (2017)	1.17	0.4	-	-	-	-	5.72	7.11
Tanveer ve Hasan (2019)	-	-	0.93	0.52	-	-	-	-
Sharifi vd. (2019)	-0.29	-0.09	7.83	4.86	-	-	9.1	5.21
Thambiraj vd. (2020)	-	-	14.14	10.58	18.18	13.73	-	-
Bu tez çalışması	0.421	0.177	9.419	5.181	12.175	7.02	12.169	7.019

Tablo 6’da verilen değerler karşılaştırıldığında literatürdeki PTT parametresine dayalı kan basıncı tahmini üzerine yapılan çalışmalara göre bu tez kapsamında yapılan PTT parametresine dayalı çalışmanın oldukça iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. ME hata parametresi tahmin modellerinin performansının değerlendirilmesinde çok gerçekçi bir parametre olmamasına rağmen literatürdeki çalışmalar sıklıkla kullanılmaktadır. MAE hata parametresi bakımından literatürde yapılan çalışmalar karşılaştırıldığında tez çalışması kapsamında elde edilen sonuçların tatmin edici seviyede iyi oldukları görülmektedir.

3.2. PPG Dalga Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi

Geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak oluşturulan veri seti içerisindeki PPG sinyalleri ile elde edilen PPG dalga parametrelerinin kan basıncındaki başarısı yapılan tez çalışması kapsamında regresyon ve YSA modelleri yardımıyla değerlendirilmiştir. PPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Ayrıca yine PPG dalga parametresinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları da alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Yeni bir veri seti kullanılarak yapılan bu çalışmanın sonuçları daha sonrasında literatürdeki diğer PPG tabanlı çalışmalarla karşılaştırılmıştır.

3.2.1. Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada PPG dalga parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı regresyon modeli ile değerlendirilmiştir. Eğitilen regresyon modellerinin performansı çapraz doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak seçilen regresyon modelindeki doğrulama verileri üzerinden değerlendirilmiş olup daha sonrasında test için rastgele bir şekilde ayrılan tüm veri setinin %20’lik kısmı ile test edilerek regresyon modellerinin test verileri üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu kapsamda PPG dalga parametreleri kullanılarak regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmin çalışmalarının sonucu Tablo 7’de verilmiştir. Regresyon modellerinin performans değerlendirmeleri RMSE ölçütü kullanılarak yapılmıştır. Ayrıca diğer bir performans ölçütü olarak tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki

ilişkiyi gösteren korelasyon katsayıları da regresyon modellerinin performanslarının bir ölçütü olarak verilmiştir.

Tablo 7. PPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları

Algoritma Türü	KB	Doğrulama		Test	
		RMSE (mmHg)	Korelasyon	RMSE (mmHg)	Korelasyon
Doğrusal Regresyon	SKB	14.981	0.033	15.037	0.038
	DKB	8.14	0.085	8.122	0.088
Bagged Trees Regresyon	SKB	12.444	0.333	12.466	0.339
	DKB	5.466	0.587	5.403	0.596
Medium Tree Regresyon	SKB	13.529	0.211	12.466	0.339
	DKB	6.424	0.43	6.286	0.454
Coarse Tree Regresyon	SKB	13.353	0.232	13.306	0.247
	DKB	6.446	0.426	6.308	0.45
Fine Tree Regresyon	SKB	14.383	0.109	14.199	0.143
	DKB	6.772	0.366	6.586	0.4
Boosted Trees Regresyon	SKB	14.734	0.065	14.79	0.07
	DKB	7.79	0.162	7.777	0.164

Tablo 7’de verilen sonuçlar incelendiğinde SKB ve DKB değerlerinin PPG dalga parametreleri ile tahmininde hem doğrulama verileri üzerinde hem de test verileri üzerinde en iyi sonucu veren modelin bagged trees regresyon modeli olduğu görülmektedir. Bagged trees regresyon modelinde doğrulama veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 12.444 mmHg, test veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası ise 12.466 mmHg olarak belirlenmiştir. Aynı tahmin modelinde DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 5.466 mmHg, test veri seti için DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 5.403 mmHg olarak belirlenmiştir.

3.2.2. Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada PPG dalga parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları farklı sayıda gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri ile değerlendirilmiştir. Her biri 14 parametreden oluşan 40522 adet öznitelik vektörünün ilk olarak rastgele olacak şekilde %20’lik kısmı test aşamasında kullanılmak üzere ayrılmıştır. Geriye kalan %80’lik kısmı ise YSA modelinin eğitiminde ve performans değerlendirmesinde kullanılmak üzere %70’i eğitim için, %15’i doğrulama için ve geriye kalan %15’i de test için tekrardan

ayrılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak eğitimi gerçekleştirilen YSA modellerinin kan basıncı tahminindeki performans sonuçları Tablo 8’de verilmiş olup verilen RMSE, ME ve STD değerleri gerçek kan basıncı değerleri ile tahmin edilen kan basıncı değerleri arasındaki fark kullanılarak hesaplanmıştır.

Tablo 8. PPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları

1. Gizli Katman Nöron Sayısı	2. Gizli Katman Nöron Sayısı	Dönüm (Epoch)	KB	Eğitim (%80)			Test (%20)		
				RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD	RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD
10	-	279	SKB	9.94	0.135	9.939	10.132	0.155	10.131
			DKB	7.211	-0.012	7.211	7.326	-0.058	7.326
20	-	222	SKB	9.484	0.171	9.482	9.695	-0.042	9.695
			DKB	6.717	0.023	6.717	6.867	-0.02	6.867
25	-	195	SKB	9.227	0.155	9.226	9.469	0.13	9.468
			DKB	6.574	-0.014	6.575	6.678	0.113	6.678
10	5	173	SKB	9.325	0.16	9.324	9.494	0.219	9.492
			DKB	6.929	0.034	6.929	6.987	0.036	6.987
20	10	230	SKB	8.454	0.074	8.454	8.759	0.216	8.757
			DKB	6.027	0.003	6.026	6.154	0.022	6.154
25	15	141	SKB	7.906	0.142	7.904	8.354	0.09	8.354
			DKB	5.622	0.05	5.622	5.81	0.056	5.81

Tablo 8’de verilen YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları karşılaştırıldığında RMSE parametresi kapsamında en iyi sonucun sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edildiği görülmektedir. PPG dalga parametresine ait 40522 adet giriş verisinin %80’lik kısmı ile yapılan eğitim sonucunda sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modeli eğitilmiş olup SKB değerlerinin tahmininde 7.906 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.142 mmHg ME hatası ve 7.904 mmHg STD değeri elde edilmiştir. Aynı eğitim verisinde DKB değerlerinin tahmininde ise 5.622 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.05 mmHg ME hatası ve 5.622 mmHg STD değeri elde edilmiştir. YSA modelinin eğitiminin dışında tutulan 40522 adet giriş verisinin %20’lik kısmı ise eğitimi tamamlanan YSA modeli için test verisi olarak kullanılmış olup eğitilen YSA modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda SKB değerlerinin tahmininde 8.354 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.09 mmHg ME hatası ve 8.354 mmHg STD değeri, DKB değerlerinin tahmininde ise 5.81 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.056 mmHg ME hatası ve 5.81 mmHg STD değeri elde edilmiştir. Yapılan bu çalışmada elde edilen kan basıncı tahmin modeli PTT parametrelerinin kullanıldığı kan basıncı tahmin modeli ile karşılaştırıldığında daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür.

3.2.3. Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması

PPG dalga parametresinin giriş verisi olarak kullanıldığı kan basıncı tahmin çalışmalarında regresyon ve YSA modelleri tahmin modeli olarak kullanılmış olup en iyi sonuç sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edilmiştir. Tez çalışmasının bu bölümünde ise PPG dalga parametresi kullanılarak elde edilen bu sonucun literatürdeki diğer PPG sinyallerine dayalı çalışmalar ile karşılaştırması yapılmıştır. Bu kapsamda literatür ile yapılan karşılaştırma çalışması Tablo 9’da verilmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda tahmin modellerinin performansları ölçülürken farklı parametre değerleri kullanılmış olup bu çalışmanın diğer çalışmalarla karşılaştırılabilmesi için tüm parametreler hesaplanmıştır.

Tablo 9. Literatürde yapılan PPG sinyallerine dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması

Yazar	Hata (mmHg)							
	ME		MAE		RMSE		STD	
	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB
Teng ve Zhang (2003)	0.21	0.02	-	-	-	-	7.32	4.39
Kurylyak vd. (2013)	-	-	3.8	2.21	-	-	-	-
Carek vd. (2017)	-	-	-	-	4.8	2.9	-	-
Slapnicar vd. (2018)	-	-	4.47 (I) 8.57 (II)	2.02 (I) 4.42 (II)	-	-	-	-
Huynh vd. (2018)	-	-	-	-	8.47	5.02	0.91	0.73
Mousavi vd. (2019)	-	-	-	-	8.9	4.18	-	-
Li ve Laleg-Kirati (2021)	-	-	7.44	5.09	-	-	-	-
El-Hajj ve Kyriacou (2021)	-	-	4.51	2.6	-	-	-	-
Maqsood vd. (2021)	-	-	3.68	5.34	-	-	4.28	5.25
Haddad vd. (2021)	-	-	6.1	4.65	-	-	-	-
Bu tez çalışması	0.09	0.056	5.873	4.229	8.354	5.81	8.354	5.81

Tablo 9’da verilen değerler karşılaştırıldığında tez kapsamında yapılan PPG dalga parametrelerine dayalı kan basıncı tahmini çalışması literatürdeki PPG sinyallerine dayalı çalışmalarla benzer sonuçlar verdiği görülmüştür. Yapılan çalışma kan basıncı tahmin

modellerinin gerçekçi performanslarını yansıtan özellikle MAE ve RMSE hata parametrelerinin verildiği çalışmalar ile karşılaştırıldığında bazı çalışmalardan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

3.3. PuPG Dalga Parametresine Dayalı Kan Basıncı Performans Analizi

Geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak oluşturulan veri seti içerisindeki PuPG sinyalleri kullanılarak elde edilen yenilikçi PuPG dalga parametrelerinin kan basıncındaki başarısı yapılan tez çalışması kapsamında regresyon ve YSA modelleri yardımıyla değerlendirilmiştir. PuPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Ayrıca yine PuPG dalga parametresinin giriş verisi olarak kullanıldığı farklı gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri yapılan kan basıncı tahmini çalışmaları sonucunda elde edilen performans sonuçları da alt başlıklarda detaylı olarak verilmiştir. Yeni bir veri seti ve yenilikçi öznetelik çıkarım yöntemleri kullanılarak yapılan bu çalışmanın sonuçları daha sonrasında literatürdeki diğer piezoelektrik tabanlı çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Bu başlıkta sunulan çalışmalar tezin özgün yönü kullanılarak elde edilmiş olup elde edilen başarı oranları tezin genel başarısını yansıtmaktadır.

3.3.1. Regresyon Modellerinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada tez kapsamında geliştirilen yenilikçi PuPG dalga parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları doğrusal regresyon, bagged trees, medium tree, coarse tree, fine tree ve boosted trees yöntemleri olmak üzere toplamda altı farklı regresyon modeli ile değerlendirilmiştir. Eğitilen regresyon modellerinin performansı diğer çalışmalarda da olduğu gibi çapraz doğrulama parametresi (*cross validation folds*) 5 olarak seçilen regresyon modelindeki doğrulama verileri üzerinden değerlendirilmiş olup daha sonrasında test için rastgele bir şekilde ayrılan tüm veri setinin %20'lik kısmı ile test edilerek regresyon modellerinin test verileri üzerindeki performansları değerlendirilmiştir. Bu kapsamda 27635 giriş verisinden oluşan yenilikçi PuPG dalga parametreleri kullanılarak regresyon modelleri ile yapılan kan basıncı tahmin çalışmalarının sonucu Tablo 10'da verilmiştir. Regresyon modellerinin performans değerlendirmeleri RMSE ölçütü kullanılarak yapılmıştır. Ayrıca diğer bir performans ölçütü olarak tahmin edilen değerler ile

gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren korelasyon katsayıları da regresyon modellerinin performanslarının bir ölçütü olarak verilmiştir.

