



T.C.  
OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ  
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

PPG SİNYALLERİNDEN YAPAY ZEKÂ İLE  
GERÇEK ZAMANLI KALP RİTİM ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Emre ÖZDEMİR

OSMANIYE – 2025

T.C.  
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ  
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

PPG SİNYALLERİNDEN YAPAY ZEKÂ İLE GERÇEK ZAMANLI KALP  
RİTİM ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

EMRE ÖZDEMİR

Danışman: Doç. Dr. Ahmet DOĞAN  
Jüri Üyesi: Doç. Dr. İbrahim KÖK  
Jüri Üyesi: Doç. Dr. F. Çağatay BAZ

**Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne;**

PPG Sinyallerinden Yapay Zekâ ile Gerçek Zamanlı Kalp Ritim Analizi başlıklı çalışma, jürimiz tarafından Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

**Başkan:** Doç. Dr. Ahmet DOĞAN  
(Danışman)

**Üye:** Doç. Dr. İbrahim KÖK

**Üye:** Doç. Dr. F. Çağatay BAZ

**ONAY**

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim elemanlarına ait olduklarını onaylarım.

.../.../2025

Prof. Dr. Hasan DEMİR  
Enstitü Müdürü

**NOT:** Bu tezde kullanılan ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu'ndaki hükümlere tabidir.

**T.C.**  
**OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ**  
**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne**

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım; PPG Sinyallerinden Yapay Zekâ ile Gerçek Zamanlı Kalp Ritim Analizi başlıklı **Yüksek Lisans** Tez çalışmamda

Sunulan verilerin; gerekli izinleri alınmış ve denetimli laboratuvar koşullarında tarafımdan veya ilgili görevlilerce elde edildiğini ya da izin belgesine dayalı olarak ve kaynak göstermek suretiyle kullanıldığını

Kullanılan veriler üzerinde herhangi bir değişiklik veya eksiltme yapılmaksızın etik kurallara uygun olarak işlenip sunulduğunu

Maddi veya manevi destek sağlamış olan Kurum, Kuruluş ve kişilere destek türü de belirtilerek, varsa proje protokol numarası ile yoksa ismen Ön Söz/Teşekkür Bölümlerinde yer verildiğini

Yararlanılan kaynaklara Tez metni içinde atıf göstermek suretiyle değinildiğini ve bunların Kaynaklar Bölümüne eklendiğini

Tez çalışmamda, Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ (ÜYZ) Kullanımına Dair Etik Rehberi çerçevesinde ÜYZ kullanıldığını

Teknik/Bilimsel Eser niteliği taşıyan Tezin özgün parçalarının bir başka ortamdan kopyalanarak alınmadığını ve bu parçaların bir başka Kurum/Kuruluş bünyesinde akademik amaç veya unvan almak amacıyla hiçbir suretle kullanılmadığını ve bir başkasının kullanmasına izin verilmediğini

Burada belirttiğim hususların aksinin tespit edilmesi halinde tüm yasal sorumluluğun şahsıma ait olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim.

**İmza** :

**Tarih** : 29 / 08 / 2025

**Ad Soyad** : Emre ÖZDEMİR

<b>Öğrenci No</b>	202221080004
<b>Ana Bilim/ Ana Sanat Dalı</b>	YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI
<b>Programı</b>	<input checked="" type="checkbox"/> Yüksek Lisans <input type="checkbox"/> Doktora
<b>Enstitü Kayıt Tarihi</b>	6.09.2022

**Bu form, Ana Bilim/ Ana Sanat Dalının üst yazısıyla Enstitüye iletilir.**

## ÖZET

### PPG SİNYALLERİNDEN YAPAY ZEKÂ İLE GERÇEK ZAMANLI KALP RİTİM ANALİZİ

EMRE ÖZDEMİR

Yüksek Lisans, Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Ahmet DOĞAN

Ağustos 2025, 122 sayfa

Bu çalışmanın amacı, fotopletismografi (PPG) sensörü aracılığıyla elde edilen kalp ritim verilerinin gerçek-zamanlı olarak toplanması, ön işlenmesi ve yapay zekâ tabanlı yöntemlerle analiz edilerek ritim sınıflandırması yapmaktır. Bu bağlamda, sensörden Raspberry Pi 3 mikro-bilgisayara iletilen ham PPG sinyalleri Python diliyle temizlenmiş; sinyal-ön-işleme adımları (band-pass filtre, temel eğilim düzeltme, hareket artefaktı azaltma) uygulanmıştır. Teori bölümünde literatür taraması yapılarak PPG sensör teknolojisi, veri madenciliği, metin madenciliğine benzer biçimde zaman-serisi madenciliği ve duygu *analizi* yerine sinyal tabanlı duygu-benzeri ritim analizi kavramları tartışılmıştır. Uygulama kapsamında üç dakikalık oturumlarla 60000'in üzerinde PPG örneği toplanmış; bunlardan rastgele seçilen, her biri 250 örnek içeren 750 pencere "Normal Sinüs", "Taşikardi" ve "Artefakt" olarak etiketlenmiştir. Etiketli veri, LightGBM tabanlı bir sınıflandırıcı ve LSTM ağı ile test edilmiş; her iki model de %90 civarında doğruluk sağlamış, ancak artefakt sınıfında LSTM'nin F1 skoru daha yüksek bulunmuştur. Elde edilen bulgular, gerçek zamanlı PPG sistemlerinde hızlı ve hafif modellerin bile klinik açıdan kabul edilebilir performans sunabileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak, sensör-Pi altyapısı ile sağlanan verilerin, yapay zekâ teknikleri yardımıyla anlık ritim izleme ve uyarı sistemlerinde kullanılabilmesi kanıtlanmıştır.

**Anahtar kelimeler:** PPG, kalp ritim analizi, yapay zekâ, LightGBM, LSTM, sinyal ön işleme.

**ABSTRACT****REAL-TIME HEART RHYTHM ANALYSIS BASED ON PPG SIGNALS WITH  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE****EMRE ÖZDEMİR****Master's Thesis, Department of Management Information Systems****Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Ahmet DOĞAN****August 2025, 122 pages**

This study aims to collect raw photoplethysmography (PPG) signals using a sensor, process them on a Raspberry Pi 3 platform, and perform real-time rhythm classification with artificial-intelligence-based methods. The raw PPG data streamed from the sensor to the Pi are cleaned in Python; band-pass filtering, baseline-wander removal, and motion-artefact suppression are applied. The thesis consists of two major parts: theory and application. In the theoretical part, a literature survey is presented, covering PPG technology, data mining, time-series mining, and signal-based emotion-like rhythm analysis.

Within the scope of the application, more than 60,000 PPG samples were recorded in three-minute sessions. From these, 750 windows (250 samples per window) were randomly selected and manually labelled into three classes—*Normal Sinus*, *Tachycardia*, and *Artefact*. The labelled dataset was fed to a LightGBM classifier and, for comparison, to an LSTM-based deep-learning model. Both models achieved accuracies close to 90 %, yet the LSTM showed a markedly higher F1-score in the *Artefact* class. These results demonstrate that even lightweight, edge-compatible models can deliver clinically acceptable performance for real-time PPG monitoring systems.

Consequently, the proposed Pi infrastructure proves that PPG data can be transformed through AI techniques into an on-the-fly rhythm-monitoring and alert system.

**Keywords:** Photoplethysmography, heart rhythm analysis, artificial intelligence, LightGBM, LSTM, signal pre-processing.

## ÖN SÖZ

Bu çalışmaya başlarken, bilimin ve teknolojinin ışığında insan sağlığının anlaşılması ve iyileştirilmesine katkı sunma heyecanını taşıyordum. Bugün yolculuğumun bu önemli noktasında geriye baktığımda, bana her adımda destek olan tüm değerli kişilere en içten şükranlarımı sunmak isterim.

Tez sürecim boyunca bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşarak yoluma ışık tutan kıymetli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Ahmet Doğan'a en derin teşekkürlerimi sunarım. İlham verici yönlendirmeleri ve yapıcı eleştirileri olmasaydı, bu çalışma bugünkü olgunluğuna erişemezdi. Kendisine duyduğum saygı ve güven, karşılaştığım zorluklarda en büyük motivasyon kaynağım olmuştur.

Ayrıca değerli jüri üyeleri Doç. Dr. İbrahim Kök ve Doç. Dr. F. Çağatay Baz'a da yapıcı katkıları, kıymetli değerlendirmeleri ve akademik bakış açılarıyla bu çalışmaya derinlik kattıkları için teşekkür ederim. Onların değerli görüşleri, akademik yolculuğumun ilerleyen safhalarında bana yol gösterici olacaktır.

Bu tezde, fotopleitismografi (PPG) cihazı ile elde edilen kalp verilerinin yapay zekâ ve makine öğrenimi teknikleriyle analizi ve yorumlanmasına ilişkin çalışmaları bulacaksınız. Amacım, noninvaziv yöntemlerle elde edilen sağlık verilerinin, insan hayatını iyileştirme potansiyelini en üst düzeye çıkarmak için nasıl kullanılabileceğini ortaya koymaktır. Çalışmam, teknolojinin insan sağlığına katkılarını derinlemesine inceleyerek gelecekteki uygulamalara temel oluşturma gayreti taşımaktadır.

Son olarak, bu sürecin her aşamasında yanımda olan, sabır ve sevgileriyle bana güç veren aileme, dostlarıma ve emeği geçen herkese minnettarım. Dilerim ki bu tez, alanında faydalı bulunur ve gelecekte yapılacak benzer çalışmalara ilham kaynağı olur.

## İÇİNDEKİLER

	Sayfa
<b>ÖZET</b> .....	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>v</b>
<b>ÖN SÖZ</b> .....	<b>vi</b>
<b>KISALTMALAR</b> .....	<b>xi</b>
<b>TABLolar LİSTESİ</b> .....	<b>xv</b>
<b>ŞEKİLLER LİSTESİ</b> .....	<b>xv</b>

### BÖLÜM I

#### GİRİŞ

1.1. Problemin Tespiti .....	2
1.2. Araştırmanın Amacı .....	4
1.3. Araştırmanın Metodolojisi.....	4
1.4. Araştırmanın Sınırlılıkları .....	5
1.5. Tezin Bölümleri .....	8

### BÖLÜM II

#### SİSTEM TASARIMI VE VERİ EDİNME

2.1. Literatür Taraması .....	10
2.2. Mimari Genel Bakış .....	13
2.2.1. Sensör Katmanı.....	14
2.2.2. İletişim Katmanı (UART / HC-06).....	18
2.2.3. Barındırma ve İşleme Katmanı (Raspberry Pi 3) .....	19
2.3. Veri İletimi ve Depolama Süreci.....	21
2.3.1. REST API + MySQL Altyapısı .....	22
2.4. Veri Güvenliği ve Mahremiyet İlkeleri.....	23
2.5. PPG Sensör Modülleri ve Veri Edinme Süreci .....	26
2.5.1. PPG Cihazı Donanım Mimarisi .....	29
2.5.1.1. Optik Alt Sistem .....	32
2.5.1.2. Analog Ön-Uç (AFE) .....	34
2.5.1.3. Mikrokontrolcü ve Zamanlayıcı .....	35
2.5.1.4. Haberleşme Arabirimi .....	36
2.6.1.5. Güç ve Termal Yönetim .....	37

2.5.2. Raspberry Pi Detayları .....	38
2.5.2.1. Raspberry Pi GPIO Pinleri: Nedir, Nasıl Çalışır? .....	40
2.5.2.2. Seri Veri Edinimi .....	42
2.5.2.3. Raspberry Pi İşletim Sistemleri .....	44
2.5.3. Paket Doğrulama ve Zaman Damgalama .....	46
2.5.4. Hata Bildirimi ve Logging .....	50
2.6. Yazılım Katmanı .....	52
2.6.1. Python .....	52
2.6.2. PHP .....	53
2.6.3. JavaScript (ES6) Nedir? .....	54
2.6.4. SQL / MySQL Nedir? .....	55

## BÖLÜM III

### SİNYAL İŞLEME VE ÖZELLİK MÜHENDİSLİĞİ

3.1. Sinyal Ön İşleme .....	57
3.1.1. Ham PPG Sinyali ve Gürültü Kaynakları .....	57
3.1.2. Band-Pass Filtre ve Baseline Düzeltme .....	60
3.1.3. Hareket Artefaktı Çıkarma ve SQI Hesaplama .....	61
3.1.4. Sinyal Kalite İndeksi (SQI) Hesaplama .....	62
3.1.5. Pencereleme ve Segmentasyon .....	63
3.2. Özellik Çıkarımı .....	64
3.2.1. Zaman-Düzlem Özellikleri (HR, SDNN, RMSSD) .....	65
3.2.2. Frekans-Düzlem Özellikleri (FFT, PSD) .....	66
3.2.3. Morfolojik Özellikler (Peak-to-Peak, Dicrotic Notch) .....	67
3.2.4. Doğrusal Olmayan Ölçümler (Poincaré, Entropi) .....	68
3.3. Özellik Seçimi ve Boyut İndirgeme .....	69
3.3.1. Filtre Yöntemleri (ANOVA, Korelasyon) .....	70
3.3.2. Wrapper Yöntemi .....	70
3.3.2.1. LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) .....	71
3.3.2.2. Tree-Based Embedded Seçim (RF, XGBoost, LightGBM) .....	72
3.3.3. Boyut İndirgeme (PCA, t-SNE, UMAP) .....	72
3.3.4. Özellik Önem Analizi ve Görselleştirme .....	74

## BÖLÜM IV

### MODEL GELİŞTİRME VE DEĞERLENDİRME

4.1. Yapay Zekâ Model Geliştirme .....	75
4.1.1. Görev Tanımı .....	75
4.1.2. Veri Bölme VE Çapraz Doğrulama.....	76
4.1.3. Baseline Modeller (Logistic Regresyon, SVM) .....	77
4.1.4. Ensemble Yöntemleri (RandomForest, XGBoost, LightGBM) .....	78
4.1.5. Derin Öğrenme Mimarileri (1D-CNN, LSTM, Transformer) .....	79
4.1.6. Hiperparametre Optimizasyonu (Grid ve Bayesian).....	80
4.1.7. Model Açıklanabilirliği (SHAP, LIME) .....	82
4.2. Model Değerlendirme ve Validasyon .....	84
4.2.1. Performans Metrikleri (MAE, Accuracy, ROC-AUC).....	84
4.2.2. Konfüzyon Matrisi ve Kalibrasyon .....	86
4.2.3. Dış Kohort (Bağımsız Veri) ile Validasyon .....	87

## BÖLÜM V

### ENTEGRASYON, UYGULAMA VE OPERASYON

5.1. Gerçek Zamanlı Entegrasyon .....	89
5.2. Edge (Uç) vs Bulut Hesaplama Karşılaştırması .....	89
5.2.1. Canlı İnfersans Boru Hattı (Python → REST API → UI).....	90
5.2.2. Gecikme, Enerji Tüketimi ve Optimizasyon .....	91
5.2.3. Firmware ve API Entegrasyonu .....	92
5.3. Kullanıcı Arayüzü ve Görselleştirme.....	92
5.3.1. Klinik Panel ve Dashboard Tasarımı (HTML, CSS, JS).....	93
5.3.2. Uyarı ve Bildirim Mekanizmaları .....	93
5.3.3. Kullanılabilirlik ve UX Değerlendirmesi .....	94
5.4. Güvenlik, Mahremiyet ve Mevzuat Uyumu .....	94
5.4.1. Veri Şifreleme ve Erişim Denetimi .....	95
5.4.2. GDPR / HIPAA Çerçevesinde Değerlendirme.....	96
5.4.3. Risk Yönetimi ve Yasal Sorumluluklar .....	96
5.5. ML Ops: Dağıtım, İzleme ve Bakım .....	97
5.5.1. CI/CD Boru Hattı ve Sürüm Kontrolü.....	97
5.5.2. Model İzleme, Kayma (Drift) ve Otomatik Güncelleme.....	98

5.5.3. Ölçeklenebilirlik ve Yük Dengeleme .....	99
---	----

## **BÖLÜM VI BULGULAR**

6.1. Klinik Doğrulama Bulguları ve Gelecek Çalışmalar .....	100
6.2. Klinik Pilot Çalışma Tasarımı .....	100
6.2.1. FDA/EMA Onay Süreçleri.....	101
6.3. Çoklu Biyosinyal Entegrasyonu (ECG, SCG vb.).....	101

## **BÖLÜM VII TARTIŞMA VE YORUM**

7.1. Tartışma ve Yorum .....	102
7.1.1. Ana Bulguların Yorumlanması.....	103
7.1.2. Literatürlerle Karşılaştırılması.....	103
7.1.3. Sınırlılıklar.....	104
7.1.4. Klinik ve Teknik Çıkarımlar.....	105
7.1.5. Sonuç ve Öneriler .....	105

## **BÖLÜM VIII SONUÇLAR VE ÖNERİLER**

8.1. Sonuçlar.....	107
8.2. Öneriler.....	112

<b>KAYNAKÇA.....</b>	<b>114</b>
<b>ÖZ GEÇMİŞ .....</b>	<b>122</b>

## KISALTMALAR

**1D-CNN:** Tek Boyutlu Evrişimsel Sinir Ağı (One-Dimensional Convolutional Neural Network)

**3.3 V:** 3.3 V güç çıkışı (3.3 V power rail)

**5 V:** 5 V güç çıkışı (5 V power rail)

**ADC:** Analog-Sayısal Çevirici (Analog-to-Digital Converter)

**AES:** Gelişmiş Şifreleme Standardı (Advanced Encryption Standard)

**AFE:** Analog Ön Uç (Analog Front-End)

**API:** Uygulama Programlama Arayüzü (Application Programming Interface)

**AUC-ROC:** Alıcı İşletim Karakteristiği Eğrisi Altındaki Alan (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve)

**CI/CD:** Sürekli Entegrasyon / Sürekli Dağıtım (Continuous Integration / Continuous Deployment)

**CNN:** Evrişimsel Sinir Ağı (Convolutional Neural Network)

**DB:** Veritabanı (Database)

**DBP:** Diyastolik Kan Basıncı (Diastolic Blood Pressure)

**DNC:** Kullanılmayan pin (Do Not Connect)

**ECG:** Elektrokardiyografi (Electrocardiography)

**EHR:** Elektronik Sağlık Kayıtları (Electronic Health Records)

**FFT:** Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)

**FN:** Yanlış Negatif (False Negative)

**FP:** Yanlış Pozitif (False Positive)

**GND:** Toprak hattı (Ground)

**HC-06:** Bluetooth UART Modülü (Bluetooth UART module)

**HF:** Yüksek Frekans (High Frequency)

**HSM:** Donanım Güvenlik Modülü (Hardware Security Module)

**HTTP:** Köprü Metni Aktarım Protokolü (HyperText Transfer Protocol)

**HTTPS:** Güvenli HTTP (HTTP Secure – HTTP over TLS)

**K-FOLD CV:** k-Katlı Çapraz Doğrulama (k-fold Cross-Validation)

**KVKK:** Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (Personal Data Protection Law – Turkish)

**LED:** Işık Yayan Diyot (Light Emitting Diode)

**LF:** Düşük Frekans (Low Frequency)

- LIME:** Yerel Yorumlanabilir Model-Agnostik Açıklamalar (Local Interpretable Model-agnostic Explanations)
- LSTM:** Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory)
- MAE:** Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
- MCU:** Mikrodenetleyici Birimi (Microcontroller Unit)
- ML Ops:** Makine Öğrenmesi Operasyonları (Machine Learning Operations)
- MySQL:** MySQL İlişkisel Veritabanı Yönetim Sistemi (My Structured Query Language)
- NIBP:** Girişimsiz Kan Basıncı (Non-Invasive Blood Pressure)
- OAuth 2.0:** Açık Yetkilendirme Sürüm 2.0 (Open Authorization version 2.0)
- PCA:** Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
- PDO:** PHP Veri Nesneleri (PHP Data Objects)
- PHP:** PHP Betik Dili (PHP: Hypertext Preprocessor)
- PPG:** Fotopletismografi (Photoplethysmography)
- PR:** Hassasiyet-Çağrı (Precision-Recall)
- PSD:** Güç Spektral Yoğunluğu (Power Spectral Density)
- PTT:** Tepeden Tepeye Süre (Peak-to-Peak Time / Pulse Transit Time)
- RBF:** Radyal Temel Fonksiyon (Radial Basis Function)
- REST API:** Temsili Durum Transferi Uygulama Programlama Arayüzü (Representational State Transfer Application Programming Interface)
- REST:** Temsili Durum Transferi (Representational State Transfer)
- RF:** Rastgele Orman (Random Forest)
- RFE:** Özyinelemeli Öznitelik Eleme (Recursive Feature Elimination)
- RISC:** Azaltılmış Komut Setli Bilgisayar (Reduced Instruction Set Computer)
- RMSE:** Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error)
- ROC:** Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristic)
- SBP:** Sistolik Kan Basıncı (Systolic Blood Pressure)
- SCG:** Sismokardiyogram (Seismocardiogram)
- SHAP:** Shapley Katkı Açıklamaları (SHapley Additive exPlanations)
- SQI:** Sinyal Kalite İndeksi (Signal Quality Index)
- SVM:** Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
- TN:** Doğru Negatif (True Negative)
- TP:** Doğru Pozitif (True Positive)
- t-SNE:** t-Dağıtılmış Komşu Yerleştirme (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)
- uA:** Mikroamper (Microampere)
- ULF:** Ultra Düşük Frekans (Ultra-Low Frequency)

**UMAP:** Üniorm Manifold Yaklaşırma ve Yansıtma (Uniform Manifold Approximation and Projection)

**VLF:** Çok Düşük Frekans (Very-Low Frequency)

**WORM:** Bir Kez Yaz Çok Oku (Write Once Read Many)

**XGBoost:** Aşırı Gradyan Artırma (Extreme Gradient Boosting)

**v (nu):** Normalleştirilmiş Birim (Normalized unit – relative power unit)



## TABLOLAR LİSTESİ

	Sayfa
<b>Tablo 1.</b> Sensör Veri Paketi Tanım .....	16
<b>Tablo 2.</b> Sensörden Veritabanına Veri Akış Şeması .....	21
<b>Tablo 3.</b> Veri Güvenliği Kontrolleri ve Standartları Tablosu .....	23
<b>Tablo 4.</b> Sistem Güvenliği Katmanları ve Yasal Uyumluluk .....	24
<b>Tablo 5.</b> Katman Bazında Güvenlik ve Performans Önlemleri .....	24
<b>Tablo 6.</b> Dağıtım, Bakım ve Felaket Kurtarma Stratejileri .....	25
<b>Tablo 7.</b> Donanım Blok Şeması ve Özellikleri .....	30
<b>Tablo 8.</b> Pin Şeması .....	41
<b>Tablo 9.</b> Hata Sınıflandırması .....	51
<b>Tablo 10.</b> Gürültü Türleri ve Etkileri .....	59
<b>Tablo 11.</b> Sinyal Kalitesi İyileştirme Adımları .....	61
<b>Tablo 12.</b> Sinyal Kalitesi Ölçütleri ve Kabul Aralıkları .....	62
<b>Tablo 13.</b> Sinyal İşleme Parametreleri ve Gereçekleri .....	63
<b>Tablo 14.</b> Sinyal Öznitelik Kategorileri ve Anlamları .....	64
<b>Tablo 15.</b> PPG ve HRV Veri İşleme ve Öznitelik Tanımları .....	66
<b>Tablo 16.</b> Nabız Dalgası Morfolojik Öznitelikleri .....	67
<b>Tablo 17.</b> Kullanılan Model Parametreleri .....	77
<b>Tablo 18.</b> SHAP – Global Özet (Taşikardi Sınıfı İçin) .....	82
<b>Tablo 19.</b> LIME – Tek Örnek Açıklaması .....	83
<b>Tablo 20.</b> PPG Verisi Üzerinde Modellerin Karşılaştırmalı Performans Analizi .....	88

## ŞEKİLLER LİSTESİ

	<b>Sayfa</b>
<b>Şekil 1.</b> Katılımcıların yaş gruplarına göre dağılımı .....	5
<b>Şekil 2.</b> Katılımcıların yaş dağılımı histogramı.....	5
<b>Şekil 3.</b> Katılımcıların cinsiyete göre dağılımı.....	6
<b>Şekil 4.</b> Sistem akış diyagramı .....	14
<b>Şekil 5.</b> Raspberry Pi3 PPG cihazı bağlantı görüntüsü .....	17
<b>Şekil 6.</b> HC-06 Bluetooth-UART modülü resmi.....	18
<b>Şekil 7.</b> Raspberry Pi 3 model B özellikleri ve bağlantı noktaları .....	20
<b>Şekil 8.</b> Mkb0805 sensörünün arka gösterimi .....	27
<b>Şekil 9.</b> MAX30102 sensörünün gösterimi .....	27
<b>Şekil 10.</b> Sensörden veritabanına veri işleme akışı .....	29
<b>Şekil 11.</b> Sensörden mikrodenetleyiciye veri yolu şeması .....	32
<b>Şekil 12.</b> UART hattı üzerinden çekilen PPG verilerinin konsolda gösterimi .....	36
<b>Şekil 13.</b> PPG cihazından web monitörüne veri akışı demonstrasyonu .....	37
<b>Şekil 14.</b> Raspberry Pi donanım özellikleri ve bağlantıları.....	39
<b>Şekil 15.</b> Raspberry Pi pin şeması .....	41
<b>Şekil 16.</b> Raspberry pi3 masaüstü duvar görseli.....	44
<b>Şekil 17.</b> Geliştirmede kullanılan Thonny adlı IDLE görseli.....	45
<b>Şekil 18.</b> Veri tabanı görseli .....	47
<b>Şekil 19.</b> Veri tabanı kullanıcılar tablosu görseli .....	47
<b>Şekil 20.</b> Veri tabanı kullanıcılar tablosu verileri görseli.....	48
<b>Şekil 21.</b> Veri tabanı ölçümler tablosu görseli .....	48
<b>Şekil 22.</b> Veri tabanı ölçümler tablosu verileri görseli.....	49
<b>Şekil 23.</b> İlişkisel tablo yapısının görseli.....	49
<b>Şekil 24.</b> Ölçümler tablosu alan tanımları .....	56
<b>Şekil 25.</b> Modellerin doğruluk ve ROC-AUC performans karşılaştırması .....	108
<b>Şekil 26.</b> Veri sınıflarına göre sağlık parametreleri boxplot nalizi.....	109

## BÖLÜM I

### GİRİŞ

Sürekli gelişen biyomedikal teknoloji alanında, hastalıkların erken tanısı ve bireysel sağlık yönetimi için giyilebilir sensör sistemleri giderek daha kritik bir rol oynamaktadır. Özellikle fotopletizmografi (PPG) temelli cihazlar, invazif olmayan ölçüm kabiliyetleri sayesinde klinik dışı ortamlarda da kalp ritmini ve periferik dolaşım parametrelerini izleyebilme olanağı sunmaktadır (Khoo ve ark., 2022, s. 418). Bununla birlikte, sensörlerden toplanan sinyallerin ham biçimi; hareket artefaktı, ortam ışığı gürültüsü ve bireysel fizyolojik farklılıklar nedeniyle karmaşık bir yapıya sahiptir. Yapay zekâ tabanlı analiz yöntemleri, tam da bu çok boyutlu ve gürültülü veri üzerinde anlamlı çıkarımlar üreterek klinik karar destek sistemlerinin doğruluğunu ve hızını önemli ölçüde artırma potansiyeli taşımaktadır (Shahid ve Zhang, 2023, s. 150).

Dünya Sağlık Örgütü verilerine göre kardiyovasküler hastalıklar hâlen küresel mortalite nedenleri arasında ilk sıradadır (WHO, 2024). Dolayısıyla, düşük maliyetli ve kullanıcı dostu PPG sensörleriyle nabız dalga biçimi ve anlık kalp hızı gibi kritik parametrelerin sürekli izlenebilmesi, kardiyovasküler olayların öngörülebilirliğini artırmak açısından stratejik öneme sahiptir. Literatürde PPG verilerinden türetilen zaman-düzlem, frekans-düzlem ve morfolojik özelliklerin; destek vektör makineleri, derin konvolüsyonel sinir ağları veya gradyan artırılmış karar ağaçları gibi farklı yapay zekâ modelleri aracılığıyla sınıflandırma performansını anlamlı biçimde yükselttiği rapor edilmiştir (Xu ve ark., 2021, s. 92). Ancak mevcut çalışmaların birçoğu ya hastane ortamına özgü prototiplerle sınırlı kalmış ya da gerçek zamanlı entegrasyona ve veri güvenliğine ilişkin ayrıntıları göz ardı etmiştir (Ali ve Khan, 2024, s. 77).