Tablo 10. Yenilikçi PuPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli regresyon modellerinin kan basıncı tahmin performansları

Algoritma Türü	KB	Doğrulama		Test	
		RMSE (mmHg)	Korelasyon	RMSE (mmHg)	Korelasyon
Doğrusal Regresyon	SKB	13.453	0.21	13.292	0.206
	DKB	7.711	0.065	7.713	0.057
Bagged Trees Regresyon	SKB	10.869	0.484	10.791	0.477
	DKB	5.034	0.601	4.993	0.605
Medium Tree Regresyon	SKB	12.38	0.331	12.388	0.311
	DKB	5.99	0.436	5.951	0.439
Coarse Tree Regresyon	SKB	12	0.371	11.868	0.367
	DKB	6.018	0.43	5.964	0.436
Fine Tree Regresyon	SKB	13.425	0.213	13.33	0.202
	DKB	6.27	0.382	6.206	0.389
Boosted Trees Regresyon	SKB	13.145	0.246	13.001	0.241
	DKB	7.191	0.187	7.097	0.201

Tablo 10’da verilen sonuçlar incelendiğinde SKB ve DKB değerlerinin PPG dalga parametreleri ile tahmininde hem doğrulama verileri üzerinde hem de test verileri üzerinde en iyi sonucu veren modelin bagged trees regresyon modeli olduğu görülmektedir. Bagged trees regresyon modelinde doğrulama veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 10.869 mmHg, test veri seti için SKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası ise 10.791 mmHg olarak belirlenmiştir. Aynı tahmin modelinde DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 5.034 mmHg, test veri seti için DKB değerlerinin tahminindeki RMSE hatası 4.993 mmHg olarak belirlenmiştir. Yapılan tez çalışması kapsamında yenilikçi PuPG dalga parametrelerinin regresyon tahmin modelinde literatürde daha önceden kullanılan PTT parametreleri ve PPG dalga parametrelerine göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

3.3.2. Yapay Sinir Ağ Modelinin Kan Basıncı Performans Analizi

Bu çalışmada yenilikçi PuPG dalga parametrelerinin kan basıncının tahminindeki performansları farklı sayıda gizli katman ve nöron sayılarına sahip YSA modelleri ile değerlendirilmiştir. Her biri 21 parametreden oluşan 27635 adet öznitelik vektörünün ilk olarak rastgele olacak şekilde %20’lik kısmı test aşamasında kullanılmak üzere ayrılmıştır.

Geriye kalan %80'lik kısmı ise YSA modelinin eğitiminde ve performans değerlendirmesinde kullanılmak üzere %70'i eğitim için, %15'i doğrulama için ve geriye kalan %15'i de test için tekrardan ayrılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak eğitimi gerçekleştirilen YSA modellerinin kan basıncı tahminindeki performans sonuçları Tablo 11'de verilmiş olup verilen RMSE, ME ve STD değerleri gerçek kan basıncı değerleri ile tahmin edilen kan basıncı değerleri arasındaki fark kullanılarak hesaplanmıştır.

Tablo 11. Yenilikçi PuPG dalga parametrelerine dayalı çeşitli YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları

1. Gizli Katman Nöron Sayısı	2. Gizli Katman Nöron Sayısı	Dönüm (Epoch)	KB	Eğitim (%80)			Test (%20)		
				RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD	RMSE (mmHg)	ME (mmHg)	STD
10	-	89	SKB	9.456	0.104	9.455	9.514	-0.008	9.514
			DKB	6.05	0.025	6.05	6.225	-0.026	6.225
20	-	206	SKB	7.174	0.092	7.173	7.666	0.236	7.663
			DKB	4.55	0.047	4.55	4.824	-0.004	4.825
25	-	154	SKB	6.491	0.148	6.49	6.999	0.066	6.999
			DKB	4.313	0.017	4.313	4.365	0.042	4.365
10	5	139	SKB	7.48	-0.117	7.479	7.896	-0.068	7.896
			DKB	5.672	0.016	5.672	5.591	-0.069	5.591
20	10	296	SKB	5.817	-0.029	5.817	6.618	0.079	6.618
			DKB	4.506	-0.005	4.507	4.688	0.043	4.689
25	15	114	SKB	3.328	0.065	3.327	3.408	0.029	3.408
			DKB	2.585	-0.016	2.585	2.568	0.001	2.568

Tablo 11'de verilen YSA modellerinin kan basıncı tahmin performansları karşılaştırıldığında RMSE parametresi kapsamında en iyi sonucun sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edildiği görülmektedir. Yenilikçi PuPG dalga parametresine ait 27635 adet giriş verisinin %80'lik kısmı ile yapılan eğitim sonucunda sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modeli eğitilmiş olup SKB değerlerinin tahmininde 3.328 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.065 mmHg ME hatası ve 3.327 mmHg STD değeri elde edilmiştir. Aynı eğitim verisinde DKB değerlerinin tahmininde ise 2.585 mmHg RMSE hatasıyla birlikte -0.016 mmHg ME hatası ve 2.585 mmHg STD değeri elde edilmiştir. YSA modelinin eğitiminin dışında tutulan 27635 adet giriş verisinin %20'lik kısmı ise eğitimi tamamlanan YSA modeli için test verisi olarak kullanılmış olup eğitilen YSA modeli ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda SKB değerlerinin tahmininde 3.408 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.029 mmHg ME hatası ve 3.408 mmHg STD değeri, DKB değerlerinin tahmininde ise 2.568 mmHg RMSE hatasıyla birlikte 0.001 mmHg ME hatası ve 2.568 mmHg STD değeri elde edilmiştir. Yapılan bu

çalışmada elde edilen kan basıncı tahmin modeli PTT parametrelerinin ve PPG dalga parametrelerinin kullanıldığı kan basıncı tahmin modelleri ile karşılaştırıldığında daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür.

3.3.3. Sonuçların Literatürdeki Çalışmalarla Karşılaştırılması

Yenilikçi PuPG dalga parametrelerinin giriş verisi olarak kullanıldığı kan basıncı tahmin çalışmalarında regresyon ve YSA modelleri tahmin modeli olarak kullanılmış olup en iyi sonuç sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modelinde elde edilmiştir. Tez çalışmasının bu bölümünde ise PuPG dalga parametresi kullanılarak elde edilen bu sonucun literatürdeki diğer PuPG sinyallerine (piezoelektrik sensör tabanlı) dayalı çalışmalar ile karşılaştırması yapılmıştır. Bu kapsamda literatür ile yapılan karşılaştırma çalışması Tablo 12’de verilmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda tahmin modellerinin performansları ölçülürken farklı parametre değerleri kullanılmış olup bu çalışmanın diğer çalışmalarla karşılaştırılabilmesi için tüm parametreler hesaplanmıştır.

Tablo 12. Literatürde yapılan PuPG sinyallerine (piezoelektrik sensör tabanlı) dayalı kan basıncı tahmin çalışmalarının karşılaştırılması

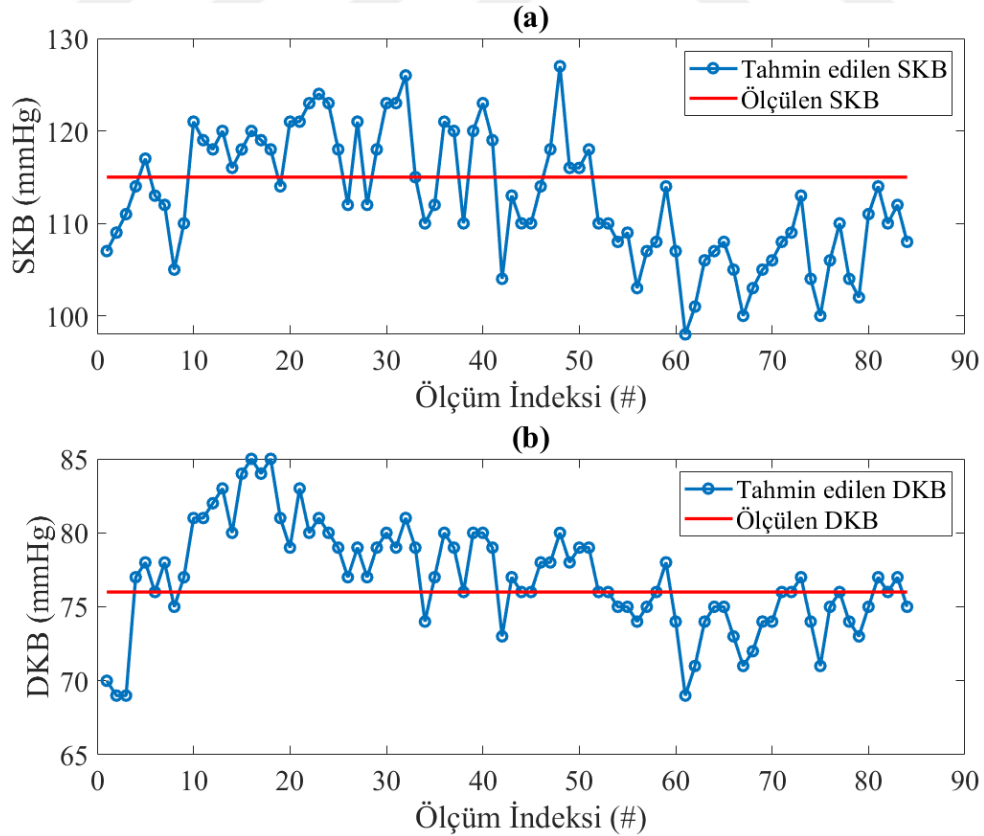
Yazar	Hata (mmHg)							
	ME		MAE		RMSE		STD	
	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB	SKB	DKB
Liu vd. (2018)	0.7	0.83	-	-	-	-	7.78	5.45
Wang ve Lin (2020)	-	-	1.52	1.83	-	-	0.3	0.5
Samartkit vd. (2022)	-	-	2.62	1.36	-	-	-	-
Guo vd. (2022)	-0.63	-1.14	-	-	-	-	5.14	4.08
Li vd. (2023)	-0.05	0.11	-	-	-	-	4.61	3.68
Min vd. (2023)	-0.89	-0.32	-	-	-	-	6.19	5.28
Zhang vd. (2024)	-	-	6.06	8.21	-	-	-	-
Mandal vd. (2024)	-	-	-	-	-	-	3.87	0.63
Bu tez çalışması	0.029	0.001	2.076	1.641	3.408	2.568	3.408	2.568

Tablo 12’de verilen değerler karşılaştırıldığında tez kapsamında yapılan yenilikçi PuPG dalga parametrelerine dayalı kan basıncı tahmini çalışması literatürdeki piezoelektrik sensör temelli çalışmalara göre tatmin edici derecede iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Yapılan çalışma kan basıncı tahmin modellerinin gerçekçi performanslarını yansıtan özellikle MAE ve RMSE hata parametrelerinin verildiği çalışmalar ile karşılaştırıldığında literatürdeki çoğu çalışmalardan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Yapılan çalışma literatürdeki çalışmalarla karşılaştırıldığında oldukça yüksek sayıda veri seti ile gerçekleştirilmiş olup daha kararlı bir tahmin modeli oluşturulmuştur.