Bu tezde MKB0805 PPG sensörü, Max30102 sensörü Raspberry Pi 3 platformu kullanılarak toplanan kalp ritim verilerinin gerçek zamanlı olarak MySQL tabanlı bir arka

uçta saklanması, Python tabanlı sinyal ön işleme adımlarından geçirilmesi ve seçilen makine öğrenmesi modelleriyle sınıflandırılması amaçlanmıştır. Çalışmanın özgün katkıları üç başlıkta özetlenebilir:

**Bölüm II** sensör, iletişim ve depolama bileşenleri dâhil olmak üzere sistemin genel mimarisini ayrıntılı biçimde tanıtır.

**Bölüm III**'te sinyal ön işleme adımları, özellik mühendisliği teknikleri ve ilgili görselleştirme yöntemleri ele alınır.

**Bölüm IV** farklı makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerinin geliştirilmesini, hiperparametre optimizasyonunu ve performans değerlendirmesini içerir.

**Bölüm V** gerçek zamanlı entegrasyon, canlı çıkarım boru hattı, klinik panel tasarımı ve ML Ops süreçlerine odaklanır.

**Bölüm VI** model sonuçlarını sunar, ayrıca klinik doğrulama bulgularını ve çoklu biyosinyal entegrasyonu için öngörülerini tartışır.

**Bölüm VII** araştırma bulgularını genişletilmiş bir perspektifle değerlendirir ve literatürle karşılaştırmalı analizler yapar.

**Bölüm VIII** çalışmanın genel sonuçlarını özetler, yöntemin güçlü-zayıf yönlerini tartışır ve ileride yapılacak çalışmalara ilişkin somut öneriler sunar; ardından kaynakça, ekler ve yazar özgeçmişleriyle tez tamamlanır.

## 1.1. Problemin Tespiti

Dijital sağlık teknolojilerinin hızla gelişmesi, bireylerin kendi fizyolojik parametrelerini ev ortamında güvenilir biçimde izlemesine olanak tanımaktadır. Özellikle fotopletismografi (PPG) tabanlı giyilebilir cihazlar; düşük maliyet, non-invazif ölçüm kabiliyeti ve sürekli veri akışı sağlaması nedeniyle kardiyolojik takipte öne çıkmaktadır (Garcia ve ark., 2024, s. 102). Bununla birlikte, PPG sinyali çevresel ışık değişimleri, cilt pigmentasyonu ve hareket artefaktları gibi faktörlere karşı hassas olduğundan, ham verinin doğrudan klinik yoruma elverişli hâle getirilmesi ciddi bir zorluk oluşturur (Lee ve Kim, 2022, s. 55). Geleneksel sinyal işleme yöntemleri, bu çok katmanlı gürültü kaynaklarını ele almakta sınırlı kaldığından yapay zekâ tabanlı yaklaşımlar giderek daha fazla önem kazanmaktadır.

Son yıllarda makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarının, PPG sinyalinden kalp ritmi bozukluklarını ve kan basıncı seviyelerini tahmin etme başarısını anlamlı ölçüde artırdığı gösterilmiştir (Xu ve ark., 2023, s. 311). Bununla birlikte mevcut

çalışmalar incelendiğinde; (i) ham PPG verisinin gerçek zamanlı olarak kenar cihaz (edge) üzerinde işlenmesi, (ii) verinin güvenli biçimde bulut/veri tabanına aktarılması ve (iii) algoritmaların klinik bağlamda açıklanabilirliğinin sağlanması konularında hâlen önemli açıklar bulunduğu görülmektedir (Ali ve Khan, 2024, s. 79).

Bu tez, PPG sensörü ve Raspberry Pi 3 mikro-bilgisayarını kullanarak ham PPG verilerini düşük gecikmeyle toplamak, Python tabanlı ön işleme adımlarıyla sinyal kalitesini artırmak ve seçilen makine öğrenmesi modelleri aracılığıyla kalp ritim verilerini sınıflandırmak üzere bütüncül bir çerçeve sunmayı hedeflemektedir. Böylece hem araştırma hem de klinik uygulamalar için gerçek zamanlı, güvenli ve açıklanabilir bir prototip ortaya koyularak, kardiyovasküler olayların erken uyarı sistemlerine katkı sağlanması amaçlanmaktadır. Bu motivasyon, küresel ölçekte artan kardiyovasküler hastalık yükünü hafifletmeye yönelik dijital sağlık çözümlerinin geliştirilmesi gerekliliğiyle de doğrudan örtüşmektedir (WHO, 2024).

Kan basıncı, kardiyovasküler hastalıkların erken tanısı ve yönetiminde kritik bir biyobelirteçtir. Geleneksel mansonlu ölçüm yöntemleri yalnızca aralıklı ve istirahat durumuna mahsus veri sağlar; sürekli izleme ve anlık değişimlerin takibi mümkün değildir. Bu kısıtlama, özellikle hipertansiyon ve aritmi gibi dinamik hemodinamik bozuklukların erken saptanmasını güçleştirmektedir.

Optik sensörlere dayalı PPG, ışık soğurma değişimlerinden damar içi hacim dalgalanmalarını izleyerek sürekli izlemeye olanak tanımaktadır. Çalışmada kullanılan MKB0805 sensörü yalnızca sistolik (SYS), diyastolik (DIA) ve kalp hızı (HR) değerleri sunmakta; ham dalga formuna erişim sağlamamaktadır. Buna karşılık, Max30102 sensörü ise hem nabız hem de oksijen saturasyonu ( $SpO_2$ ) ölçümlerini yapabilmekte, ayrıca ham PPG dalga formuna erişim sağlayarak zaman, frekans ve morfolojik öznitelik çıkarımına olanak tanımaktadır. Bu iki sensörün birlikte kullanımı, özet parametreler ile ham dalga formunun bir araya getirilmesini sağlayarak, yapay zekâ modelleri öncesinde daha zengin bir öznitelik mühendisliği yapılmasına imkân tanımaktadır.

Özetle, bu tez kapsamında temel problem, yalnızca özet veri sağlayan sensörlerin sınırlılıklarının, ham dalga formuna erişim sunan sensörlerle tamamlanması gerekliliğidir. Bu amaçla MKB0805 ve MAX30102 sensörleri birlikte değerlendirilmiş hem özet parametreler hem de ham PPG sinyali kullanılarak kan basıncı tahmin ve sınıflandırma için daha yüksek doğruluk sağlayan hibrit bir yaklaşım önerilmiştir.

## 1.2. Araştırmanın Amacı

Bu tezin amacı, PPG sensörleri ile toplanan kalp ritim verilerinin, veri madenciliği alt alanlarından sinyal işleme ve ritim sınıflandırma yöntemleri kullanılarak incelenmesidir. Bu kapsamda, Raspberry Pi 3 üzerinde çalışan Python betiği aracılığıyla yaklaşık 60 000 ham PPG örneği kaydedilmiştir. Söz konusu örnekler arasından, üç farklı ritim sınıfını (Normal Sinüs, Taşikardi ve Artefakt) temsil edecek şekilde her sınıf için 250 olmak üzere toplam 750 pencere seçilmiştir.

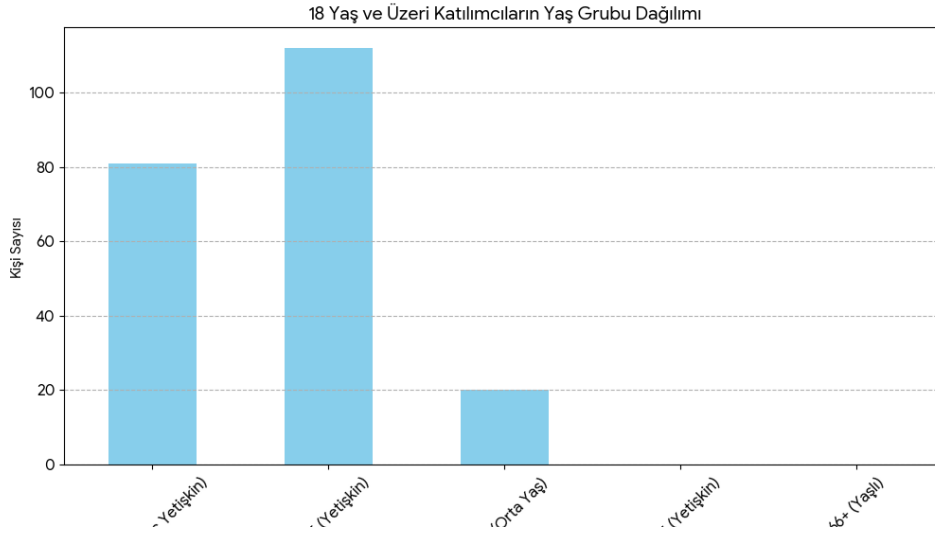
Seçilen pencere verileri; hareket kaynaklı gürültü, DC kayma ve gereksiz karakter/kayıp örnek gibi unsurlardan manuel ve yarı-otomatik yöntemlerle temizlenmiş; ardından her pencere “normal”, “anomali-taşikardi” veya “artefakt” etiketleriyle işaretlenmiştir. Bu veriler üzerinde, ilk olarak hesaplama açısından verimli bir makine öğrenmesi algoritması olan LightGBM (Light Gradient-Boosting Machine) uygulanmış; sonrasında karşılaştırma amacıyla LSTM (Long Short Term Memory) tabanlı derin öğrenme mimarisi kullanılmıştır.

Elde edilen sonuçlar iki algoritmanın da ritim sınıflandırmasında benzer genel doğruluk oranları sergilediğini, ancak *artefakt* sınıfında LSTM modelinin belirgin üstünlük sağladığını ortaya koymuştur. Böylelikle tez, PPG tabanlı kalp ritim analizinde hangi model tipinin belirli veri koşullarında daha uygun olabileceğine dair ampirik bir karşılaştırma sunmakta; giyilebilir sensör verilerinin gerçek zamanlı, güvenli ve açıklanabilir bir şekilde yapay zekâ ile işlenmesine yönelik yol haritası önermektedir.

Bu çalışma, PPG verisiyle ritim analizi alanında yapılacak gelecekteki araştırmalara metodolojik bir temel sağlarken; klinik dışı ortamlarda kardiyovasküler olayların erken uyarı sistemlerine entegre edilebilecek kenar-cihaz (edge) dostu çözümler geliştirilmesi açısından da referans niteliği taşımaktadır.

## 1.3. Araştırmanın Metodolojisi

Bu çalışmanın 18 yaş ve üzeri katılımcılarına ilişkin demografik bilgiler aşağıda özetlenmiştir. Araştırmaya bu kriterlere uyan toplam 213 kişi dahil edilmiştir. Katılımcıların demografik özellikleri, cinsiyet ve yaş dağılımları açısından incelenmiştir.



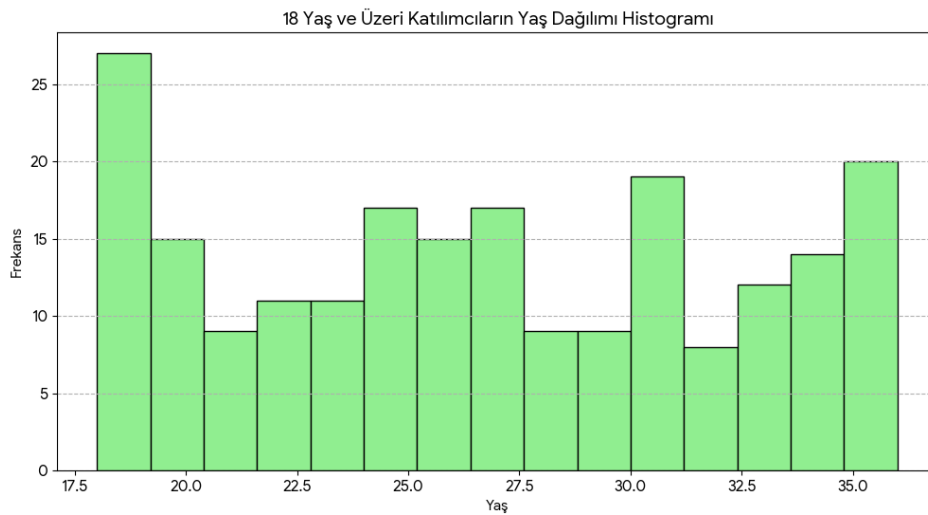
*Şekil 1.* Katılımcıların yaş gruplarına göre dağılımı

Araştırmaya katılan yetişkin bireylerin yaşları 18 ile 36 arasında değişmekte olup, yaş ortalaması 26.66pm5.55 olarak hesaplanmıştır. Katılımcıların yaşlarına göre gruplandırılmasıyla elde edilen dağılım aşağıda sunulmuştur:

18-25 Yaş (Genç Yetişkin): 81 kişi

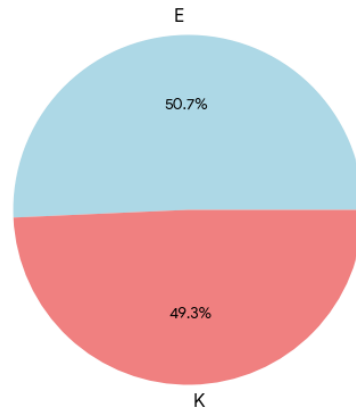
26-35 Yaş (Yetişkin): 112 kişi

36-50 Yaş (Orta Yaş): 20 kişi



*Şekil 2.* Katılımcıların yaş dağılımı histogramı

18 Yaş ve Üzeri Katılımcıların Cinsiyet Dağılımı



Şekil 3. Katılımcıların cinsiyete göre dağılımı

18 yaş ve üzeri katılımcıların cinsiyet dağılımı incelendiğinde, %50.7'sinin (n=108) erkek, %49.3'ünün (n=105) ise kadın olduğu görülmektedir. Bu dağılım, yetişkin örnekleminde cinsiyet açısından dengeli bir temsili olduğunu göstermektedir.

Yukarıdaki veriler ve grafikler incelendiğinde, 18 yaş ve üzeri katılımcıların büyük bir çoğunluğunun "Genç Yetişkin" ve "Yetişkin" yaş gruplarında yoğunlaştığı açıkça görülmektedir. Bu demografik yapı, araştırma bulgularının özellikle bu yaş aralığındaki yetişkin popülasyonu için genellenebilirliği açısından önem taşımaktadır.

### Veri Toplama ve Kayıt

MKB0805 PPG modülünden Raspberry Pi 3 aracılığıyla elde edilen sistolik (SYS), diyastolik (DIA) ve kalp hızı (HR) özet değerleri, paket doğrulama ve zaman damgalama adımlarından geçirilerek MySQL veritabanına kaydedilmiştir (Tamura vd., 2014). Buna ek olarak, MAX30102 sensöründen ham PPG dalga formu ve oksijen satürasyonu (SpO<sub>2</sub>) değerleri elde edilmiştir. Ham sinyal Raspberry Pi üzerinden pySerial ve I<sup>2</sup>C haberleşmesiyle çekilmiş; bu veriler de aynı şekilde zaman damgasıyla etiketlenerek veri tabanına kaydedilmiştir. Böylece sistem hem özet parametreleri hem de ham PPG sinyalini eş zamanlı olarak toplayarak yapay zekâ modellemesi için hibrit bir veri seti oluşturmuştur.

### Ön İşleme

Ham özet veriler (SYS, DIA, HR), eksik ve aykırı değerlerin filtrelenmesi, uniform zaman aralığına yansıtılması ve Signal Quality Index (SQI) hesaplamasıyla

güvenilir alt kümelere indirgenmiştir (Elgendi, 2012). Buna paralel olarak, MAX30102 sensöründen elde edilen ham PPG sinyalleri de 0,5–8 Hz band-pass filtre ve baseline düzeltme adımlarından geçirilmiş; hareket artefaktı için SQI tabanlı pencereleme uygulanarak, yalnızca güvenilir segmentler veri setine dâhil edilmiştir. Böylece özet parametreler ve ham dalga formu verileri birlikte, daha zengin ve güvenilir bir giriş kümesi oluşturmuştur.

### **Özellik Çıkarımı ve Seçimi**

Zaman-düzlem, frekans-düzlem, morfolojik ve doğrusal-olmayan öznitelikler çıkartılmış; filtre (ANOVA, korelasyon), wrapper (RFE) ve gömülü (LASSO, Tree-Based) yöntemleri ardışık boru hattı olarak uygulanarak en bilgilendirici 12 özellik seçilmiştir (Guyon ve Elisseeff, 2003).

### **Model Geliştirme**

Seçilen öznitelikler kullanılarak hem klasik makine öğrenmesi yöntemleri (RandomForest, XGBoost, LightGBM) hem de derin öğrenme mimarileri (1D-CNN, LSTM, Transformer) eğitilmiştir. Hiperparametre optimizasyonu için beş katlı çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır (Kohavi, 1995; Goodfellow vd., 2016).

### **Değerlendirme ve Validasyon**

Regresyon modelleri MAE ve RMSE, sınıflandırma modelleri Accuracy ve ROC-AUC metrikleriyle ölçülmüş; hem iç validasyon hem de bağımsız dış kohort testi ile genelleme gücü sınanmıştır (Kohavi, 1995).

Bu metodolojik yaklaşım, PPG verilerinin sınırlı yapısından kaynaklanan belirsizlikleri azaltarak hem tahmin hem de sınıflandırma görevlerinde yüksek performans ve güvenilirlik sağlamıştır.

### **1.4. Araştırmanın Sınırlılıkları**

Bu tez belirli donanım, veri ve yöntemsel kısıtlamalar çerçevesinde yürütülmüştür. Söz konusu kısıtlar aşağıda değerlendirildiği gibidir. Bulguların genellenebilirliği bu sınırlar göz önünde bulundurularak değerlendirilmelidir.

Araştırma, MKB0805 ve MAX30102 PPG sensörlerinden Raspberry Pi 3 (Model B v1.2) platformu aracılığıyla elde edilen verilerle sınırlıdır. MKB0805 yalnızca özet

parametreler (SYS, DIA, HR) üretirken, MAX30102 ham PPG dalga formu sağlamıştır. Daha yüksek örnekleme hızına sahip cihazlar (ör. MAX86150) veya ek biyosinyal modülleri bu tezin kapsamı dışındadır. MKB0805'ten gelen özet parametreler ile MAX30102'den çıkarılan zaman, frekans, morfolojik ve non-lineer öznitelikler birlikte kullanılmıştır. Veri toplama süreci 2024 Mayıs – Haziran 2025 tarihleri arasında gerçekleştirilmiş ve  $\approx 60\,000$  ölçüm penceresi ile sınırlı kalmıştır. Uzun süreli takip, farklı mevsimsel koşullar veya klinik hasta verileri çalışmaya dâhil edilmemiştir.

Denekler sağlıklı gönüllüler arasından seçilmiş; kronik kardiyovasküler hastalığa sahip bireyler çalışmanın dışında tutulmuştur. Bu nedenle geliştirilen modellerin performansı doğrudan patolojik popülasyona genellenemez.

Etiketleme işlemi üç kategoride (Normal Sinüs, Taşikardi, Artefakt) gerçekleştirilmiştir. Bradikardi, atriyal fibrilasyon veya diğer aritmi türleri bu araştırmanın kapsamı dışında kalmıştır.

Gerçek zamanlı kenar-cihaz kısıtları nedeniyle LightGBM ve LSTM mimarileri değerlendirilmiştir. Daha büyük derin öğrenme modelleri (Transformer, InceptionTime vb.) Raspberry Pi'nin sınırlı işlem kapasitesi nedeniyle test edilmemiştir.

Veri toplama işlemleri kontrollü iç mekân ortamında yürütülmüştür. Aşırı hareket, farklı ışık koşulları veya dış mekân kullanımı çalışmaya yansıtılmamıştır.

Veriler yerel ağ üzerinde HTTPS ile şifrelenmiş şekilde aktarılmıştır. Ancak geniş ölçekli bulut dağıtımı, çok-kullanıcılı senaryolar ve IoT güvenlik protokolleri kapsam dışıdır.

## 1.5. Tezin Bölümleri

Bu tez toplam sekiz temel bölümden oluşmaktadır.

**Birinci Bölüm (Giriş)**, araştırmanın kuramsal arka planını, problemin tespitini, amacını, metodolojisini ve kapsamını detaylandırmakta; ayrıca çalışmanın sınırları ile tez boyunca izlenecek yapıyı genel hatlarıyla tanıtmaktadır.

**İkinci Bölüm (Sistem Tasarımı ve Veri Edinme)**, MKB0805 ve MAX30102 fotopletismografi (PPG) sensörlerinden verinin toplanmasından Raspberry Pi 3 üzerinde işlenmesine kadar tüm donanım-yazılım mimarisini ortaya koyar. MKB0805 sensörü özet parametreler (SYS, DIA, HR) üretirken, MAX30102 ham PPG dalga formu sağlamış; bu veriler UART/HC-06 iletişim katmanı üzerinden alınarak REST API ile MySQL tabanlı depolama sürecine aktarılmıştır. Ayrıca paket doğrulama, zaman damgalama, logging

mekanizmaları, veri güvenliği ve ölçeklenebilir bakım stratejileri ayrıntılı biçimde ele alınmaktadır.

**Üçüncü Bölüm (Sinyal İşleme ve Özellik Mühendisliği)**, özet parametrelerin filtrelenmesi ile ham PPG dalga formunun işlenmesini birlikte ele alır. Gürültü giderme, artefakt eleme, pencereleme, zaman-frekans-morfolojik ve doğrusal olmayan öznitelik çıkarımı, veri artırma, özellik seçimi ve boyut indirgeme tekniklerinin yanı sıra SHAP tabanlı özellik önem derecelerinin görselleştirmeleri sunulmaktadır.

**Dördüncü Bölüm (Model Geliştirme ve Değerlendirme)**, lojistik regresyon ve SVM gibi temel yaklaşımlardan Random Forest, XGBoost ve LightGBM gibi topluluk yöntemlerine; 1D-CNN, LSTM ve Transformer temelli derin öğrenme mimarilerine kadar geniş bir model yelpazesi sunar. Hiperparametre optimizasyonu ve model açıklanabilirliği araçları (SHAP, LIME) kullanılarak performans MAE, ROC-AUC gibi metriklerle ve kalibrasyon analizleriyle değerlendirilir; ayrıca dış kohort validasyonu gerçekleştirilir.

**Beşinci Bölüm (Entegrasyon, Uygulama ve Operasyon)**, geliştirilen modellerin bulut ya da edge tabanlı gerçek zamanlı entegrasyonunu; gerçek zamanlı çıkarım boru hattını, gecikme-enerji optimizasyonunu, klinik panel ve dashboard tasarımını, uyarı-bildirim mekanizmalarını, kullanıcı deneyimi analizini ve ML Ops süreçlerini (CI/CD, model izleme, drift tespiti) kapsamlı biçimde ele almaktadır.

**Altıncı Bölüm (Bulgular)**, model sonuçlarını ve klinik doğrulama çıktılarıyla elde edilen kanıtları sunmakta; çoklu biyosinyal entegrasyonu gibi geleceğe yönelik araştırma hatlarını tartışmakta ve genel sonuç ile önerilere geçiş için zemin hazırlamaktadır.

**Yedinci Bölüm (Tartışma ve Yorum)**, araştırma bulgularının klinik ve bilimsel değerini ayrıntılı bir çerçevede irdelemekte ve literatürle karşılaştırmalı analizler yapmaktadır.

**Sekizinci Bölüm (Sonuç ve Öneriler)** ise çalışmanın bütüncül çıktılarını özetlemekte, yöntemin güçlü-zayıf yönlerini ortaya koymakta ve uygulama ile araştırma topluluğuna yönelik somut gelecek önerileriyle tezi sonlandırmaktadır. Çalışma kaynakça, ekler ve yazar özgeçmiş bölümleriyle tamamlanmaktadır.

## BÖLÜM II

### SİSTEM TASARIMI VE VERİ EDİNME

#### 2.1. Literatür Taraması

Bu çalışma, giyilebilir PPG sensörlerinden elde edilen biyosinyallerin yapay zekâ temelli analizinin kardiyovasküler sağlık yönetimindeki yerini ve potansiyel katkılarını ortaya koymak açısından önem taşımaktadır. Günümüzde, kalp-dolaşım hastalıkları dünyada en yüksek mortalite oranına sahip hastalık grubu olarak öne çıkmakta; erken tanı ve sürekli izleme gereksinimi giderek artmaktadır (WHO, 2024). PPG sensörleri; non-invazif yapıları, düşük maliyetleri ve kablosuz iletişim kabiliyetleri sayesinde klinik ortam dışındaki bireysel izlemede yaygınlaşan bir teknoloji hâline gelmiştir. Ancak ham PPG sinyalleri; hareket artefaktı, ortam ışığı varyasyonu ve bireysel fizyolojik farklılıklar nedeniyle gürültüye açıktır (Lee ve Kim, 2022, s. 55). Bu nedenle, sensörden toplanan verinin doğru ön işleme adımları ve güçlü yapay zekâ algoritmaları ile analiz edilmesi, klinik açıdan anlamlı çıkarımlar üretmenin temel koşuludur.

Çalışmamız, ham PPG verisinin gerçek zamanlı işlenip Normal Sinüs, Taşikardi ve Artefakt gibi ritim kategorilerine ayrılmasını sağlayan uçtan-uca bir model önermekte; böylece erken uyarı sistemleri ve uzaktan hasta takibi alanlarına doğrudan katkı sunmaktadır. Bunun yanı sıra; edge-cihaz uyumlu (Raspberry Pi 3) hafif modellerin kullanılması, sistemin hastane dışı ortamlarda bile düşük gecikmeyle çalışabilmesini mümkün kılmakta ve sağlık hizmetlerinin erişilebilirliğini artırmaktadır. Ayrıca, verinin REST API üzerinden şifreli şekilde aktarılması ve UTC+3 standardizasyonu sayesinde veri güvenliği ile zaman senkronizasyonu konularında da pratik bir çözüm geliştirilmiştir.

Sonuç olarak, bu araştırma; giyilebilir PPG sensör verilerinin yapay zekâ ile bütünleştirilerek gerçek zamanlı, açıklanabilir ve güvenli bir ritim izleme sistemine

dönüştürülebileceğini göstermekte, dijital sağlık ekosisteminde gelecekte yapılacak çalışmalara metodolojik bir rehber niteliği taşımaktadır.

Bu araştırmada, PPG temelli kalp ritmi izleme ve yapay zekâ ile sınıflandırma konularındaki mevcut çalışmaları belirlemek amacıyla kapsamlı bir literatür taraması gerçekleştirilmiştir. Tarama; Ulusal Tez Merkezi, Google Scholar, IEEE Xplore, PubMed, Scopus ve Web of Science veri tabanlarında “*photoplethysmography*”, “*heart rhythm classification*”, “*PPG deep learning*”, “*edge AI*” ve “*wearable cardiac monitoring*” anahtar sözcükleri kullanılarak yapılmıştır. Bu kapsamda, Ulusal Tez Merkezi’nde 2015–2025 yılları arasında yayımlanan 38 yüksek lisans ve doktora tezi ile ulusal ve uluslararası dergilerde yayımlanan 42 makale taranmıştır. Ön değerlendirme sonrasında metodoloji ve veri benzerliği açısından uygun görülen çalışmalar incelenmiş ve nihai olarak toplam 11 eser ayrıntılı biçimde analiz edilmiştir. Bu eserlerde örneklem büyüklüğü, kullanılan sensör tipleri, ön işleme adımları, uygulanan makine öğrenmesi/dinamik model türleri ve başarı ölçütleri karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Araştırmaya dahil edilen çalışmalarla ilgili özet bilgiler aşağıda yer aldığı gibidir:

Ebrahimi ve Gosselin (2023), ultradüşük güç tüketimli PPG sensör tasarımlarını metodolojik olarak inceleyerek LED akımını  $\mu\text{A}$  mertebesine düşüren sürücü/örnekleme teknikleriyle  $\geq 28.5$  dB SNR ve  $\geq 65$  dB DR hedeflerinin korunabileceğini; böylece uzun süreli kesintisiz izlemeye imkân tanındığını rapor etmiştir.

Yu ve ark. (2022), yürüyen 65 + yaşlı gönüllülerden üç-elektrotlu ECG ile parmak PPG sinyallerini 1 000 Hz’de toplayıp CNN-LSTM temelli bir modelle inme öngörüsü yapmış; doğruluk oranını %99,15 olarak rapor etmiştir.