3.4. Geliştirilen Kan Basıncı Ölçüm Sisteminin Gerçek Zamanlı Uygulamadaki Performans Analizi

Geliştirilen kan basıncı ölçüm sisteminde kan basıncı tahmin çalışmalarında en iyi sonucu veren PuPG dalga parametreleri ile sırasıyla 25 ve 15 nörona sahip iki gizli katmanlı YSA modeli kullanılarak gerçek zamanlı bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen uygulama üzerinden geliştirilen sistem ile uzun zamanlı bir ölçüm alınmış ve ölçüm esnasında sistemin tahmin ettiği kan basıncı değerleri bir diziye kaydedilmiştir. Bu kapsamda uzun süreli ölçüm sonucunda elde edilen değerler Şekil 81’de gösterildiği gibi elde edilmiştir.



Şekil 81. Gerçek zamanlı kan basıncı ölçümü (a) SKB değerleri, (b) DKB değerleri

Geliştirilen sistem ile yapılan uzun süreli kan basıncı ölçümü sonrasında ticari manşonlu tansiyon aleti kullanılarak kişinin SKB değeri 115 mmHg, DKB değeri ise 76 mmHg olarak ölçülmüştür. Şekil 81’de gösterilen grafikte 5 dakikalık süre zarfında 84 adet tahmin gerçekleştirilmiş olup tahmin edilen SKB değerlerinin ortalama değeri 112.714 mmHg, standart sapması ise 6.812 mmHg olarak hesaplanmıştır. Tahmin edilen DKB değerlerinin ortalama değeri 76.976 mmHg, standart sapması ise 3.577 mmHg olarak hesaplanmıştır. Yapılan gerçek zamanlı ölçümlerin ortalama değerlerine bakıldığında ticari manşonlu tansiyon aleti ile gerçekleştirilen ölçüm sonuçlarına oldukça yakın oldukları görülmektedir.

3.5. Tüm Yöntemlerin Karşılaştırılması ve Önerilen Yöntemin Detaylı Performans Analizi

Yapılan tez çalışması kapsamında kan basıncının invazif olmayan yöntemlerle sürekli tahmini üzerine EKG, PPG ve PuPG sinyalleri olmak üzere 3 farklı sinyal kullanılmıştır. Bu 3 farklı sinyal üzerinden ise PTT parametreleri, PPG dalga parametreleri ve PuPG dalga parametreleri olmak üzere 3 farklı öznitelik vektörü çıkarılmıştır. Çıkarılan bu 3 farklı öznitelik vektörü kullanılarak da regresyon ve YSA modelleri kullanılarak kan basıncı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapılan tüm kan basıncı tahmin çalışmalarının öznitelik vektörü bazında en iyi performans gösteren tahmin modellerinin sonuçları Tablo 13’te verilmiştir.

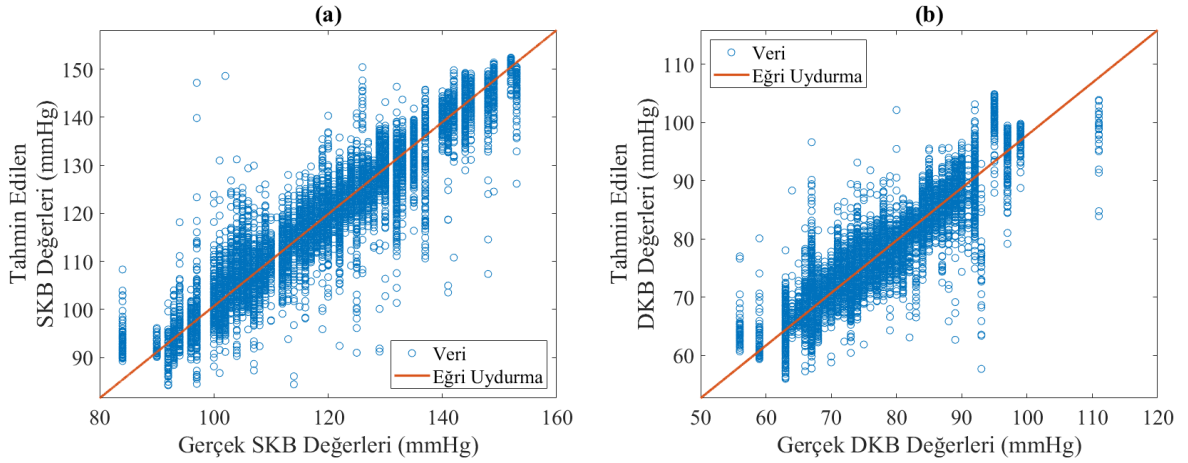
Tablo 13. Tez kapsamında yapılan tüm yöntemlerin kan basıncı tahmin performanslarının test verileri kullanılarak karşılaştırması

Öznitelik Vektörü	Kullanılan Model	SKB Hata Parametresi (mmHg) (Test)		DKB Hata Parametresi (mmHg) (Test)	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE
PTT	Coarse Tree Regresyon	9.506	12.549	5.127	7.028
	YSA ([25 15])	9.419	12.175	5.181	7.02
PPG Dalga Parametreleri	Bagged Trees Regresyon	9.434	12.466	3.536	5.403
	YSA ([25 15])	5.873	8.354	4.229	5.81
PuPG Dalga Parametreleri	Bagged Trees Regresyon	7.237	10.791	3.142	4.993
	YSA ([25 15])	2.076	3.408	1.641	2.568

Yapılan bu çalışmalar kapsamında Tablo 13’te verilen değerler incelendiğinde kan basıncının tahmininde en iyi performans, PuPG sinyallerinden elde edilen yenilikçi PuPG

dalga parametrelerinin YSA modellerinde kullanılması ile elde edilmiştir. En iyi sonucun elde edildiği PuPG dalga parametrelerine dayalı YSA tahmin modeli kullanılarak da gerçek zamanlı uygulama gerçekleştirilmiştir. Tezin bu bölümünde tez kapsamında önerilen yöntem olan ve kan basıncı tahmininde en iyi sonucun alındığı bu yöntemin detaylı sonuçları verilecektir.

Şekil 82’de PuPG dalga parametreleri kullanılarak eğitilen YSA modelinin tüm veriler için tahmin performansı verilmiştir. YSA modelinin performansı değerlendirilirken gerçek değerler ile tahmin edilen değerleri en iyi şekilde temsil edecek birinci dereceden eğriler en küçük kareler yöntemi kullanılarak uydurulmuş olup SKB değerleri için Denklem (34)’te verilen eşitlik, DKB değerleri için ise Denklem (35)’te verilen eşitlik elde edilmiştir. Ayrıca gerçek değerler ile YSA modeli tarafından tahmin edilen değerler arasındaki ilişki korelasyon katsayısı hesaplanarak belirlenmiştir. Bu kapsamda SKB değerleri için gerçek değerler ile YSA modeli tarafından tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon katsayısı 0.9752, DKB değerleri için gerçek değerler ile YSA modeli tarafından tahmin edilen değerler arasındaki korelasyon katsayısı ise 0.9461 olarak hesaplanmıştır. Burada elde edilen korelasyon katsayıları değerlendirildiğinde gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasında yüksek oranda bir ilişkinin olduğu görülmektedir.

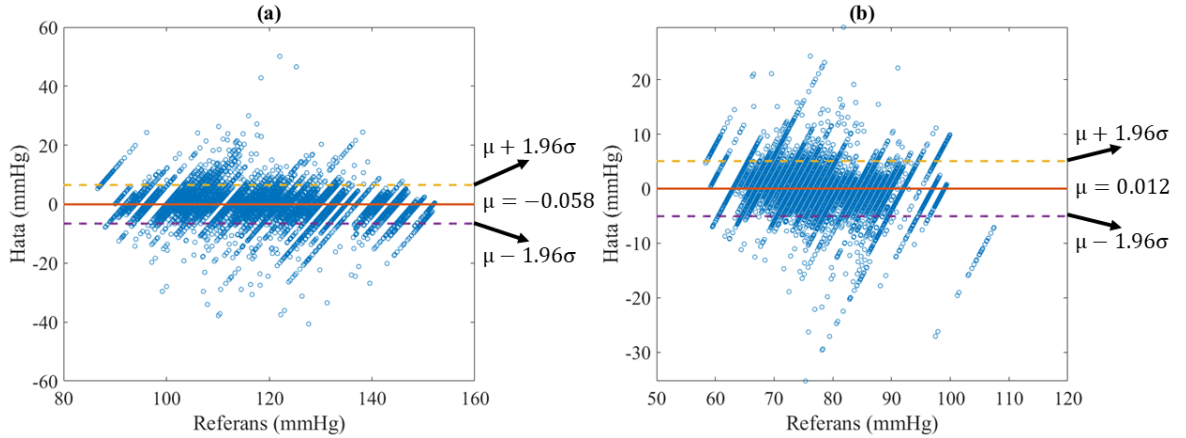


Şekil 82. PuPG dalga parametresi ile eğitilen YSA modelinin tüm veriler için tahmin performansı (a) YSA modelinin SKB değeri tahmin performansı, (b) YSA modelinin DKB değeri tahmin performansı

$$SKB_{tahmin} = 0.9572 \times SKB_{gerçek} + 4.9536 \quad (34)$$

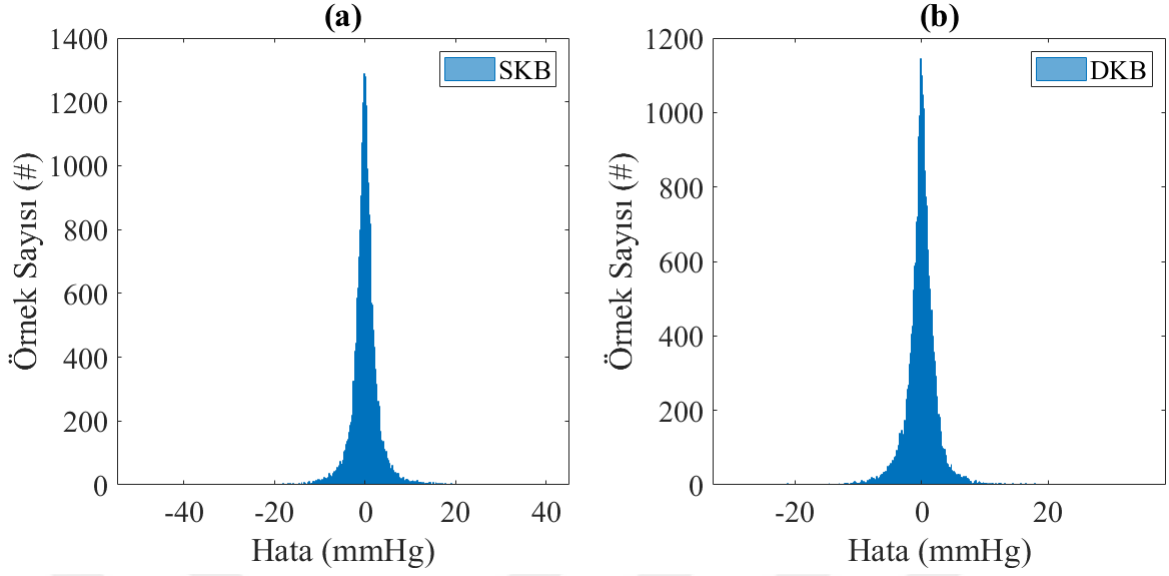
$$DKB_{tahmin} = 0.9025 \times DKB_{gerçek} + 7.5612 \quad (35)$$

Tez kapsamında önerilen model tarafından tahmin edilen tüm kan basıncı değerleri ile manşonlu tansiyon aleti ile ölçülen kan basıncı değeri arasındaki uyuşmayı analiz etmek amacıyla Şekil 83'te verilen ve biyomedikalde sıklıkla kullanılan Bland – Altman grafiği elde edilmiştir. Şekil 83'te verilen grafikte referans olarak isimlendirilen eksen tahmin edilen değer ile gerçek değer ortalamasını, hata olarak isimlendirilen eksen tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki farkı, μ ile gösterilen parametre hataların ortalamasını ve σ ile gösterilen parametre de hataların standart sapmasını göstermektedir. Bland – Altman grafiğinde μ ile gösterilen hataların ortalama değeri bias olarak, referans aralıkları ise $(\mu \pm 1.96\sigma)$ anlaşma sınırları olarak isimlendirilmektedir. Şekil 83a'da verilen grafikte SKB değerleri için μ parametresi -0.058 mmHg, σ parametresi 3.343 mmHg olarak hesaplanmıştır. Şekil 83b'de verilen grafikte ise DKB değerleri için μ parametresi 0.012 mmHg, σ parametresi 2.582 mmHg olarak hesaplanmıştır. Bu parametreler kullanılarak SKB değerleri için anlaşma sınırları -6.611 mmHg ile 6.495 mmHg aralığında, DKB değerleri için anlaşma sınırı ise -5.048 mmHg ile 5.073 mmHg aralığında hesaplanmıştır. Bland – Altman grafiğinde verilen verilerin en az %95'lik kısmının anlaşma sınırları içerisinde olması durumunda iki yöntemin birbirlerinin yerine kullanılabileceği söylenebilir. Bu kapsamda yapılan çalışmada bu oranlar SKB değerleri için %95.325, DKB değerleri için %95.14 olarak hesaplanmıştır. Böylece Bland – Altman grafiği kullanılarak önerilen modelin manşonlu tansiyon aleti yerine kullanılabileceği gösterilmiştir.



Şekil 83. Bland – Altman grafikleri (a) SKB değerleri için, (b) DKB değerleri için

Şekil 84'te verilen grafikte ise tahmin edilen ve ölçülen kan basıncı değerleri arasındaki farkların örnek sayısına bağlı olarak dağılımları gösterilmiştir. Grafikten de görüleceği üzere hata değerlerinin büyük bir kısmı sıfır bölgesinde dağılım göstermiştir.



Şekil 84. Önerilen modelin hata dağılımı (a) SKB değerleri için, (b) DKB değerleri için

Tez kapsamında önerilen modelin performansı son olarak Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), Association for the Advanced of Medical Instrumentation (AAMI) ve British Hypertension Standard (BHS) standartlarına göre değerlendirilmiştir.

AAMI standardında önerilen bir kan basıncı ölçüm yönteminin standardı geçebilmesi için minimum 85 bireyden ölçüm almak koşuluyla test ve referans cihazlarla yapılan kan basıncı ölçümlerinin arasındaki farkların ME değeri 5 mmHg değerinden, STD değeri ise 8 mmHg değerinden düşük olması gerekmektedir (White vd., 1993). BHS standardında ise önerilen yöntemin kan basıncı tahmininin doğruluğunu, hataların 5, 10 ve 15 mmHg'si dahilinde tahmin edilen kan basıncı değerlerinin kümülatif yüzdesine göre A'dan D'ye dört derecede değerlendirir. Burada A en doğru olanıdır ve doğruluk D'ye doğru azalır (O'Brien vd., 1993). Önerilen model bu standartlar ile doğrulansa da aslında bu standartlar üst kol manşetinin kan basıncı ölçümü performansının değerlendirilmesi için kullanılmaktadır. Bu nedenle, giyilebilir ve manşetsiz kan basıncı ölçüm cihazını değerlendirmeye uygun olan IEEE standardını kullanarak önerilen model doğrulanmıştır.

IEEE standartlarına göre önerilen yöntem tarafından ölçülen SKB ve DKB kan basıncı değerleri ile kalibrasyonlu yöntem tarafından ölçülen SKB ve DKB kan basıncı değerlerinin arasındaki fark kullanılarak hesaplanan MAE hata parametresinin 5 mmHg değerinden küçük olması durumunda yöntem A kalite olarak, 5 – 6 mmHg arasında olması durumunda B kalite olarak, 6 – 7 mmHg arasında olması durumunda C kalite olarak ve 7 mmHg değerinden büyük olması durumunda da D kalite olarak nitelendirilmekte olup ölçümlerin

minimum 45 birey üzerinden yapılmış olması gerekmektedir (IEEE Standards, 2014). Bu standart, her hasta için ölçülen kan basıncı performansının kalibrasyondan önce ve sonra raporlanmasını önermektedir. Ancak, YSA modeli ile yapılan kan basıncı tahminlerinin kişiye özel kalibrasyona ihtiyacı olmamaktadır. Çünkü YSA modeli, kişinin ağırlık, yaş, cinsiyet gibi bireysel özelliklerini dikkate alarak öğrenme kapasitesine sahiptir. Sadece, kan basıncını 6-12 aylık uzun vadede tahmin etmek gerekiyorsa kalibrasyona ihtiyaç duyulabilmektedir. Yapılan tez kapsamında önerilen modelin değerlendirildiği IEEE, AAMI ve BHS standartlarına ait kalite dereceleri Tablo 14’te verilmiştir.

Tablo 14. IEEE, AAMI ve BHS standartlarına ait kalite dereceleri

Standart	MAE (mmHg)	ME (mmHg)	STD (mmHg)	Kişi	Kümülatif Hata Yüzdesi			Kalite
					≤ 5 mmHg	≤ 10 mmHg	≤ 15 mmHg	
IEEE	≤ 5	-	-	45	-	-	-	A
	> 5 & ≤ 6	-	-		-	-	-	B
	> 6 & ≤ 7	-	-		-	-	-	C
	> 7	-	-		-	-	-	D
AAMI	-	≤ 5	≤ 8	85	-	-	-	Geçti
BHS	-	-	-	85	%60	%85	%95	A
	-	-	-		%50	%75	%90	B
	-	-	-		%40	%65	%85	C

IEEE, AAMI ve BHS standartlarına bağlı olarak tez çalışması kapsamında PuPG sinyallerine dayalı oluşturulan tahmin modelinin performansı ve IEEE, AAMI ve BHS standartlarına göre kalite dereceleri Tablo 15’te verilmiştir. Ayrıca IEEE standardında kullanılan ortalama mutlak yüzde farkı (MAPD) parametresi ise Denklem (36)’da verilen eşitlik kullanılarak hesaplanmıştır. Burada n örnek sayısını, y_i gerçek değerleri, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerleri göstermektedir.

Tablo 15. Tez kapsamında önerilen kan basıncı tahmin modelinin IEEE, AAMI ve BHS standartları kapsamında tüm veriler kullanılarak değerlendirilmesi

Standart	IEEE		AAMI		BHS		
	MAE (mmHg)	MAPD (%)	ME (mmHg)	STD (mmHg)	≤ 5 mmHg	≤ 10 mmHg	≤ 15 mmHg
SKB	2.025	1.742	0.058	3.343	95.669	98.875	99.58
DKB	1.636	2.148	-0.012	2.582	97.539	99.555	99.844
Kişi	121 (27635 Örnek)						
Durum	A		Geçti		A		

$$MAPD = \sum_{i=1}^n \frac{100 \times |(\hat{y}_i - y_i)/y_i|}{n} \quad (36)$$

Tablo 15'te verilen deęerler incelendięinde önerilen model AAMI standardına ait koşulları geęmiş, IEEE ve BHS standartlarına göre de kalite sınıfı A olarak belirlenmiştir. Böylece birçok test ve doğrulama yöntemi kullanılarak önerilen modelin kan basıncının sürekli tahmininde kullanılabilir bir yöntem olduęu gösterilmiştir.

Tez çalışmasında önerilen modelin çeşitli sınırlamaları da bulunmaktadır. İlk olarak, veri setinin oluşturulmasında geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak 5 dakika süresince kaydedilen PuPG sinyalleri sonrasında geleneksel ticari manşonlu tansiyon aleti kullanılarak elde edilen kan basıncı deęerleri ile etiketlenmiştir. Önerilen modelin eęitiminde ise 5 dakikalık PuPG verisi içerisindeki her kalp döngüsüne ait PuPG sinyalleri bu deęerler kullanılarak etiketlenmiştir. Kullanılan bu yöntem ortalama deęere bakıldığında doęru olsa da aslında her kalp atımında farklı kan basıncı deęerleri oluşmaktadır. Bu durum göz önüne alındığında her kalp atımında elde edilen PuPG sinyallerinin eş zamanlı olarak alınan AKB sinyalleri kullanılarak etiketlenmesi gerekmektedir. Ancak yapılan bu tez çalışmasının invazif olmayan yöntemlerle yürütülmesinden dolayı böyle bir çalışma söz konusu olmamıştır. Bu nedenle 5 dakikalık her kalp döngüsünde elde edilen PuPG sinyalleri aslında etiketlenen deęerlerin altında veya üzerinde küçük oynamalara sahip kan basıncı deęerlerine sahip olabilmektedir. Yapılan tez çalışmasında bu durum göz ardı edilmiştir. İkinci olarak önerilen modelin eęitimi 121 kişiden toplanan ve 5 dakikalık PuPG sinyallerinden çıkarılan toplamda 27635 veri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Her ne kadar IEEE, AAMI ve BHS standartları için yeterli olan kişi sayısı sağlanmış olsa da önerilen modelin birçok kişi için kullanılabilirlięi doğrulanmamıştır. Ancak önerilen model birçok test ve doğrulama yöntemi kullanılarak deęerlendirildiğinde bu aşamaları başarıyla geęmiştir.

4. SONUÇLAR

Yapılan bu tez çalışmasında invazif olmayan yöntemler kullanılarak kan basıncının sürekli ölçümünü mümkün kılan (her kalp döngüsünde SKB ve DKB tahmini) manşonsuz yenilikçi bir sistem önerilmiş olup ayrıca literatürde bu alanda yapılan bazı çalışmaların yeni bir veri seti ile testleri tekrarlanmıştır. Bu kapsamda kan basıncının tahminini yapmak üzere regresyon ve YSA modelleri kullanılmıştır. Tez çalışması temel olarak donanım ve yazılım tasarımı, veri setinin oluşturulması ve kan basıncının tahmini olmak üzere üç bölümden oluşmaktadır.

Tezin ilk kısmı olan donanım ve yazılım tasarımı kısmında EKG, PPG ve PuPG sinyallerini eş zamanlı olarak yüksek örnekleme frekanslarında toplayabilen, kablosuz ve taşınabilir bir donanım tasarımı gerçekleştirilmiştir. Ayrıca geliştirilen bu donanımın kontrolünü yapan ve donanım üzerinden toplanan verileri bilgisayar ortamında toplayabilen bir bilgisayar arayüzü MATLAB GUI yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen donanım ve yazılım ile EKG, PPG ve PuPG sinyalleri 10 Hz ile 1800 Hz arasında istenilen örnekleme frekansında toplanabilmekte ve kablosuz olarak bilgisayar ortamına aktarılabilir.

Tezin ikinci kısmında geliştirilen donanım ve yazılım kullanılarak veri seti oluşturulmuştur. Veri setinin oluşturulmasında 1800 Hz örnekleme frekansında EKG, PPG ve PuPG sinyalleri eş zamanlı olarak 5 dakika süreyle kaydedilmiş ve kaydedilme işleminin hemen ardından manşonlu tansiyon aleti kullanılarak elde edilen kan basıncı değerleri ile etiketlenmiştir. Veri setinin oluşturulması aşamasında farklı tansiyon değerlerine sahip toplamda 121 kişiden eş zamanlı EKG, PPG ve PuPG verileri toplanmış olup tezin ikinci kısmı da bu şekilde tamamlanmıştır.