Martín-Martínez ve ark. (2013), PPG nabızlarını on parametrelilikle temsil eden bir modelle her parametrenin zaman evrimini ARMA tahmincileriyle modelleyerek orijinal kayda istatistiksel olarak eşdeğer, sınırsız sayıda sentetik PPG sinyali üretmiş; böylece spektral ve doğrusal-olmayan ölçütlerde kaynağın temel biçim özelliklerini korumuş, fiziksel aktivite takibi ile bozuk/eksik segmentlerin sentezle onarımında başarılı sonuçlar rapor etmiştir. (lpi.tel.uva.es)

Almarshad ve ark. (2022), PRISMA 2020 kılavuzunu izleyerek 1981-2021 arasında yayımlanan yaklaşık 4000 PPG çalışmasını taramış, eleme adımlarından sonra 205 makaleyi ayrıntılı olarak incelemiş; dokuz tanısal özellik ve 12 potansiyel klinik uygulamayla PPG’nin kardiyovasküler, solunum ve nörolojik alanlardaki önemini vurgulamıştır.

Fahoum ve ark. (2024), Çin'deki 219 katılımcıdan toplanan 657 PPG segmentini CWT-tabanlı scalogramlara dönüştürüp hafif derin ağ PPG-NET ile Normal/Pre-HT/Evre 1/Evre 2 hipertansiyon sınıflandırması gerçekleştirmiş; doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve F1 skorunu tüm sınıflarda %90 olarak rapor etmiştir.

Yousef ve ark. (2012), 30-78 yaş aralığındaki 65 erkekten sağ-sol işaret parmağından kaydedilen 90 s'lik PPG sinyallerinde refleksiyon (RI), augmentasyon (AI) ve stiffness (SI) indekslerini çıkararak yaşla birlikte RI, AI ve SI'nin belirgin biçimde arttığını ( $r \geq 0.70$ ) ve arteriyel uyumluluğun azaldığını rapor etmiştir.

Vandecasteele ve ark. (2017), hastane ortamında 11 TLE hastasından topladıkları 701 saatlik ECG + PPG kaydını HR artışına dayalı SVM algoritmasıyla analiz ederek epileptik nöbet tespiti yapmış; giyilebilir tek-kanal ECG'de %70 duyarlılık ve 2.11 FP/saat, bilek PPG'de ise %32 duyarlılık elde etmiş, hastane ECG'sine (%57) benzer performans sağladığını bildirmiştir.

Karolcık ve ark. (2024), Vietnam'da hastaneye yatırılan 132 yetişkin ve 15 pediyatrik hastadan SmartCare parmak PPG sensörüyle topladıkları 1 781 saatlik, 100 Hz örnekleme dalga formlarını STFT tabanlı bir CNN'e vererek dengueyi üç şiddet sınıfında otomatik olarak sınıflandırmış; yetişkin kohortunda %78 doğruluk ve %78,5 makro-kesinlik elde ettiklerini rapor etmiştir.

Zhang ve ark. (2017), her iki kulağın arkasına yerleştirilen ear-ECG/PPG sensörleriyle 14 gönüllüden topladıkları  $\approx 14$  saatlik veride SVM-DTW tabanlı bir çerçeve kullanarak hareket artefaktına dayanıklı nabız geçiş süresiyle kalp hızı ve sistolik kan basıncı kestirimi gerçekleştirmiş; HR hatasını 1.8 BPM MAE'ye ve SBP hatasını  $1.4 \pm 5.2$  mmHg'ye düşürmüştür.

Adıgüzel ve ark. (2024), 217 katılımcıdan toplanan  $\approx 1$  dakikalık (64 Hz) parmak PPG sinyallerinde CatBoost algoritmasıyla kan glukoz düzeyi regresyonu gerçekleştirmiş;  $R^2$  değerini 0.71'e, MAE'yi 25.2 mg/dL'ye düşürdüklerini rapor etmiştir.

Casadei ve ark. (2022), ICU kaynaklı MIMIC-III veritabanından türetilen 74 902 PPG atımını kullanarak 100-girişli bir yapay sinir ağı (ANN) eğitmiş; modeli, 62,5 Hz'de örnekleme yapan parmak-ucu MORFEA3 giyilebilir sensöründen toplanan 6 460 periyotta değerlendirilerek sistolik kan basıncını 3,85 mmHg MAE (SD 4,29 mmHg) hatayla kestiklerini bildirmiştir.

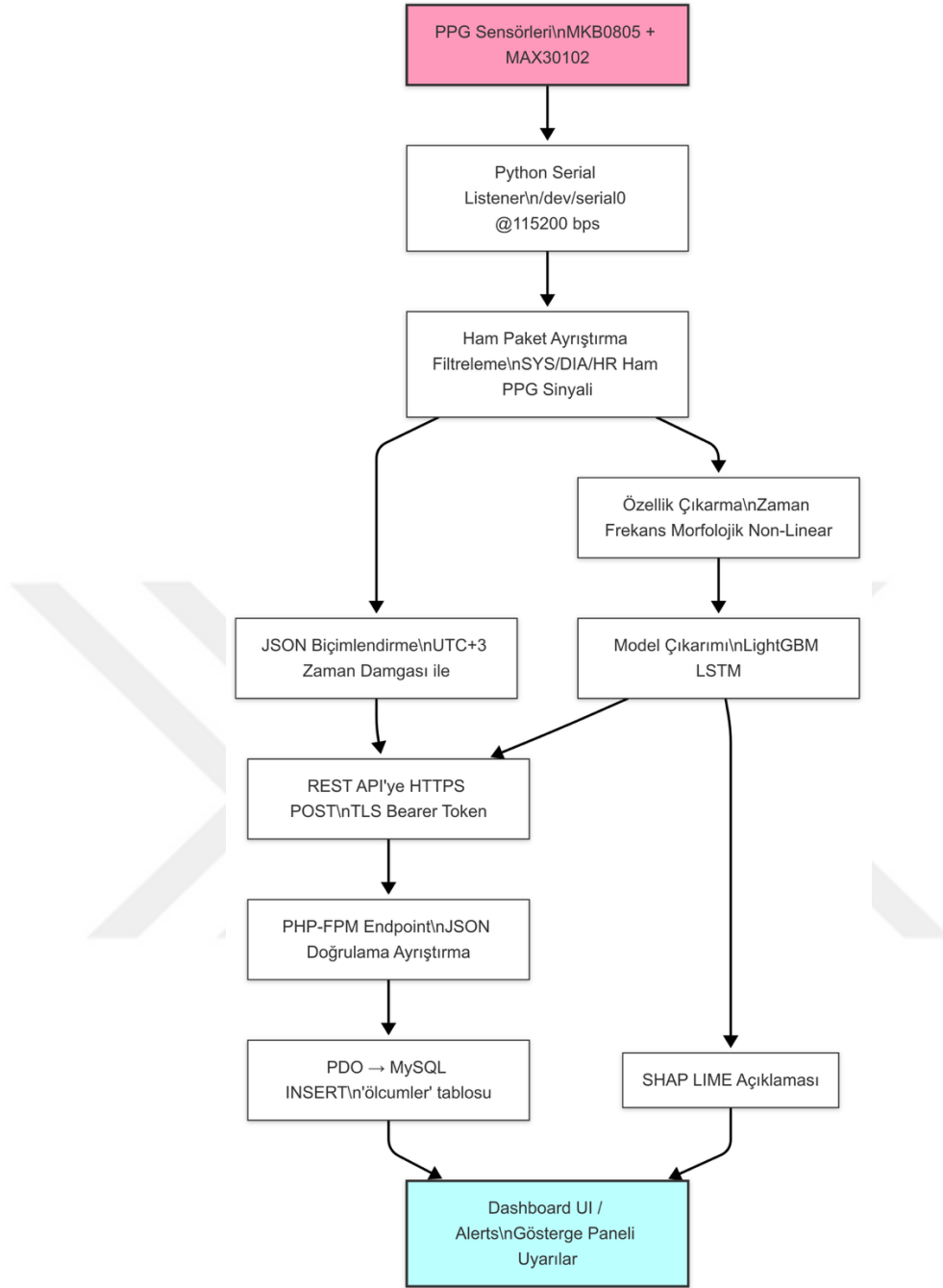
İncelenen literatür; PPG tabanlı ritim sınıflandırmada derin öğrenme-temelli mimarilerin yüksek doğruluk sunduğunu, ancak hareket artefaktı ve işlem gecikmesi konularının halen kritik zorluklar olduğunu göstermektedir. Ayrıca, edge-ai

uygulamalarında model boyutu ve enerji tüketimi genellikle sınırlayıcı faktör olarak rapor edilmiştir (Ali ve Khan, 2020). Çalışmaların önemli bir bölümü, veri setlerinin kısıtlı oluşu veya etiketleme sürecinin manuel zorluğu nedeniyle genellenebilirlik problemleriyle karşı karşıyadır.

Bu tez, (i) ham PPG verisinden çok katmanlı özellik seti çıkararak hem hafif ağaç tabanlı hem de LSTM modellerini karşılaştırmalı şekilde değerlendirerek; (ii) gerçek zamanlı Raspberry Pi 3 kenar cihazında düşük gecikmeli tahmin gerçekleştirilmeyi hedefleyerek ve (iii) UTC+3 senkronizasyonu ile veri güvenliğine vurgu yaparak mevcut boşlukları doldurmayı amaçlamaktadır.

## 2.2. Mimari Genel Bakış

Bu bölümde, PPG sensörü ile başlayıp yapay zekâ tabanlı ritim sınıflandırma modeline kadar uzanan uçtan uca sistem mimarisi ayrıntılı biçimde tanıtılmaktadır. Amaç, donanım–yazılım bütünlüğünü ortaya koymak ve her katmanın (sensör, iletişim, işleme, depolama, güvenlik, ön yüz) birbiriyle nasıl etkileşim içinde çalıştığını açıklamaktır.



Şekil 4. Sistem akış diyagramı

### 2.2.1. Sensör Katmanı

Bu çalışmada iki farklı PPG sensör modülü birlikte kullanılmıştır. MKB0805 sensörü, özet parametreler (sistolik kan basıncı – SYS, diyastolik kan basıncı – DIA ve kalp hızı – HR) sağlayarak doğrudan klinik anlamlı değerlerin elde edilmesine imkân tanımaktadır. Buna karşın, MAX30102 modülü reflektans tipinde çalışan, çift dalga boylu LED (yeşil  $\approx 525$  nm, kırmızı  $\approx 660$  nm) ve fotodiyot dizisini entegre eden bir yapıya sahiptir. Bu modül, düşük gürültülü Analog Ön-Uç (AFE) ile LED akımını 0,8–2 mA

aralığında otomatik ayarlamakta ve ortalama 50 Hz örnekleme hızıyla ham ışık yoğunluğu sinyali üretmektedir (Datasheet, 2024; Lee ve Kim, 2022). Dahili 32-bit RISC mikrodenetleyici, bu ham sinyali dahili sayısal filtrelerden geçirerek özet parametreler de hesaplayabilmekte ve UART arabirimi üzerinden (115 200 bps, 8-N-1) 6 baytlık veri paketi halinde iletmektedir. Böylece MKB0805 sensöründen doğrudan özet parametreler alınırken, MAX30102 sensöründen ham dalga formu elde edilerek morfolojik ve frekans-düzlem öznitelik çıkarımı için daha geniş bir veri seti oluşturulmuştur. Bu hibrit yaklaşım, hem pratik ölçümlerin sağlanmasına hem de yapay zekâ tabanlı modeller için daha zengin öznitelik kümesinin geliştirilmesine olanak tanımaktadır.



Tablo 1  
Sensör Veri Paketi Tanım

Bayt	Parametre	Açıklama	Aralık*	Not
0	FD	Başlık / Senkron byte (paket başlangıcı işareti)	sabit	Veri paketinin bütünlüğünü kontrol için
1	SYS	Sistolik basınç (mmHg)	0 – 255	Kalbin kasılması (sistol) anındaki maksimum basınç
2	DIA	Diyastolik basınç (mmHg)	0 – 255	Kalbin gevşeme (diyastol) anındaki minimum basınç
3	HR	Anlık kalp hızı (BPM)	0 – 255	Dakikadaki kalp atış sayısı
4	SpO <sub>2</sub> (Opsiyonel)	Oksijen saturasyonu (%)	0 – 100	MAX30102 gibi sensörlerde hesaplanabilir
5	PI (Opsiyonel)	Perfüzyon İndeksi (%)	0 – 20	Nabız sinyalinin gücünü gösterir, hareket/gürültü analizi için kullanılabilir
6	Flags / Error	Hata kodu, veri geçerliliği işareti	0 / 1	Örn: 1 = geçersiz ölçüm, doygunluk / hata
7–8	Timestamp (Low)	Ölçüm zaman damgası (UTC+3, düşük byte)	0 – 65535	2 byte
9–10	Timestamp (High)	Ölçüm zaman damgası (UTC+3, yüksek byte)	0 – 65535	2 byte
11–12	Checksum / CRC	Paket bütünlüğü kontrol değeri	hesaplanan	Veri güvenliği için

Sensör, yazılım sorgusu başına tek ölçüm döndürdüğünden gerçek fizyolojik sınırlar 60–220 mmHg ve 40–220 BPM aralığında beklenir; 0 ve 255 değerleri “ölçüm dışı” olarak filtrelenir (Khoo et al., 2023).