Tezin üçüncü ve son kısmında ise kan basıncı tahmini çalışmaları farklı öznitelik vektörleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Tez çalışması kapsamında ikisi literatürde kullanılan yöntemlerle biri tarafımızca önerilen yenilikçi yöntemle elde edilen toplamda üç farklı öznitelik vektörü kan basıncının tahmini için test edilmiştir. Bunlardan ilki eş zamanlı olarak elde edilen EKG ve PPG sinyallerinden elde edilen PTT parametreleri kullanılarak gerçekleştirilmiş olup literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Yapılan çalışmada PTT parametresi yeni oluşturulan veri seti ile test edilmiştir. Bu kapsamda elde edilen PTT parametreleri çeşitli regresyon ve YSA tahmin modelleri için giriş verisi olarak kullanılmış

ve kan basıncının tahmini gerçekleştirilmiştir. Çeşitli regresyon ve YSA modelleri ile gerçekleştirilen kan basıncı tahmin çalışmalarında en iyi sonuç iki gizli katmana sahip YSA modelinde elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar literatürdeki bazı çalışmaların sonucundan daha iyi olmasına rağmen standartlar açısından değerlendirildiğinde iyi bir derece alamayarak kan basıncının tahmininde tercih edilebilecek bir model olamamıştır. Bu durum tarafımızca oluşturulan veri setinde PTT parametresinin iyi bir sonuç vermediğini göstermiştir. Literatürde kullanılan ve bu tez çalışmasında da yeni bir veri seti ile test edilen diğer bir öznitelik vektörü PPG dalga parametreleridir. Sadece PPG sinyalleri kullanılarak elde edilen PPG dalga parametreleri bu tez çalışmasında kan basıncının tahmini için yeni veri seti ile test edilmiştir. PPG dalga parametreleri ile kan basıncının tahmin edilmesi aşamasında yine tahmin modeli olarak çeşitli regresyon ve YSA modelleri tercih edilmiştir. PPG dalga parametreleri ile yapılan kan basıncı tahmin çalışmalarında en iyi sonuç iki gizli katmana sahip YSA modelinde elde edilmiştir. Elde edilen değerler PTT parametresinden elde edilen değerlerden iyi olmasına rağmen standartlar açısından değerlendirildiğinde yine tercih edilebilir derecelere sahip olamamışlardır. Böylece literatürde daha önceden hazır veri setleri ile kullanılan ve iyi sonuçlar veren bu iki öznitelik vektörünün, geliştirilen donanım ve yazılım ile oluşturulmuş olan veri setinde iyi sonuçlar vermediği görülmüştür.

Tez çalışmasının özgün ve yenilikçi yanını oluşturan üçüncü öznitelik vektörü ise esnek piezoelektrik sensör ile elde edilen PuPG sinyalleri kullanılarak oluşturulmuştur. Zamansal normalizasyon işlemi kullanılarak genlik değerlerinin aktif rol aldığı PuPG dalga parametrelerinden oluşan öznitelik vektörü kan basıncının tahmini için çeşitli regresyon ve YSA modellerinde giriş verisi olarak kullanılmıştır. Yapılan eğitim ve test çalışmaları sonucunda iki gizli katmana sahip YSA modelinde en iyi sonuç elde edilmiş olup yine bu tez çalışmasındaki PTT ve PPG dalga parametrelerinin öznitelik vektörü olarak kullanıldığı çalışmalarla karşılaştırıldığında PuPG dalga parametrelerinin çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. PuPG dalga parametreleri kullanılarak elde edilen sonuçlar literatürdeki kan basıncının tahmini üzerine yapılan birçok çalışmadan daha iyi sonuç vermekle birlikte yüksek korelasyona sahip olması, Bland – Altman kriterini sağlıyor olması, IEEE standartları kapsamında değerlendirildiğinde A kaliteye sahip olması, BHS standartları kapsamında değerlendirildiğin yine A kaliteye sahip olması ve AAMI standartları kapsamında değerlendirildiğinde gerekli kriteri sağlaması ve bu standartlar için gerekli olan kişi sayısına sahip olması sayesinde kan basıncının sürekli tahmininde ticari manşonlu tansiyon aletlerinin yerine kullanılabileceği kanıtlanmıştır.

5. ÖNERİLER

Yapılan tez çalışması kapsamında invazif olmayan yöntemlerle kan basıncının sürekli tahmini için geliştirilen donanım ve yazılım yardımıyla yeni bir veri seti oluşturulmuş olup kan basıncının tahmininde kullanılan birçok yöntemin değerlendirilmesi bu yeni veri seti ile gerçekleştirilmiştir. Yapılan kan basıncı tahmin çalışmalarında elde edilen sonuçlar ise literatürle ve birçok test ve doğrulama kriteri ile karşılaştırılmıştır.

Yapılan çalışmada genel kullanıma uygun bir donanım ve yazılım geliştirilmiş olup eş zamanlı EKG, PPG ve PuPG sinyalleri kaydedilebilmektedir. Bu kapsamda geliştirilen donanım ve yazılım çeşitli kan basıncı tahmin çalışmalarında kullanılmak üzere farklı veri setlerinin oluşturulmasında kullanılabilir. Veri setleri oluşturulurken kişilere ait çeşitli rahatsızlıklar, boy, kilo, cinsiyet gibi parametreler de eklenerek kan basıncı tahmin çalışmalarında giriş parametresi olarak kullanılabilir. Özellikle kişilere ait boy parametresi PTT parametresinin değerlendirilmesinde önemli bir giriş verisi olabilmektedir.

Tez çalışması kapsamında oluşturulan veri seti ya da geliştirilen donanım ve yazılım yardımıyla oluşturulan eş zamanlı EKG, PPG ve PuPG sinyallerini içeren yeni bir veri seti üzerinde farklı öznetelik çıkarma işlemlerinin kullanılması, farklı veri kombinasyonlarının giriş verisi olarak kullanılması ve farklı tahmin modellerinin performanslarının değerlendirilmesi gibi çalışmalarla kan basıncının tahmininde yenilikçi ve daha doğru sonuçlar elde edilebilir.

Tez kapsamında geliştirilmiş olan sensör sistemi ve yazılımın giyilebilir teknolojilere uygulanabilirliği oldukça yüksektir. Bu kapsamda PuPG sensör sisteminin daha kompakt ve giyilebilir bir versiyonu üretilerek önerilen yöntemle birlikte kişilerin uzun süreli kan basınç değerleri izlenebilir. Uzun süreli olarak kaydedilen kan basıncı değerleri geliştirilecek olan bir karar mekanizması sayesinde değerlendirilerek kişiye ait hipertansiyon sınıflandırmasında kullanılabilir.

Tez kapsamında önerilen yenilikçi PuPG dalga parametresine dayalı kan basıncı tahmin modelinin uzun süreli kararlılık testleri, sıcaklık parametresine bağlı olarak tahmin sonuçlarının etkilenmesi gibi durumlar yine farklı bir çalışma olarak gerçekleştirilebilir ve önerilen yöntemin sıcaklık ve zamana bağlı kararlılığı değerlendirilebilir.

Yapılan tez çalışmasında geliştirilen sensör sistemi içerisinde yer alan EKG ve PPG modülleri yardımıyla eş zamanlı olarak elde edilen EKG ve PPG sinyalleri ile PTT

parametresinin belirlenmesi gerçekleştirilmiştir. Tez kapsamında oluşturulan veri setinde PPG ve PuPG sinyalleri yaklaşık olarak aynı noktadan elde edilmiş olup tepe noktaları birbirine oldukça yakındır. Geliştirilen sensör sistemi yardımıyla PPG sensörü parmak ucuna, PuPG sensörü ise kol bölgesine yerleştirilebilir. Bu durumda yapılan eş zamanlı PPG ve PuPG sinyal kayıtlarında elde edilen sinyaller kullanılarak farklı bir PTT parametresi elde edilebilir ve elde edilen bu PTT parametresi kan basıncının tahmininde farklı bir yöntem olarak kullanılabilir. Bu çalışmada PPG sensörünün yerleştirildiği nokta ile esnek piezoelektrik sensörünün yerleştirildiği nokta arasındaki mesafe belirlenerek PWV parametresi hesaplanabilir ve bu parametre de kan basıncının tahmininde kullanılabilir.

Tez kapsamında 5 dakikalık süreler ile toplanan eş zamanlı EKG, PPG ve PuPG sinyalleri daha sonrasında ticari manşonlu tansiyon aleti kullanılarak elde edilen kan basıncı değerleri ile etiketlenmiştir. İlerleyen çalışmalarda bir kişi üzerinden yapılan veri kaydı esnasında belirli periyotlarla ticari manşonlu tansiyon aleti kullanılarak kan basıncı ölçümleri gerçekleştirilebilir ve uzun süreli alınan kayıtlar bu ölçümlerin yapıldığı zaman dilimlerinde periyotlara bölünerek etiketlenebilir. Böylece kayıt esnasında kişinin kan basıncında meydana gelen değişimler gözlemlenebilir olacak ve daha doğru bir eğitim yapılabilecektir.

Yapılan tez çalışmasının konusunun dışında olmakla birlikte tez kapsamında geliştirilen ve tez çalışmasının bir bölümünü oluşturan sensör sistemi ile yeni bir veri seti oluşturulabilir ve toplanan EKG, PPG ve PuPG sinyalleri bireysel olarak farklı hastalıkların teşhisi, sınıflandırılması gibi birçok çalışmada da kullanılabilir.

6. KAYNAKLAR

- Aaronson, P. I., Ward, J. P., & Connolly, M. J. (2020). *The cardiovascular system at a glance* (5 b.). John Wiley & Sons.
- Adams, A. P., & Hahn, C. (1979). Principles and practice of blood-gas analysis. London: *Franklin Scientific Products*.
- AlGhatrif, M., & Lindsay, J. (2012). A brief review: history to understand fundamentals of electrocardiography. *Journal of community hospital internal medicine perspectives*, 2(1), s. 14383. doi:10.3402/jchimp.v2i1.14383
- Alpert, B. S., Quinn, D., & Gallick, D. (2014). Oscillometric blood pressure: a review for clinicians. *Journal of the American Society of Hypertension*, 8(12), s. 930-938.
- Arthurs, G., & Sudhakar, M. (2005). Carbon dioxide transport. *Continuing Education in Anaesthesia, Critical Care & Pain*, 5(6), s. 207-210.
- Ashley, E., & Niebauer, J. (2004). *Cardiology Explained*. Remedica.
- Atkins, C. G., Buckley, K., Blades, M. W., & Turner, R. F. (2017). Raman spectroscopy of blood and blood components. *Applied spectroscopy*, 71(5), s. 767-793.
- Augusto, J.-F., Teboul, J.-L., Radermacher, P., & Asfar, P. (2012). Interpretation of blood pressure signal: physiological bases, clinical relevance, and objectives during shock states. *Applied Physiology in Intensive Care Medicine 2: Physiological Reviews and Editorials*, s. 293-301.
- Babbs, C. F. (2015). The origin of Korotkoff sounds and the accuracy of auscultatory blood pressure measurements. *Journal of the American Society of Hypertension*, 9(12), s. 935-950.
- Bartsch, S., Ostojic, D., Schmalgemeier, H., Bitter, T., Westerheide, N., Eckert, S., . . . Oldenburg, O. (2010). Validation of continuous blood pressure measurements by pulse transit time: a comparison with invasive measurements in a cardiac intensive care unit. *Deutsche medizinische Wochenschrift (1946)*, 135(48), s. 2406-2412. doi:10.1055/s-0030-1269408
- Bernhoft, R. A. (2012). Mercury toxicity and treatment: a review of the literature. *Journal of environmental and public health*, 2012.
- Birch, A., & Morris, S. (2003). Do the Finapres™ and Colin radial artery tonometer measure the same blood pressure changes following deflation of thigh cuffs? *Physiological measurement*, 24(3), s. 653.
- Blazek, C., Leonhardt, S., & Rao, M. M. (2021). *Studies in Skin Perfusion Dynamics*. Springer.