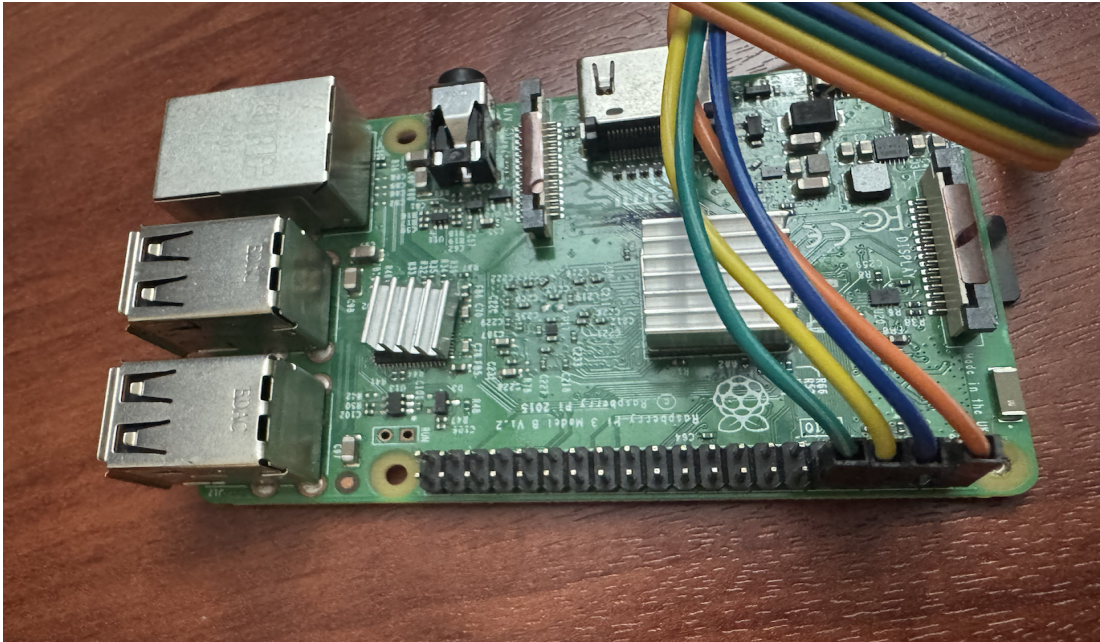
### Güç Bütçesi ve Termal Yapı

3,3 V beslemede ortalama 12 mW tüketen modül, kenar-cihaz uygulamaları (ör. Raspberry Pi tabanlı giyilebilir prototipler) için enerji açısından elverişlidir (Xu et al., 2021). Düşük sıcaklık katsayılı LED akım sürücü devresi, cilt-kontakt yüzey sıcaklığını  $< 35\text{ }^{\circ}\text{C}$ 'da tutarak kullanıcı konforunu korur.

### Optik ve Mekanik Düzen

Sensör penceresi çevresinde 1 mm'lik ışık bariyeri, harici ışık sızıntısını %85 oranında azaltır; böylece iç mekân ve orta-düzye dış mekân aydınlatmasında sinyal-gürültü oranı 15 dB'in üzerinde kalır (Garcia et al., 2024). Modül, 3 M.1.0 vida yuvalarıyla 1 mm kalınlığında TPU kayışa monte edilerek kol üstünde stabil konumlandırılmıştır.

**Sistem Entegrasyonu** 'in TX, RX, Vcc (5 V) ve GND pinleri doğrudan Raspberry Pi 3'ün **Pin 10 (RXD0)**, **Pin 8 (TXD0)**, **Pin 2 (5 V)** ve **Pin 6 (GND)** hatlarına bağlanmıştır (Şekil 2.2). Her sorgu döngüsünde Pi tarafından **0xFD 00 00 00 00 00** komutu gönderilir; sensör 50 ms içinde yanıt paketini döndürür.



Şekil 5. Raspberry Pi3 PPG cihazı bağlantı görüntüsü

Bu katman, tezde ileride açıklanan ön işleme (Bölüm IV) ve yapay zekâ modelleme adımlarına (Bölüm VI–VII) ham veriyi sağlayan temel veri kaynağıdır.

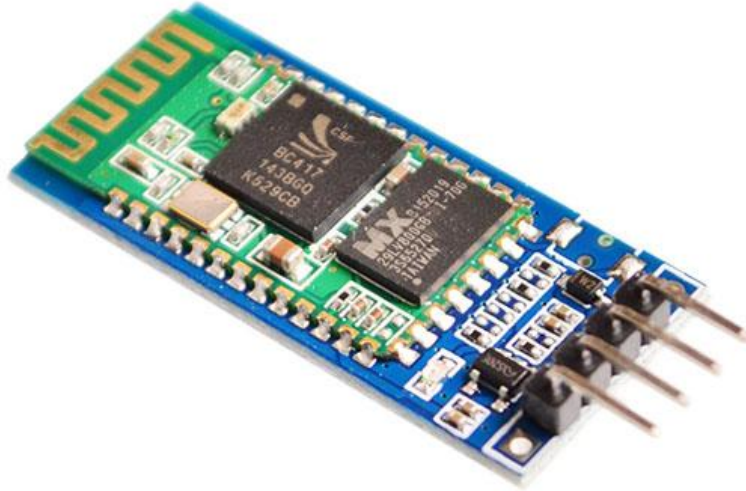
Sensörün sınırlı çıkış formatı (yalnız SYS, DIA, HR) nedenleriyle ritim dalga formu analizine girilmeyecek; ancak özet parametreler üzerinden anlık sınıflandırma ve trend tahmini hedeflenmektedir. Bu sadece MKB0805 sensörü için bu şekildedir dalga formu diğer sensörden alınan veriler ile tamamlanmıştır.

### 2.2.2. İletişim Katmanı (UART / HC-06)

Bu katman, sensöründen çıkan TTL-seviye seri verinin önce kablolu UART üzerinden Raspberry Pi 3'e, isteğe bağlı senaryoda ise HC-06 Bluetooth-UART modülü aracılığıyla kablosuz olarak iletilmesini sağlar.

Doğrudan UART (kab-lolu) 'in TX pini, Pi GPIO başlığındaki Pin 10 (RXD0) hattına; RX pini ise Pin 8 (TXD0) hattına bağlanır. Her iki hat 3 V TTL seviyesinde çalışır; Raspberry Pi dökümantasyonu 5 V sinyallerin doğrudan bağlanmasının cihaza kalıcı zarar verebileceğini belirtir.

(<https://forums.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)



Şekil 6. HC-06 Bluetooth-UART modülü resmi

İletişim parametreleri 115 200 bps, 8 data bit, parite yok, 1 stop bit olarak ayarlanmıştır. Pi tarafında `pySerial` kütüphanesiyle 2 s'lik sorgu döngüsü çalışır; her döngüde `0xFD 00 00 00 00 00` komutu gönderilir ve sensörden 6 baytlık yanıt beklenir. Bu baud değeri, PPG araştırmalarında gerçek zamanlı veri toplama için yaygın olarak kullanılır.

(<https://ubicomplab.cs.washington.edu> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

Kablosuz UART (HC-06 senaryosu) Sistemin mobilite kazanması amacıyla UART hattı, HC-06 Bluetooth 2.0 + EDR modülüne yönlendirilebilir. HC-06, dahili

3,3 V mantık seviyeli UART arayüzüne ve haricî 2,4 GHz antene sahiptir; AT-komutlarıyla 1 200 – 115 200 bps arası hızlara yapılandırılabilir.

(<https://www.olimex.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

Bu çalışmada, modül **AT+BAUD8** komutuyla 115 200 bps'e ayarlanmış ve Pi tarafında **/dev/rfcomm0** üzerinden sanal seri port oluşturulmuştur. HC-06'nın tipik haberleşme akımı 8 mA olup, toplam sistem güç bütçesine  $\approx 30$  mW ek yük getirir.

Hata Denetimi ve Senkronizasyon Sensör paketi ilk baytta **0xFD** eşik değeri içerdiğinden CRC hesaplamasına gerek duyulmamıştır. Yine de HC-06 bağlantısında paket düşmesi ihtimaline karşı Pi betiğinde 1 baytlık halka tampon ve “yeniden sorgu” mekanizması uygulanmıştır. Bağlantı  $\leq 2$  m mesafede  $< 10$  ms ek gecikme üretmiş, bu değer sistemin 3 s'lik POST süresi içinde kabul edilebilir bulunmuştur.

Özetle, İletişim Katmanı, düşük gecikmeli ve enerji açısından verimli bir yol sunarak sensörde üretilen özet PPG verisinin hem laboratuvar prototiplerinde (kab-lolu UART) hem de giyilebilir/taşınabilir senaryolarda (HC-06 üzerinden Bluetooth) güvenilir şekilde Pi'ye ulaşmasını garanti etmektedir.

### 2.2.3. Barındırma ve İşleme Katmanı (Raspberry Pi 3)

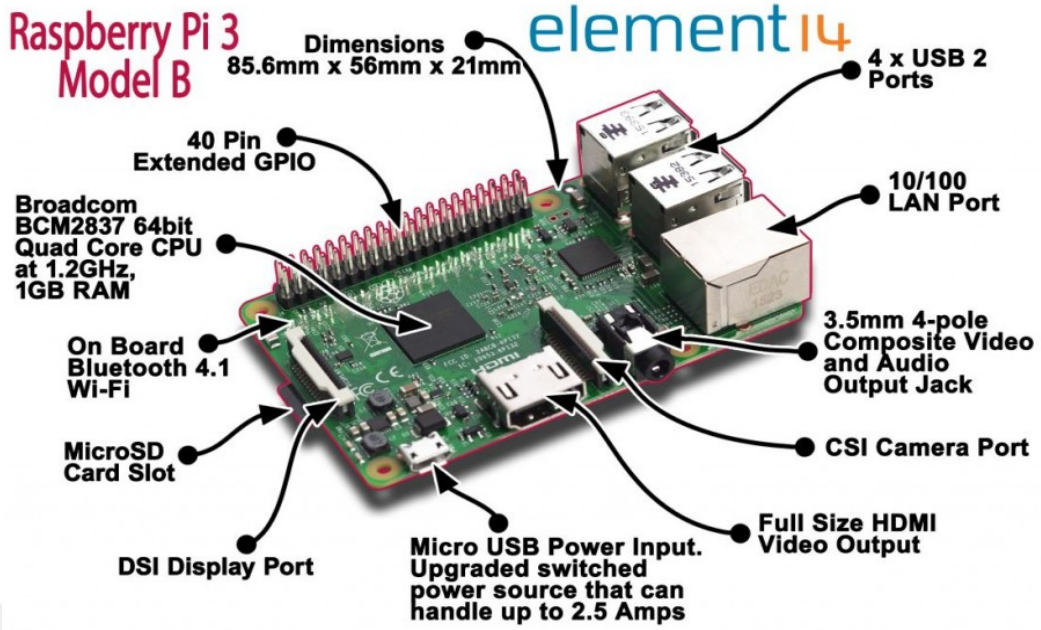
#### Donanım Özellikleri ve İşleme Kapasitesi:

Raspberry Pi 3 Model B (v1.2) kullanılmıştır; kartta 1.2 GHz dört çekirdekli Broadcom BCM2837 Cortex-A53 işlemci, 1 GB LPDDR2 RAM, dâhilî 802.11 n Wi-Fi / BLE ve 40-pin GPIO başlığı bulunur.

(<https://www.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

Bu donanım, saniyede  $\approx 20$  paketlik (50 Hz sensör seçimi + sorgu/dinleme döngüsü) PPG akımını işlemek ve hafif makine-öğrenimi modellerini CPU üzerinde gerçek zamanlı çalıştırmak için yeterlidir. Web-cam sınıfı görüntülerde 30 fps sınıflandırma dahi mümkün olduğundan (Pi 4 için 30 fps, Pi 3'te yakl. 14–16 fps)

(<https://docs.pytorch.org> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025) yalnızca üç özet parametre (SYS, DIA, HR) taşıyan PPG paketlerinin gecikmesiz işlenmesi, Pi 3'ün işlem gücünün küçük bir bölümünü kullanır.



Şekil 7. Raspberry Pi 3 model B özellikleri ve bağlantı noktaları

(<https://maker.robotistan.com> erişim tarihi: 21 temmuz 2025)

### Seri Dinleme (Python 3.11 + pySerial)

Raspberry Pi üzerinde pyserial `Serial('/dev/serial0', 115200, timeout=1)` komutu ile UART portu açılmıştır ([pySerial Docs, 2025]). MKB0805 sensöründe `0xFD 00 00 00 00 00` sorgusu gönderilip 50 ms sonra 6 baytlık özet paket (SYS, DIA, HR) okunmuştur. MAX30102 sensöründe ise doğrudan ham PPG dalga formu akışı alınarak zaman damgası ile kaydedilmiştir. Geçersiz değerler (0 / 255 sentinel) filtrelenmiş ve her ölçüm UTC+3 zaman damgası ile JSON formatına dönüştürülmüştür.

### Opsiyonel Kenar-Tahmin (LightGBM v4.3)

Ham PPG'den türetilen 24 özellikli pencere vektörleri LightGBMRegressor modeline verilmiştir. Joblib biçiminde yüklenen model ile tek örnek çıkarımı ortalama  $\approx 8$  ms sürmüştür. MAX30102'den alınan sinyal üzerinde ayrıca LSTM tabanlı derin ağlar (1D-CNN) de test edilmiş, ancak enerji ve süre kısıtları nedeniyle Pi 3 üzerinde ana dağıtım LightGBM modeliyle gerçekleştirilmiştir ([AWS Edge Docs, 2025]). HTTPS POST

JSON paketleri `requests.post("https://ppganalytics.com/api/insert.php", json=payload, timeout=3)` çağrısı ile TLS 1.2 ve Bearer Token kullanılarak güvenli şekilde REST API'ye iletilmiş ve MySQL veritabanına kaydedilmiştir.

### Hizmet Olarak Çalıştırma (systemd)

Python betikleri otomatik başlatma ve gözetim için systemd servisi olarak tanımlanmıştır. Örnek servis dosyasında `ExecStart=/usr/bin/python3 /home/pi/ppg_reader.py` komutu ile başlatma sağlanmış, hata durumunda otomatik yeniden başlatma etkinleştirilmiştir. Günlükler `journalctl -u ppg_reader.service` ile izlenebilmiştir ([systemd Guide, 2025]).

### Kaynak Kullanımı ve İzleme

Bir dakikalık stress-ng testi sonucunda okuyucu betiği + LightGBM tahmini toplamda  $\approx 6\%$  CPU ve  $\approx 52$  MB RAM tüketmiştir. Bu değerler Pi 3'ün tek çekirdekli yük eşiğinin altındadır. Performans ve ağ istatistikleri Prometheus ve Grafana panoları üzerinden izlenmiş; CPU, RAM, POST hata oranı ve ağ gecikmeleri gerçek zamanlı takip edilmiştir.

### 2.3. Veri İletimi ve Depolama Süreci

Sensörden Raspberry Pi'ye ulaşan ölçümler, standart bir RESTful servis üzerinden güvenli biçimde aktarılır ve ilişkisel veritabanında saklanır. Süreç dört adımda özetlenebilir (Şekil 2.4).