- Buchanan, S., Orris, P., & Karliner, J. (2011). Alternatives to the mercury sphygmomanometer. *Journal of Public Health Policy*, 32, s. 107-120.
- Buscema, M. (1998). Back propagation neural networks. *Substance use & misuse*, 33(2), s. 233-270.
- Canzanello, V. J., Jensen, P. L., & Schwartz, G. L. (2001). Are aneroid sphygmomanometers accurate in hospital and clinic settings? *Archives of Internal Medicine*, 161(5), s. 729-731. doi:10.1001/archinte.161.5.729
- Carek, A. M., Conant, J., Joshi, A., Kang, H., & Inan, O. T. (2017). SeismoWatch: wearable cuffless blood pressure monitoring using pulse transit time. *Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies*, 1(3), s. 1-16. doi:10.1145/3130905
- Chiu, Y. C., Arand, P. W., Shroff, S. G., Feldman, T., & Carroll, J. D. (1991). Determination of pulse wave velocities with computerized algorithms. *American heart journal*, 121(5), s. 1460-1470.
- Chobanian, A. V., Bakris, G. L., Black, H. R., Cushman, W. C., Green, L. A., Izzo Jr, J. L., . . . others. (2003). The seventh report of the joint national committee on prevention, detection, evaluation, and treatment of high blood pressure: the JNC 7 report. *Jama*, 289(19), s. 2560-2571.
- Collaborators, G. B., & Ärnlov, J. (2020). Global burden of 87 risk factors in 204 countries and territories, 1990--2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *The Lancet*, 396(10258), s. 1223-1249.
- Convertino, V. A., Hinojosa-Laborde, C., Muniz, G. W., & Carter III, R. (2016). Integrated compensatory responses in a human model of hemorrhage. *JoVE (Journal of Visualized Experiments)*(117), s. e54737.
- Cooper, C. (2016). *Blood: A very short introduction*. Oxford University Press.
- Davies, J. I., & Struthers, A. D. (2003). Pulse wave analysis and pulse wave velocity: a critical review of their strengths and weaknesses. *Journal of hypertension*, 21(3), s. 463-472.
- Ding, X., Yan, B. P., Zhang, Y.-T., Liu, J., Zhao, N., & Tsang, H. K. (2017). Pulse transit time based continuous cuffless blood pressure estimation: A new extension and a comprehensive evaluation. *Scientific reports*, 7(1), s. 1-11. doi:10.1038/s41598-017-11507-3
- Drzewiecki, G. M., Melbin, J., & Noordergraaf, A. (1983). Arterial tonometry: review and analysis. *Journal of biomechanics*, 16(2), s. 141-152. doi:10.1016/0021-9290(83)90037-4
- Drzewiecki, G., Hood, R., & Apple, H. (1994). Theory of the oscillometric maximum and the systolic and diastolic detection ratios. *Annals of biomedical engineering*, 22, s. 88-96.

- Drzewiecki, G., Melbin, J., & Noordergraaf, A. (1989). The Krotkoff sound. *Annals of biomedical engineering*, 17, s. 325-359.
- Elgendi, M. (2012). On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. *Current cardiology reviews*, 8(1), s. 14-25. doi:10.2174/157340312801215782
- El-Hajj, C., & Kyriacou, P. A. (2021). Cuffless blood pressure estimation from PPG signals and its derivatives using deep learning models. *Biomedical Signal Processing and Control*, 70, s. 102984. doi:10.1016/j.bspc.2021.102984
- Emberson, J. R., Whincup, P. H., Morris, R. W., & Walker, M. (2003). Re-assessing the contribution of serum total cholesterol, blood pressure and cigarette smoking to the aetiology of coronary heart disease: impact of regression dilution bias. *European heart journal*, 24(19), s. 1719-1726.
- Esmaili, A., Kachuee, M., & Shabany, M. (2017). Nonlinear cuffless blood pressure estimation of healthy subjects using pulse transit time and arrival time. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 66(12), s. 3299-3308. doi:10.1109/TIM.2017.2745081
- Fries, J. (2002). Aging, natural death, and the compression of morbidity. *Bulletin of the World Health Organization*, 80(3), s. 245-250.
- Fukuta, H., & Little, W. C. (2008). The cardiac cycle and the physiologic basis of left ventricular contraction, ejection, relaxation, and filling. *Heart failure clinics*, 4(1), s. 1-11. doi:10.1016/j.hfc.2007.10.004
- Gao, M., Cheng, H.-M., Sung, S.-H., Chen, C.-H., Olivier, N. B., & Mukkamala, R. (2016). Estimation of pulse transit time as a function of blood pressure using a nonlinear arterial tube-load model. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(7). doi:10.1109/TBME.2016.2612639
- Geddes, L., Voelz, M., Babbs, C., Bourland, J., & Tacker, W. (1981). Pulse transit time as an indicator of arterial blood pressure. *Psychophysiology*, 18(1), s. 71-74. doi:10.1111/j.1469-8986.1981.tb01545.x
- Gesche, H., Grosskurth, D., K  chler, G., & Patzak, A. (2012). Continuous blood pressure measurement by using the pulse transit time: comparison to a cuff-based method. *European journal of applied physiology*, 112(1), s. 309-315.
- Ghosh, S., Banerjee, A., Ray, N., Wood, P. W., Boulanger, P., & Padwal, R. (2016). Continuous blood pressure prediction from pulse transit time using ECG and PPG signals. *2016 IEEE Healthcare Innovation Point-Of-Care Technologies Conference (HI-POCT)* (s. 188-191). IEEE. doi:10.1109/HIC.2016.7797728
- Giardina, B., Messana, I., Scatena, R., & Castagnola, M. (1995). The multiple functions of hemoglobin. *Critical reviews in biochemistry and molecular biology*, 30(3), s. 165-196.
- Goldberger, A. L., Goldberger, Z. D., & Shvilkin, A. (2023). *Goldberger's Clinical Electrocardiography-E-Book: A Simplified Approach*. Elsevier Health Sciences.

- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- Guo, C.-Y., Chang, C.-C., Wang, K.-J., & Hsieh, T.-L. (2022). Assessment of a calibration-free method of cuffless blood pressure measurement: a pilot study. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 11, s. 318-329. doi:10.1109/JTEHM.2022.3209754
- Haddad, S., Boukhayma, A., & Caizzzone, A. (2021). Continuous PPG-based blood pressure monitoring using multi-linear regression. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 26(5), s. 2096--2105. doi:10.1109/JBHI.2021.3128229
- Hales, S. (1733). *Statical essays...* (Cilt 2). W. Innys and R. Manby...; T. Woodward... and J. Peele.
- Hall, J. E., & Guyton, A. C. (2006). *Textbook of Medical Physiology* (12 b.). Elsevier.
- Hall, J. E., & Hall, M. E. (2020). *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology E-Book: Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology E-Book*. Elsevier Health Sciences.
- Hawkins, D. M. (2004). The problem of overfitting. *Journal of chemical information and computer sciences*, 44(1), s. 1-12. doi:10.1021/ci0342472
- Hawley Cartwright, C. (1930). Infrared transmission of the flesh. *Journal of the Optical Society of America (1917-1983)*, 2(2), s. 81.
- Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines*, 3/E. Pearson Education India.
- He, F. J., & MacGregor, G. A. (2007). Blood pressure is the most important cause of death and disability in the world. *European heart journal supplements*, 9(Supplement B), s. B23-B28.
- Hertzman, A. B. (1937). Observations on the finger volume pulse recorded photoelectrically. *Am. J. Physiol.*, 119, s. 334-335.
- Holz, C., & Wang, E. J. (2017). Glabella: Continuously sensing blood pressure behavior using an unobtrusive wearable device. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 1(3), s. 1-23. doi:10.1145/3132024
- Houthuizen, P., Bracke, F. A., & Van Gelder, B. M. (2011). Atrioventricular and interventricular delay optimization in cardiac resynchronization therapy: physiological principles and overview of available methods. *Heart failure reviews*, 16, s. 263-276.
- Hsia, C. C. (1998). Respiratory function of hemoglobin. *New England Journal of Medicine*, 338(4), s. 239-248.
- Hsieh, Y.-Y., Wu, C.-D., Lu, S.-S., & Tsao, Y. (2016). A linear regression model with dynamic pulse transit time features for noninvasive blood pressure prediction. *2016 IEEE biomedical circuits and systems conference (BioCAS)* (s. 604-607). IEEE. doi:10.1109/BioCAS.2016.7833867

- Hu, T., Wu, Q., & Zhou, D.-X. (2016). Convergence of gradient descent for minimum error entropy principle in linear regression. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 64(24), s. 6571-6579. doi:10.1109/TSP.2016.2612169
- Huynh, T. H., Jafari, R., & Chung, W.-Y. (2018). Noninvasive cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and impedance plethysmography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(4), s. 967-976. doi:10.1109/TBME.2018.2865751
- Iaizzo, P. A. (2010). *Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices*. Springer Science & Business Media. doi:10.1007/978-3-319-19464-6
- IEEE Standards, A. (2014). *1708--2014—IEEE Standard for Wearable Cuffless Blood Pressure Measuring Devices*. IEEE. doi:10.1109/IEEESTD.2014.6882122
- Imholz, B. P., Wieling, W., van Montfrans, G. A., & Wesseling, K. H. (1998). Fifteen years experience with finger arterial pressure monitoring: assessment of the technology. *Cardiovascular research*, 38(3), s. 605-616.
- Imholz, B., Wieling, W., Langewouters, G., & Van Montfrans, G. (1991). Continuous finger arterial pressure: utility in the cardiovascular laboratory. *Clinical Autonomic Research*, 1, s. 43-53.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning* (Cilt 112). Springer. doi:10.1007/978-1-4614-7138-7
- Javorka, K., Haskova, K., Czipelova, B., Zibolen, M., & Javorka, M. (2021). Blood Pressure Variability and Baroreflex Sensitivity in Premature Newborns—An Effect of Postconceptional and Gestational Age. *Frontiers in Pediatrics*, 9, s. 653573. doi:10.3389/fped.2021.653573
- Jeon, Y. J., & Kang, S. J. (2019). Wearable sleepcare kit: Analysis and prevention of sleep apnea symptoms in real-time. *IEEE Access*, 7, s. 60634-60649. doi:10.1109/ACCESS.2019.2913849
- Johnson, K. A., Partsch, D. J., Gleason, P., & Makay, K. (1999). Comparison of two home blood pressure monitors with a mercury sphygmomanometer in an ambulatory population. *Pharmacotherapy: The Journal of Human Pharmacology and Drug Therapy*, 19(3), s. 333-339.
- Kachuee, M., Kiani, M. M., Mohammadzade, H., & Shabany, M. (2015). Cuff-less high-accuracy calibration-free blood pressure estimation using pulse transit time. *2015 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS)* (s. 1006-1009). IEEE. doi:10.1109/ISCAS.2015.7168806
- Kachuee, M., Kiani, M. M., Mohammadzade, H., & Shabany, M. (2016). Cuffless blood pressure estimation algorithms for continuous health-care monitoring. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(4), s. 859-869. doi:10.1109/TBME.2016.2580904

- Kalra, P., & Sharma, V. (2023). Mental stress assessment using PPG signal a deep neural network approach. *IETE Journal of Research*, 69(2), 879-885. doi:10.1080/03772063.2020.1844068
- Keele, C. A., & Neil, E. (1971). *Samson Wright's applied physiology* (12 b.). Oxford University Press.
- Kemmotsu, O., Ueda, M., Otsuka, H., Yamamura, T., Okamura, A., Ishikawa, T., . . . Eckerle, J. S. (1991). Blood pressure measurement by arterial tonometry in controlled hypotension. *Anesthesia & Analgesia*, 73(1), s. 54-58.
- Khanna, A., Hoppe, P., & Saugel, B. (2019). Automated continuous noninvasive ward monitoring: future directions and challenges. *Critical Care*, 23, s. 1-5.
- Kim, N., Krasner, A., Kosinski, C., Wininger, M., Qadri, M., Kappus, Z., . . . Craelius, W. (2016). Trending autoregulatory indices during treatment for traumatic brain injury. *Journal of clinical monitoring and computing*, 30, s. 821-831.
- Kim, Y., Lee, J., Hong, H., Park, S., & Ryu, W. (2023). Self-powered wearable micropylramid piezoelectric film sensor for real-time monitoring of blood pressure. *Advanced Engineering Materials*, 25(2), s. 2200873. doi:10.1002/adem.202200873
- Kroeker, C. (2018). Cardiovascular system: anatomy and physiology. *Cardiovascular Mechanics*, 2(5), s. 1.
- Kuo, C.-H., Wu, C.-J., Chou, H.-C., Chen, G.-T., & Kuo, Y.-C. (2017). Development of a blood pressure measurement instrument with active cuff pressure control schemes. *Journal of healthcare Engineering*, 2017. doi:10.1155/2017/9128745
- Kurylyak, Y., Lamonaca, F., & Grimaldi, D. (2013). A Neural Network-based method for continuous blood pressure estimation from a PPG signal. *2013 IEEE International instrumentation and measurement technology conference (I2MTC)* (s. 280-283). IEEE. doi:10.1109/I2MTC.2013.6555424
- Kyriacou, P. A., & Allen, J. (2021). *Photoplethysmography: technology, signal analysis and applications*. Academic Press.
- Lamia, B., Chemla, D., Richard, C., & Teboul, J.-L. (2005). Clinical review: interpretation of arterial pressure wave in shock states. *Critical Care*, 9, s. 1-6.
- Lamonaca, F., Barbe, K., Kurylyak, Y., Grimaldi, D., Van Moer, W., Furfaro, A., & Spagnuolo, V. (2013). Application of the artificial neural network for blood pressure evaluation with smartphones. *2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*. 1, s. 408-412. IEEE. doi:10.1109/IDAACS.2013.6662717
- Lee, S., Huang, H., & Zelen, M. (2004). Early detection of disease and scheduling of screening examinations. *Statistical methods in medical research*, 13(6), s. 443-456.

- Lewington, S., Clarke, R., Qizilbash, N., Peto, R., & Collins, R. (2003). Age-specific relevance of usual blood pressure to vascular mortality. *The Lancet*, 361(9366), s. 1391-1392.
- Li, J., Jia, H., Zhou, J., Huang, X., Xu, L., Jia, S., . . . others. (2023). Thin, soft, wearable system for continuous wireless monitoring of artery blood pressure. *Nature communications*, 14(1), s. 5009. doi:10.1038/s41467-023-40763-3
- Li, J., Somers, V. K., Gao, X., Chen, Z., Ju, J., Lin, Q., . . . Zhang, L. (2021). Evaluation of optimal diastolic blood pressure range among adults with treated systolic blood pressure less than 130 mm Hg. *JAMA network open*, 4(2), s. e2037554-e2037554.
- Li, P., & Laleg-Kirati, T.-M. (2021). Central blood pressure estimation from distal PPG measurement using semiclassical signal analysis features. *IEEE Access*, 9, s. 44963-44973. doi:10.1109/ACCESS.2021.3065576
- Lindberg, L., & Öberg, P. (1991). Photoplethysmography: Part 2 influence of light source wavelength. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 29, s. 48-54.
- Lindqvist, A. (1995). Beat-to-beat agreement of non-invasive finger artery and invasive radial artery blood pressure in hypertensive patients taking cardiovascular medication. *Clinical physiology*, 15(3), s. 219-229. doi:10.1111/j.1475-097X.1995.tb00513.x
- Liu, A.-B., Hsu, P.-C., Chen, Z.-L., & Wu, H.-T. (2011). Measuring pulse wave velocity using ECG and photoplethysmography. *Journal of medical systems*, 35, s. 771-777. doi:10.1007/s10916-010-9469-0
- Liu, Z.-D., Liu, J.-K., Wen, B., He, Q.-Y., Li, Y., & Miao, F. (2018). Cuffless blood pressure estimation using pressure pulse wave signals. *Sensors*, 18(12), s. 4227. doi:10.3390/s18124227
- Li-wei, H. L., Saeed, M., Talmor, D., Mark, R., & Malhotra, A. (2013). Methods of blood pressure measurement in the ICU. *Critical care medicine*, 41(1), s. 34-40.
- Magder, S. A. (2014). The highs and lows of blood pressure: toward meaningful clinical targets in patients with shock. *Critical care medicine*, 42(5), s. 1241-1251.
- Major, R. H. (1930). The history of taking the blood pressure. *Annals of Medical History*, 2(1), s. 47-55.
- Mandal, A., Morali, A., Skorobogatiy, M., & Bodkhe, S. (2024). 3D Printing of Polyvinylidene Fluoride-Based Piezoelectric Sensors for Noninvasive Continuous Blood Pressure Monitoring. *Advanced Engineering Materials*, 26(1), s. 2301292. doi:10.1002/adem.202301292
- Maqsood, S., Xu, S., Springer, M., & Mohawesh, R. (2021). A benchmark study of machine learning for analysis of signal feature extraction techniques for blood pressure estimation using photoplethysmography (PPG). *IEEE Access*, 9, s. 138817-138833. doi:10.1109/ACCESS.2021.3117969

- Markandu, N., Whitcher, F., Arnold, A., & Carney, C. (2000). The mercury sphygmomanometer should be abandoned before it is proscribed. *Journal of Human Hypertension*, 14(1), s. 31-36.
- Matthes, K. (1935). Untersuchungen über die Sauerstoffsättigung des menschlichen Arterienblutes. *Naunyn-Schmiedebergs Archiv für experimentelle Pathologie und Pharmakologie*, 179, s. 698-711.
- Mauck, G., Smith, C., Geddes, L., & Bourland, J. (1980). The meaning of the point of maximum oscillations in cuff pressure in the indirect measurement of blood pressure—part II. *Journal of Biomechanical Engineering*, 102(1), s. 28-33. doi:10.1115/1.3138195
- McGhee, B. H., & Bridges, E. J. (2002). Monitoring arterial blood pressure: what you may not know. *Critical care nurse*, 22(2), s. 60-79.
- Michard, F., Sessler, D. I., & Saugel, B. (2018). Non-invasive arterial pressure monitoring revisited. *Intensive Care Medicine*, 44, s. 2213-2215.
- Min, S., Kim, D. H., Joe, D. J., Kim, B. W., Jung, Y. H., Lee, J. H., . . . others. (2023). Clinical validation of a wearable piezoelectric blood-pressure sensor for continuous health monitoring. *Advanced Materials*, 35(26), s. 2301627. doi:10.1002/adma.202301627
- Mitchell, T. (2016). *Wonders of the Human Body: Cardiovascular & Respiratory Systems (Wonders of the Human Body: Introduction to Anatomy & Physiology)*. Master Books.
- Molitor, H., & Kniazuk, M. (1936). {A new bloodless method for continuous recording of peripheral circulatory changes. *Journal of Pharmacology and Experimental Therapeutics*, 57(1), s. 6-18.
- Mousavi, S. S., Firouzmand, M., Charmi, M., Hemmati, M., Moghadam, M., & Ghorbani, Y. (2019). Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using A whole-based method. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47, s. 196-206. doi:10.1016/j.bspc.2018.08.022
- Muhammad, K., Ayoub, M. A., & Iratni, R. (2021). Vascular inflammation in cardiovascular disease: Is immune system protective or bystander? *Current Pharmaceutical Design*, 27(18), s. 2141-2150.
- Mukkamala, R., Hahn, J. O., Inan, O. T., Mestha, L. K., Kim, C. S., Töreyn, H., & Kyal, S. (2015). Toward ubiquitous blood pressure monitoring via pulse transit time: theory and practice. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 62(8), s. 1879-1901.
- Mukkamala, R., Stergiou, G. S., & Avolio, A. P. (2022). Cuffless blood pressure measurement. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 24, s. 203-230. doi:10.1146/annurev-bioeng-110220-014644
- Muntner, P., Shimbo, D., Carey, R. M., Charleston, J. B., Gaillard, T., Misra, S., . . . others, a. (2019). Measurement of blood pressure in humans: a scientific statement from the

- American Heart Association. *Hypertension*, 73(5), s. e35-e66. doi:10.1161/HYP.0000000000000087
- Ng, K.-G. (1998). *Oscillometric blood pressure measurement and simulation*. Queen's University at Kingston.
- Nitzan, M., Khanokh, B., & Slovik, Y. (2001). The difference in pulse transit time to the toe and finger measured by photoplethysmography. *Physiological measurement*, 23(1), s. 85. doi:10.1088/0967-3334/23/1/308
- O'Brien, E., Petrie, J., Littler, W., De Swiet, M., Padfield, P. L., Altman, D., . . . others. (1993). The British Hypertension Society protocol for the evaluation of blood pressure measuring devices. *J hypertension*, 11(Suppl 2), s. S43-S62.
- Obrist, P. A., Light, K. C., McCubbin, J. A., Hutcheson, J. S., & Hoffer, J. L. (1979). Pulse transit time: Relationship to blood pressure and myocardial performance. *Psychophysiology*, 16(3), s. 292-301. doi:10.1111/j.1469-8986.1979.tb02993.x
- Ogedegbe, G., & Pickering, T. (2010). Principles and techniques of blood pressure measurement. *Cardiology clinics*, 28(4), s. 571-586.
- Pavan, M. V., Saura, G. E., Korkes, H. A., Nascimento, K. M., Madeira Neto, N. D., Dávila, R., . . . Almeida, F. A. (2012). Similarity between blood pressure values assessed by auscultatory method with mercury sphygmomanometer and automated oscillometric digital device. *Brazilian Journal of Nephrology*, 34, s. 43-49. doi:10.1590/S0101-28002012000100007
- Payne, R., Symeonides, C., Webb, D., & Maxwell, S. (2006). Pulse transit time measured from the ECG: an unreliable marker of beat-to-beat blood pressure. *Journal of Applied Physiology*, 100(1), s. 136-141. doi:10.1152/jappphysiol.00657.2005
- Peng, C., Chen, M., Sim, H. K., Zhu, Y., & Jiang, X. (2020). Noninvasive and nonocclusive blood pressure monitoring via a flexible piezo-composite ultrasonic sensor. *IEEE Sensors Journal*, 21(3), s. 2642-2650. doi:10.1109/JSEN.2020.3021923
- Perloff, D., Grim, C., Flack, J., Frohlich, E. D., Hill, M., McDonald, M., & Morgenstern, B. Z. (1993). Human blood pressure determination by sphygmomanometry. *Circulation*, 88(5), s. 2460-2470.
- Pickering, T. G. (2003). What will replace the mercury sphygmomanometer? *Blood pressure monitoring*, 8(1), s. 23-25.
- Pickering, T. G., Shimbo, D., & Haas, D. (2006). Ambulatory blood-pressure monitoring. *New England Journal of Medicine*, 354(22), s. 2368-2374.
- Plowright, C., & Sumnall, R. (2022). Essential critical care skills 3: arterial line care. *Nursing Times [online]*, 118(1), s. 24-26.
- Poon, C., & Zhang, Y. (2006). Cuff-less and noninvasive measurements of arterial blood pressure by pulse transit time. *2005 IEEE engineering in medicine and biology 27th annual conference* (s. 5877-5880). IEEE. doi:10.1109/IEMBS.2005.1615827