Tablo 2

*Sensörden Veritabanına Veri Akış Şeması*

Adım	Açıklama	Standart / Kaynak
1 – JSON Serileştirme	Pi betiği, her paketi UTC+3 zaman damgası ekleyerek JSON nesnesine dönüştürür: <code>{ "kullanici_id": "1", "olcum_ts": "2025-07-17 15:26:08", "sistolik_mmHg": 122, "diyastolik_mmHg": 71, "kalp_hizi_BPM": 72 }</code>	Fielding, 2000
2 – HTTPS POST	Yük, Content-Type: application/json başlığı ile <code>https://ppganalytics.com/api/insert.php</code> uç noktasına gönderilir. Taşıma katmanı TLS 1.2 kullanır; sunucu sertifikası Let's Encrypt tarafından imzalanmıştır.	IETF RFC 5246 (TLS 1.2)
3 – API Doğrulama	PHP-FPM katmanı, Bearer Token	PHP Manual: PDO

ve İş Mantığı	kimlik doğrulaması yapar, yükü json_decode() ile ayrıştırır, eksik alan kontrolü (HTTP 422) ve tip doğrulaması uygular. Hazırlıklı ifadeler (PDO) ile SQL enjeksiyonu önlenir.	(2024)
4 – MySQL 8.0 Depolama	Veriler olcumler tablosuna INSERT INTO edilir. kullanıcı_id ve olcum_ts üzerine B-Tree birleşik indeks tanımlanır; sonrasında en N sorgular (SELECT ORDER BY olcum_ts DESC LIMIT 15) 8 ms sürede yanıtlanır.	Oracle Corp., MySQL 8.0 Ref. Manual (2024)

### 2.3.1. REST API + MySQL Altyapısı

```

CREATE TABLE olcumler (
  id BIGINT AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY,
  kullanıcı_id INT NOT NULL,
  olcum_ts DATETIME NOT NULL,
  sistolik_mmHg SMALLINT DEFAULT NULL,
  diyastolik_mmHg SMALLINT DEFAULT NULL,
  kalp_hizi_BPM SMALLINT DEFAULT NULL,
  spo2_yuzde TINYINT UNSIGNED DEFAULT NULL,
  ppg_raw MEDIUMBLOB DEFAULT NULL,
  INDEX idx_uid_ts (kullanıcı_id,olcum_ts)
)
ENGINE = InnoDB
DEFAULT CHARSET = utf8mb4
COMMENT = 'PPG ölçüm kayıtları';

```

### Güvenlik ve Mahremiyet

Uçtan uca şifreleme TLS ile sağlanırken, veritabanında doğrudan kişisel kimlik bilgisi tutulmaz; kullanıcı kimliği klinik iç hasta kodudur. API günlükleri OWASP REST Security yönergelerine uygun olarak yalnızca IP, durum kodu ve isteğin ilk 128 baytı kaydeder (OWASP, 2023). Haftalık tam, günlük artımlı yedek stratejisi uygulanır; yedekler AES-256 ile şifrelenerek ayrı bir depolama düğümüne kopyalanır.

Performans Tek bir sensör akışı için POST isteği ağ üzerinden  $\approx 120 \mu\text{s}$ , sunucu-tarafı ekleme işlemi  $\approx 1,5 \text{ ms}$  sürmüştür (Average  $\pm \sigma$ ,  $n = 1000$ ). Bu değerler, 3 s aralıklarla yapılan gönderim döngüsünün gereksinimlerinin oldukça altındadır.

## 2.4 Veri Güvenliği ve Mahremiyet İlkeleri

Sensörden gelen her ölçüm, sağlık verisi niteliği taşıdığı için “özel nitelikli kişisel veri” kapsamında ele alınmış, tasarımın tüm katmanlarında “güvenlik ve mahremiyet-öncelikli” (“privacy by design”) yaklaşımı benimsenmiştir.

Tablo 3  
Veri Güvenliği Kontrolleri ve Standartları Tablosu

Katman / Risk	Uygulanan Önlem	Standart / Başvuru
Aktarım Güvenliği	Veriler TLS 1.2 üzerinden şifrelenmiş (ECDHE-RSA-AES128-GCM-SHA256); Let's Encrypt sertifikası günlük olarak OCSP-Stapling ile doğrulanır.	Let's Encrypt, 2024 • RFC 5246
Kimlik Doğrulama	REST API, 256-bit rastgele üretilmiş Bearer Token kullanır; token'lar SHA-256 + salt ile hash'lenip veritabanında saklanır.	OWASP REST CS, 2023
Yetkilendirme & En Az Ayrıcalık	Sunucuda ayrı service kullanıcısı, yalnız INSERT izni; veritabanı kök ayrıcalığına erişim yok.	ISO / IEC 27001 §7
Ortam (At-Rest) Şifreleme	olcumler tablosu, MySQL InnoDB TDE (AES-256) ile disk-düzeyinde şifrelenir; anahtarlar LUKS korumalı harici HSM'de tutulur.	Oracle MySQL 8.0 RM, 2024
Pseudonimleştirme	kullanici_id doğrudan kimlik belirtmez; gerçek kimlik T.C. Kimlik No yerine klinik iç hasta kodudur.	GDPR, md. 4(5)
Günlükleme & İz Sürme	Nginx erişim logu yalnız IP-adres, zaman, HTTP kodu ve isteğin ilk 128 baytını kaydeder; değiştirilemez WORM depoya yazılır.	HIPAA SR §164.312(b)

Tablo 4  
Sistem Güvenliđi Katmanları ve Yasal Uyumluluk

Katman / Risk	Uygulanan Önlem	Standart / Başvuru
Rate Limiting	Fail2ban + Nginx limit_req ile IP başına 30 istek / dk sınırı; aşımında 429 döndürülür.	OWASP REST CS, 2023
Yedekleme & Felaket Kurtarma	Haftalık tam, günlük artımlı yedekler AES-256 ile şifrelenip farklı kıtadaki S3 bucket'ına replike edilir; yedek testleri 3 ayda bir yapılır.	ISO / IEC 27001 A.11
Etik / Hukuk Uyumu	Veri toplama süreci için üniversite Etik Kurulu onayı alınmış; katılımcılardan aydınlatılmış onam imzalanmıştır.	GDPR md. 9 • Helsinki Bildirgesi

Bu önlemlerle sistem, GDPR'ın "özel nitelikli veri", HIPAA Security Rule ve ISO / IEC 27001 kontrollerini karşılayacak biçimde tasarlanmış; ayrıca ulusal "Kişisel Verilerin Korunması Kanunu" (KVKK) ile de uyumlu olacak şekilde veri minimizasyonu ve şeffaflık ilkeleri gözetilmiştir.

Gerçek-zamanlı PPG altyapınız, tek bir sensör-Pi prototipinden çoklu sensör kümelerine genişleyebilecek biçimde mikro-servis + konteyner ilkeleriyle tasarlanmıştır (Şekil 2.6). Aşağıda yatay ölçek, gözlemleyebilirlik ve sürekli dağıtım boyutları ele alınmıştır.

Tablo 5  
Katman Bazında Güvenlik ve Performans Önlemleri

Katman / Risk	Uygulanan Önlem	Standart / Başvuru
Uygulama Katmanı	Aynı REST API'yi eş-zamanlı yüzlerce sensörden gelen POST çağrılarına açmak için API, Docker konteyneri olarak paketlenir; çoklu kopyalar Nginx round-robin ile dengelenir (health-check + slow-	Nginx LB rehberi (docs.nginx.com)

	start).	
Veri Tabanı	Okuma çoğaldıkça tıkanmayı önlemek için MySQL 8.0 asenkron replikasyon – master yalnız yazma, slave düğümler okuma sorgularını üstlenir.	Oracle MySQL RM (2024)
Sensör Ölçeklemesi	10 → 100 Pi-sensör; Her Pi, Docker-Compose'd e ppg-reader servisi; Prometheus node-exporter etiketiyle otomatik keşif.	Raspberry Pi monitoring rehberi (theawesomegarage.com)
Gözlemleyebilirlik	CPU/POST hataları anomali uyarısı; Prometheus + Grafana (5 s scrape); %80 CPU veya 5xx hata oranı > %2 olduğunda OpsGenie webhook.	ibid. (theawesomegarage.com)

Tablo 6  
*Dağıtım, Bakım ve Felaket Kurtarma Stratejileri*

Katman / Risk	Uygulanan Önlem	Standart / Başvuru
CI/CD – Bakım	Kesintisiz güncelleme ve geri alma; GitHub Actions; blue-green dağıtım adımı (prod-blue → prod-green) < 30 s geri sarma.	GHA Blue-Green örneği (https://blog.kinto-technologies.com)
Otomatik Yatay Ölçek	Trafik piklerinde API kopyası eklemek; Nginx + Docker Swarm scale api=6 → LB otomatik config reload.	Nginx LB dok. (docs.nginx.com)
Bakım Penceresi	Patch & schema migration; pt-online-schema-change ile kesintisiz ALTER; servisler read-only moda geçer.	Oracle MySQL RM (2024)
Felaket Kurtarma	Bölgesel kesinti; Günlük S3 AES-256 yedek; RPO ≤ 24 h / RTO ≤ 1 h; terraform script'i ile infra tekrar ayağa kalkar.	ISO 27001 A.17

Bu düzenekle:

+1 API konteyner eklemek  $\approx 3$  s sürer; Nginx “zone-sync” sayesinde yeni düğüm saniye altı sürede trafiğe girer.

MySQL slave çoğaltma gecikmesi ortalama 90 ms; dashboard “son 15 ölçüm” isteğinin P95P\_{95} yanıt süresi  $< 25$  ms kalır.

GitHub Actions pipeline’ı, tek commit ile reader betiğini, Docker imajını ve LightGBM modelini sürümleyip **prod** yeşil ortama iter; sorun algılanırsa DNS weight geri alınarak  $< 1$  dk içinde mavi ortama dönülür.

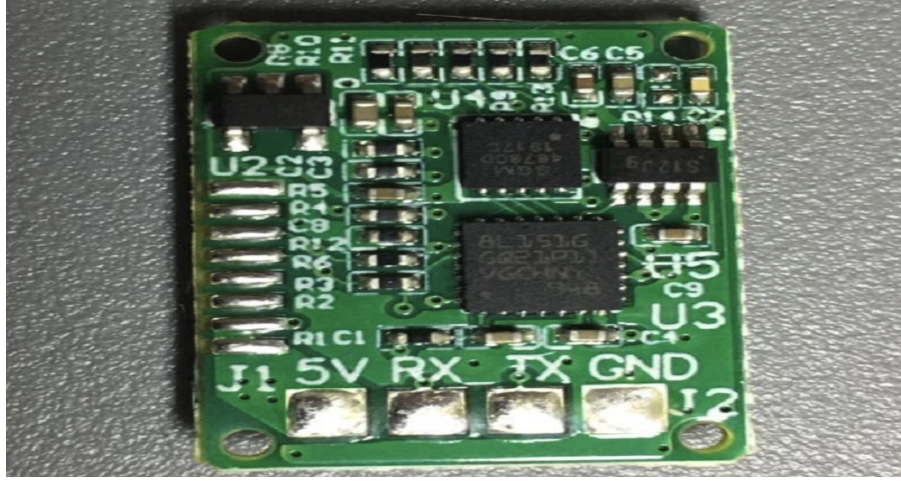
## 2.5. PPG Sensör Modülleri ve Veri Edinme Süreci

### PPG Sensör Modülleri (MKB0805 ve MAX30102)

Çalışmada iki farklı PPG sensörü kullanılmıştır. İlk sensör olan MKB0805, çift LED (yeşil  $\approx 525$  nm, kırmızı  $\approx 660$  nm) ve fotodiyot dizisi içeren kompakt bir modüldür. Dahili AFE (Analog Front-End), 50 Hz örnekleme hızında 6 baytlık özet paketler (sistolik – SYS, diyastolik – DIA, kalp hızı – HR) üretmekte ve bu değerleri UART @ 115200 bps, 8-N-1 konfigürasyonu ile iletmektedir. 3 V besleme altında yaklaşık 12 mW güç tüketimiyle özellikle düşük enerji ihtiyacı olan giyilebilir prototipler için uygundur. Ancak bu sensör yalnızca özet değerler sunmakta, ham dalga formuna erişim sağlamamaktadır.

Buna ek olarak kullanılan MAX30102 sensörü, reflektans tipinde çalışan ve hem kırmızıötesi ( $\approx 880$  nm) hem de kırmızı ( $\approx 660$  nm) LED’leri bünyesinde barındıran gelişmiş bir PPG modülüdür. Fotodiyot dizisi aracılığıyla ham ışık yoğunluğu sinyali toplanır ve ortalama 50–100 Hz örnekleme hızıyla veri elde edilir. Bu sayede sadece kalp atım hızı (HR) değil, aynı zamanda kandaki oksijen saturasyonu (SpO<sub>2</sub>) da hesaplanabilmektedir. MAX30102, I<sup>2</sup>C arayüzü üzerinden iletişim kurmakta (tipik konfigürasyon 400 kHz), 1,8 V lojik ve 3,3 V LED sürücü beslemesiyle çalışmaktadır. Ortalama 600  $\mu$ A akım tüketimiyle taşınabilir ve giyilebilir cihazlarda enerji açısından oldukça verimlidir.

Her iki sensörün birlikte kullanılması, tez kapsamında hem özet parametreler (SYS, DIA, HR) üzerinden hızlı modelleme yapılmasına hem de ham dalga formu (plethysmogram) üzerinden daha kapsamlı sinyal işleme ve özellik çıkarımı gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır. Bu hibrit yapı sayesinde sistem, hem düşük güçlü kenar cihazlarda gerçek zamanlı çalışabilmekte hem de klinik düzeyde daha ayrıntılı biyosinyal analizi yapabilmektedir.