- Ristuccia, H. L., Grossman, P., Watkins, L. L., & Lown, B. (1997). Incremental bias in Finapres estimation of baseline blood pressure levels over time. *Hypertension*, 29(4), s. 1039-1043. doi:10.1161/01.HYP.29.4.1039
- Rodgers, A., & MacMahon, S. (1999). Blood pressure and the global burden of cardiovascular disease. *Clinical and Experimental Hypertension*, 21(5-6), s. 543-552.
- Sahu, D., & Bhaskaran, M. (2010). Palpatory method of measuring diastolic blood pressure. *Journal of Anaesthesiology Clinical Pharmacology*, 26(4), s. 528-530.
- Salinet Jr, J. L., & Silva, O. L. (2019). ECG signal acquisition systems. *Developments and Applications for ECG Signal Processing* (s. 29-51). içinde Academic Press. doi:10.1016/B978-0-12-814035-2.00008-6
- Salvi, P., Grillo, A., & Parati, G. (2015). Noninvasive estimation of central blood pressure and analysis of pulse waves by applanation tonometry. *Hypertension Research*, 30(10), s. 646-648. doi:10.1038/hr.2015.78
- Samartkit, P., Pullteap, S., & Bernal, O. (2022). A non-invasive heart rate and blood pressure monitoring system using piezoelectric and photoplethysmographic sensors. *Measurement*, 196, s. 111211. doi:10.1016/j.measurement.2022.111211
- Shah, A. S., Dolan, L. M., D'Agostino Jr, R. B., Standiford, D., Davis, C., Testaverde, L., . . . Group, S. f. (2012). Comparison of mercury and aneroid blood pressure measurements in youth. *Pediatrics*, 129(5), s. e1205-e1210. doi:10.1542/peds.2011-3087
- Shahbabu, B., Dasgupta, A., Sarkar, K., & Sahoo, S. K. (2016). Which is more accurate in measuring the blood pressure? A digital or an aneroid sphygmomanometer. *Journal of clinical and diagnostic research: JCDR*, 10(3), s. LC11. doi:10.7860/JCDR/2016/14351.7458
- Sharifi, I., Goudarzi, S., & Khodabakhshi, M. B. (2019). A novel dynamical approach in continuous cuffless blood pressure estimation based on ECG and PPG signals. *Artificial intelligence in medicine*, 97, s. 143-151. doi:10.1016/j.artmed.2018.12.005
- Sharma, M., Barbosa, K., Ho, V., Griggs, D., Ghirmai, T., Krishnan, S. K., . . . Cao, H. (2017). Cuff-less and continuous blood pressure monitoring: a methodological review. *Technologies*, 5(2), s. 21.
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2020). Activation functions in neural networks. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 4(12), s. 310-316.
- Shevchenko, Y. L., & Tsitlik, J. E. (1996). 90th Anniversary of the development by Nikolai S. Korotkoff of the auscultatory method of measuring blood pressure. *Circulation*, 94(2), s. 116-118.
- Shin, H., & Min, S. D. (2017). Feasibility study for the non-invasive blood pressure estimation based on ppg morphology: Normotensive subject study. *Biomedical engineering online*, 16, s. 1-14. doi: 10.1186/s12938-016-0302-y

- Silke, B., & McAuley, D. (1998). Accuracy and precision of blood pressure determination with the Finapres: an overview using re-sampling statistics. *Journal of human hypertension*, 12(6), s. 403-409.
- Slapnicar, G., Lustrek, M., & Marinko, M. (2018). Continuous blood pressure estimation from PPG signal. *Informatica*, 42(1), s. 33-42.
- Smith, B., Munn, K., & Papakin, I. (2004). Bodily systems and the spatial-functional structure of the human body. *Ontologies in Medicine*, 102, 39-63. doi:10.3233/978-1-60750-945-5-39
- Solà, J., & Delgado-Gonzalo, R. (2019). *The handbook of cuffless blood pressure monitoring*. Springer.
- Staessen, J. A., Wang, J., Bianchi, G., & Birkenhäger, W. H. (2003). Essential hypertension. *The Lancet*, 361(9369), s. 1629-1641.
- Stefanovska, A. (1999). Physics of the human cardiovascular system. *Contemporary Physics*, 40(1), s. 31-55.
- Stevens, R., Sanders, S., Ward, A., McManus, R., & Heneghan, C. (2011). Type and accuracy of sphygmomanometers in primary care: a cross-sectional observational study. *British Journal of General Practice*, 61(590), s. e598-e603.
- Tan, C. O. (2012). Defining the characteristic relationship between arterial pressure and cerebral flow. *Journal of applied physiology*, 113(8), s. 1194-1200. doi:10.1152/jappphysiol.00783.2012
- Tanveer, M. S., & Hasan, M. K. (2019). Cuffless blood pressure estimation from electrocardiogram and photoplethysmogram using waveform based ANN-LSTM network. *Biomedical Signal Processing and Control*, 51, s. 382-392. doi:10.1016/j.bspc.2019.02.028
- Teng, X., & Zhang, Y. (2003). Continuous and noninvasive estimation of arterial blood pressure using a photoplethysmographic approach. *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No. 03CH37439)*. 4, s. 3153-3156. IEEE. doi:10.1109/IEMBS.2003.1280811
- Thambiraj, G., Gandhi, U., Mangalanathan, U., Jose, V. J., & Anand, M. (2020). Investigation on the effect of Womersley number, ECG and PPG features for cuff less blood pressure estimation using machine learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 60, s. 101942. doi:10.1016/j.bspc.2020.101942
- Valler-Jones, T., & Wedgbury, K. (2005). Measuring blood pressure using the mercury sphygmomanometer. *British journal of nursing*, 14(3), s. 145-150.
- Vlachopoulos, C., O'Rourke, M., & Nichols, W. W. (2011). *McDonald's blood flow in arteries: theoretical, experimental and clinical principles*. CRC press.

- Wang, Q., Xu, Y., Zeng, G., & Sun, M. (2018). Continuous Blood Pressure Estimation Based on Two-Domain Fusion Model. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018(1), s. 1981627. doi:10.1155/2018/1981627
- Wang, T.-W., & Lin, S.-F. (2020). Wearable piezoelectric-based system for continuous beat-to-beat blood pressure measurement. *Sensors*, 20(3), s. 851. doi:10.3390/s20030851
- Webster, J. (2006). *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation* (2 b., Cilt 1). Wiley-Interscience.
- Weinhaus, A. J., & Roberts, K. P. (2005). Anatomy of the human heart. *Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices*, s. 51-79.
- White, W. B., Berson, A. S., Robbins, C., Jamieson, M. J., Prisant, L. M., Roccella, E., & Sheps, S. G. (1993). National standard for measurement of resting and ambulatory blood pressures with automated sphygmomanometers. *Hypertension*, 21(4), s. 504-509. doi:10.1161/01.HYP.21.4.504
- Williams, B., Mancia, G., Spiering, W., Agabiti Rosei, E., Azizi, M., Burnier, M., . . . others. (2018). 2018 ESC/ESH Guidelines for the management of arterial hypertension: The Task Force for the management of arterial hypertension of the European Society of Cardiology (ESC) and the European Society of Hypertension (ESH). *European heart journal*, 39(33), s. 3021-3104.
- World Health Organization. (2013). *High blood pressure: country experiences and effective interventions utilized across the European Region*.
- World Health Organization. (2024, 04 27). <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/hypertension> adresinden alındı
- Yarows, S. A., & Qian, K. (2001). Accuracy of aneroid sphygmomanometers in clinical usage: University of Michigan experience. *Blood Pressure Monitoring*, 6(2), s. 101-106.
- Yi, Z., Liu, Z., Li, W., Ruan, T., Chen, X., Liu, J., . . . Zhang, W. (2022). Piezoelectric dynamics of arterial pulse for wearable continuous blood pressure monitoring. *Advanced Materials*, 34(16), s. 2110291. doi:10.1002/adma.202110291
- Yildirim, O., & Kayikcioglu, T. (2018). Detecting cardiac arrhythmia by using time differences of double wavelength PPG peaks. *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 1-4. doi:10.1109/SIU.2018.8404846
- Zhang, J., Zhu, P., Ouyang, H., Wang, E., Xue, J., Li, Z., . . . Fan, Y. (2024). High Signal to Noise Ratio Piezoelectric Thin Film Sensor Based on Elastomer Amplification for Ambulatory Blood Pressure Monitoring. *ACS sensors*, 9, s. 1301–1309. doi:10.1021/acssensors.3c02180
- Zhou, J., Cheng, C., Qu, M., Lv, D., Liu, W., & Xie, J. (2023). Continuous and Non-Invasive Monitoring of Blood Pressure Based on Wearable Piezoelectric Micromachined Ultrasonic Transducers Array. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 32(5), s. 437-444. doi:10.1109/JMEMS.2023.3298021

Zonios, G., Shankar, U., & Iyer, V. K. (2004). Pulse oximetry theory and calibration for low saturations. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(5), s. 818-822. doi:10.1109/TBME.2004.826685



ÖZGEÇMİŞ

Ömer YILDIRIM, ilkokul, ortaokul ve lise eğitimini Ankara’da tamamladıktan sonra 2009 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı. Bir yıllık İngilizce hazırlık eğitimi süreciyle birlikte 2014 yılında Elektrik-Elektronik Mühendisi olarak Karadeniz Teknik Üniversitesi’nden mezun oldu. Eğitimine ara vermeden 2014 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda yüksek lisans eğitimine başladı. 2017 yılında yüksek lisans eğitimini tamamladı ve yüksek lisans tezi olarak yaptığı “Kalp Aritmisinin Çift Dalgaboylu PPG Sinyalleri Kullanılarak Belirlenmesi” adlı çalışması Türk Patent Enstitüsü tarafından ulusal patent olarak tescillendi. Yine eğitimine ara vermeden 2017 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda doktora eğitimine başladı. Aynı yıl Gümüşhane Üniversitesi, Torul Meslek Yüksekokulu Bilgisayar Teknolojileri bölümünde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaya başladı. 2018 yılında Gümüşhane Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü’ne görevlendirildi. 2023 yılına kadar burada çalıştıktan sonra istifa ederek Ankara’da özel bir savunma sanayi firmasında Kıdemli Donanım Tasarım Mühendisi olarak çalışmaya başladı ve halen burada çalışmaya devam etmektedir. Doktora eğitimi halen devam etmekte olup iyi seviyede İngilizce bilmektedir. Evli ve bir kız çocuğu babasıdır.

6’sı SCI/SCI-Expanded indeksli dergilerde, 3’ü diğer dergilerde, 10’u ulusal ve uluslararası konferanslarda olmak üzere toplam 19 yayını bulunmaktadır. Türk Patent Enstitüsü tarafından tescillenmiş bir patent ve bir faydalı model çalışmasında buluş sahibi olarak yer almaktadır. Bazı yayınları aşağıda verilmiştir.

Yildirim, O., Bozyel, I., Saka, K., Kayikcioglu, T., & Gokcen, D. (2021). Polydimethylsiloxane-based capacitive motion sensor and its read-out circuit. *International Journal of Circuit Theory and Applications*, 49(7), 2147-2157.

Aymelek, A., Yanik, Y., Demirtaş, B., Yıldırım, Ö., Çalik, İ., & Türker, T. (2023, September). Full-scale structural evaluations of İskenderpaşa minaret. In *Structures* (Vol. 55, pp. 1028-1044). Elsevier.

Ergun, O., Yıldırım, O., Bozyel, I., Kaymak, I., Gokcen, D., & Sennaroglu, L. (2023). The hidden cochlear implant. *The Journal of Laryngology & Otology*, 137(11), 1207-1214.