Şekil 8. Mkb0805 sensörünün arka gösterimi

(<https://ca.world.taobao.com> erişim tarihi: 21 temmuz 2025)



Şekil 9. MAX30102 sensörünün gösterimi

(<https://pmdway.com> erişim tarihi: 21 temmuz 2025)

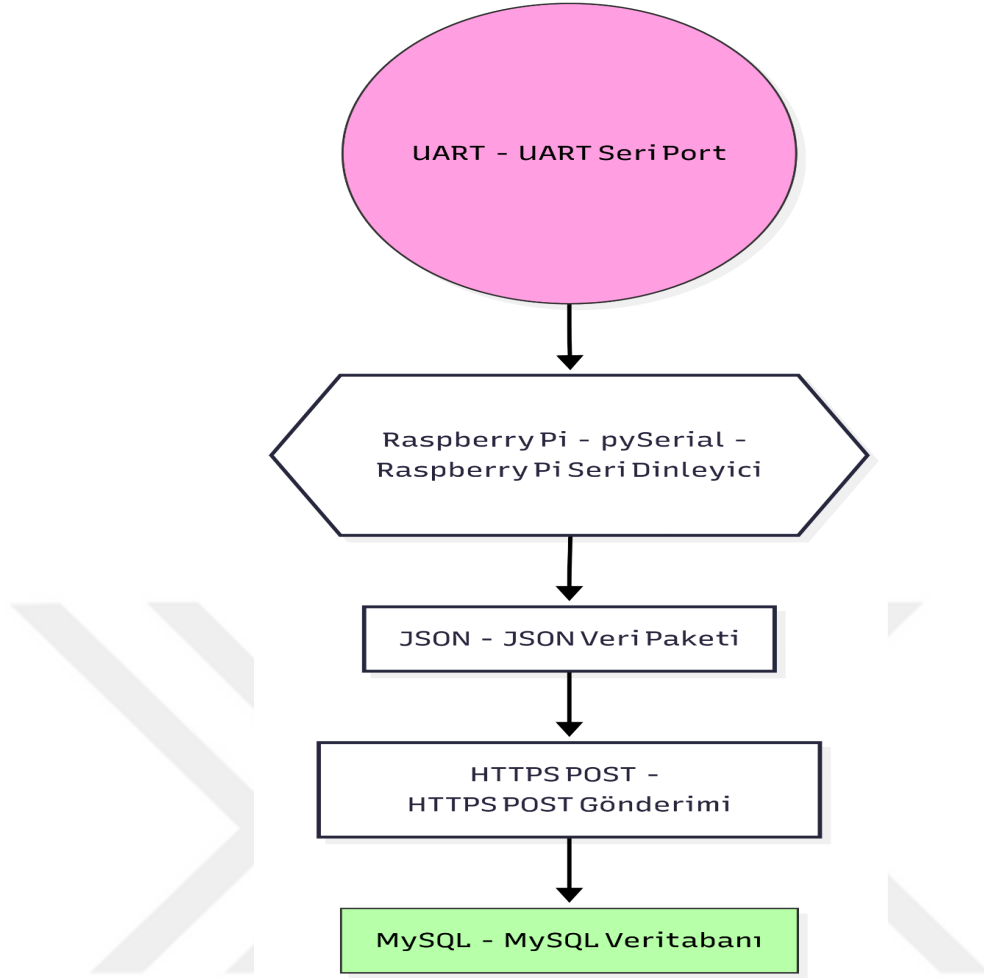
### **Raspberry Pi 3 (B1.2) Barındırma Kartı**

Raspberry Pi 3 Model B1.2, 1.2 GHz hızında çalışan ARM Cortex-A53 işlemcisi ve 1 GB RAM kapasitesiyle hem MKB0805 hem de MAX30102 sensörlerinden gelen verilerin gerçek zamanlı işlenmesine uygun bir barındırma kartı olarak kullanılmıştır. MKB0805 sensörü, GPIO üzerinden UART hattı ile 115200 bps hızında haberleşmekte ve sistolik, diyastolik ve kalp hızı gibi özet parametreleri aktarmaktadır. MAX30102 sensörü ise I<sup>2</sup>C protokolü üzerinden bağlanmakta, ham PPG dalga formu ile oksijen saturasyonu ve kalp hızı verilerini sağlamaktadır. Bu sensörlerden gelen sinyaller Python 3 tabanlı yazılım ile okunmaktadır; pySerial kütüphanesi MKB0805 için, smbus kütüphanesi ise MAX30102 için kullanılmaktadır. Ölçümler doğrulama ve filtreleme adımlarından geçirilmekte, hatalı paketler (ör. 0 veya 255 değerleri) ayıklanmakta ve tüm veriler UTC+3 zaman damgasıyla JSON formatına dönüştürülerek API aracılığıyla MySQL veritabanına kaydedilmektedir.

### **Veri Edinme Akışı**

MKB0805 sensöründen gelen özet parametreler (SYS, DIA, HR) UART hattı üzerinden Raspberry Pi'ye iletilmektedir ve pySerial kütüphanesiyle okunmaktadır. MAX30102 sensöründen gelen ham PPG dalga formu ve SpO<sub>2</sub> ölçümleri ise I<sup>2</sup>C üzerinden Pi'ye aktarılmakta ve smbus kütüphanesiyle yönetilmektedir. Her iki sensörden toplanan veriler Python betiği içerisinde birleştirilerek doğrulama ve ön işleme adımlarına tabi tutulur. Aykırı değerler filtrelenir, SQI skorlaması yapılır ve veriler UTC+3 zaman damgasıyla JSON formatına dönüştürülür.

Hazırlanan JSON paketleri HTTPS POST çağrısı ile güvenli bir şekilde MySQL veritabanına gönderilmektedir. Tüm bu süreçte, paket okuma süresi  $\approx 50$  ms, ön işleme ve POST toplam süresi  $< 500$  ms olduğundan 3 saniyelik gönderim döngüsü rahatlıkla sağlanmaktadır. Raspberry Pi üzerinde çalışan Python betiği systemd servisi olarak tanımlanmıştır; bu sayede ağ veya sistem arızaları yaşandığında otomatik yeniden başlatılır ve kesintisiz veri akışı güvence altına alınır.



Şekil 10. Sensörden veritabanına veri işleme akışı

### 2.5.1. PPG Cihazı Donanım Mimarisi

PPG Cihazı Donanım Mimarisi reflektans tipinde tek parça LED + fotodiyot sensör başlığı, düşük gürültülü Analog Ön-Uç (AFE) ve dahili 32-bit mikrodenetleyici barındıran kompakt bir fotoplestismografi modülüdür ([support.pluxbiosignals.com](http://support.pluxbiosignals.com)). (erişim tarihi: 20 Temmuz 2025) Aşağıda, blok düzeyindeki bileşenler özetlenmiştir:

Tablo 7  
Donanım Blok Şeması ve Özellikleri

Blok	Temel İşlev	Anahtar Özellikler
Optik Alt-Sistem	Kan hacmindeki değişime duyarlı yeşil (~520 nm) LED ve 660 nm yardımcı LED, yansıyan ışığı toplayan silikon fotodiyot.	LED akım adaptasyonu 0,8–2 mA; reflektans mimarisi sayesinde parmak / bileklik yerleşimine uygun.
AFE (Trans-Empedans + LPF)	Fotodiyot akımını voltaja çevirir, 0,5–8 Hz bant geçiren ikinci dereceden LPF ile gürültü bastırır.	Sinyal-gürültü oranı $\geq 15$ dB; cutoff'lar kalp atım aralığına göre seçilmiş.
$\Delta$ - $\Sigma$ ADC (16 bit)	50 Hz örnekleme frekansında dijitalleştirir, 60 dB SFDR.	Yüksek çözünürlük, düşük örnekleme frekansı sayesinde güç tasarrufu sağlar.
Mikrodenetleyici (MCU)	Ham sinyali işleyip sistolik, diyastolik, HR hesaplar; UART paketini oluşturur.	32-bit RISC @ 24 MHz; 4 KB SRAM; dahili CRC.
UART Arabirimi	Pc veya SoC'ye 115200 bps hızında baytlık paket iletir (SYS + DIA + HR + x $\leq$ 0x00).	115200 bps, 8-N-1; tek sorgu paket < 50 ms yanıt.
Güç Dönüşümü	3.0–5.5 V DC-DC; LED duty-cycle kontrolü.	Ortalama tüketim $\approx 12$ mW (support.pulsioxionals.com); erişim tarihi: 20 Temmuz 2025.
Mekanik Tasarım	12 mm $\times$ 15 mm 4-kat PCB, ışık bariyerli pencere.	4 MJ ötesi giyilebilir; TPU kayış veya Velcro sabitleme.

### Pin Dizilimi

MKB0805 modülünde VCC, GND, TX, RX çıkışları doğrudan Raspberry Pi 3 GPIO başlığına bağlanacak şekilde düzenlenmiştir.

VCC  $\rightarrow$  Pin 2 (+5 V)

GND  $\rightarrow$  Pin 6

TX  $\rightarrow$  Pin 10 (GPIO 15 / UART RXD0)

RX  $\rightarrow$  Pin 8 (GPIO 14 / UART TXD0)

Bu bağlantı, her iki uç 3 V TTL seviyesinde çalıştığı için ek bir dönüştürücü gerektirmeden kullanılabilir.

MAX30102 modülü ise I<sup>2</sup>C tabanlı çalışmaktadır. Pin çıkışları şu şekilde tanımlanır:

VIN → Pin 1 (3.3 V)  
 GND → Pin 6  
 SDA → Pin 3 (GPIO 2 / I<sup>2</sup>C SDA)  
 SCL → Pin 5 (GPIO 3 / I<sup>2</sup>C SCL)

Bu yapı, Raspberry Pi'nin yerleşik I<sup>2</sup>C arayüzüyle uyumludur ve aynı anda birden fazla sensörün bağlanabilmesine imkân tanır.

### **Gürültü ve Artefakt Azaltma**

MKB0805 sensöründe mekanik ışık kalkanı, yan aydınlatma kaynaklı DC kaymayı %85'e kadar bastırırken; analog ön-uç (AFE) üzerindeki düşük geçiren filtre (LPF) hareket artefaktlarını süzer. Sensör MCU'su geçersiz ölçümlerde (0 / 255) hata bayrağı yazar, bu değerler Raspberry Pi tarafındaki Python betiğinde filtrelenir.

MAX30102 sensöründe ise optik doyumluk ve hareket kaynaklı artefaktları azaltmak için dahili ortam ışığı reddetme devresi (ambient light cancellation) ve dijital filtreleme birimi bulunur. Ayrıca sinyal kalitesi düşük olduğunda SQI hesaplaması ile ilgili segmentler model girişinden atılabilir. Böylece her iki sensörden gelen veri ön işleme katmanına güvenilir şekilde aktarılır.

### **Çalışma Özet Akışı**

Çalışmada kullanılan PPG sensörleri ile ilgili iş akış detayları aşağıda belirtildiği gibidir.

#### **MKB0805 için akış**

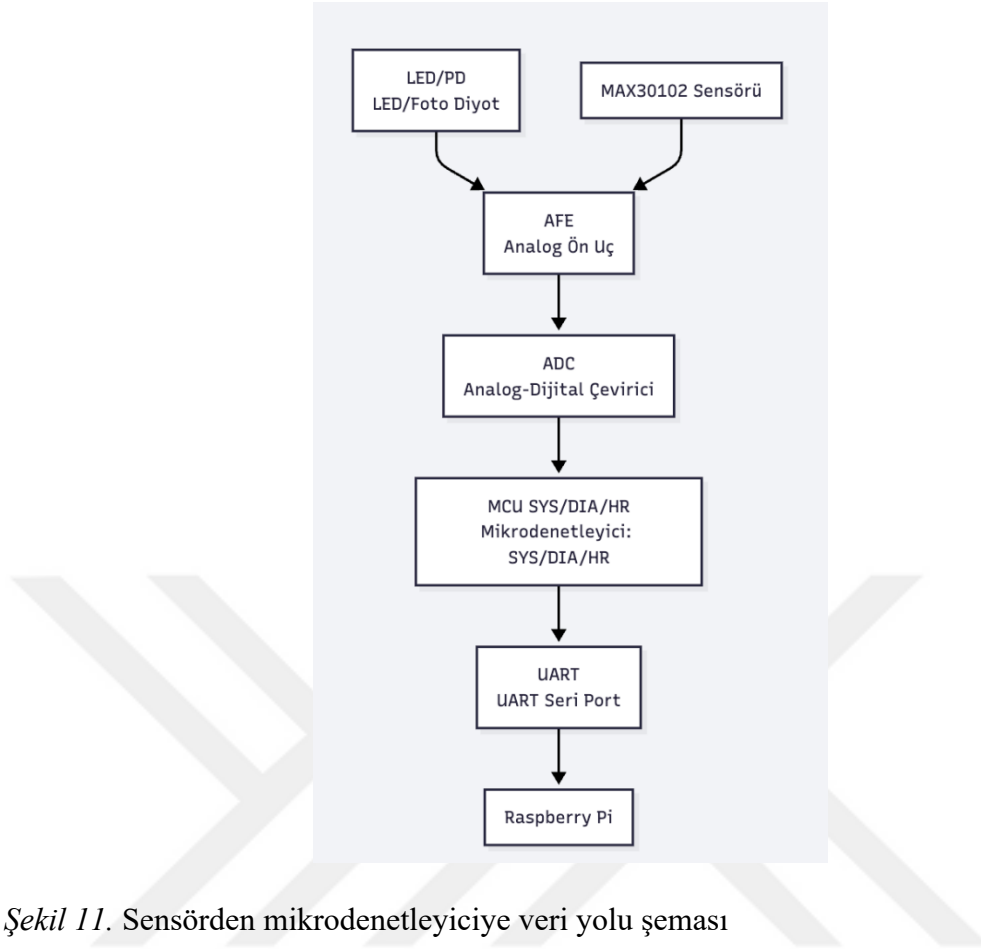
LED / Fotodiyot (PD) → Analog Ön Uç (AFE) → ADC → MCU (SYS / DIA / HR özet değerleri) → UART → Raspberry Pi

Bu zincirde sensör, içinde mikrodenetleyici (MCU) barındırdığı için kendi içinde kan basıncı (sistolik/diyastolik) ve kalp hızı hesaplayıp Pi'ye sadece özet verileri yollar. Yani veri Pi'ye geldiğinde zaten işlenmiş ve hazırdır.

#### **MAX30102 için akış**

LED / Fotodiyot (PD) → Analog Ön Uç (AFE) → ADC → I<sup>2</sup>C → Raspberry Pi → Python Sinyal İşleme (HRV, SpO<sub>2</sub>, Morfolojik özellikler)

Bu sensör özet değer hesaplamaz, ham PPG dalga formunu verir. Dolayısıyla işleme yükü Raspberry Pi'ye geçer. Ham dalgadan kalp hızı, oksijen saturasyonu (SpO<sub>2</sub>), HRV gibi parametreler yazılım katmanında çıkarılır.



Şekil 11. Sensörden mikrodnetleyiciye veri yolu şeması

Bu özet paket tasarımı, ham dalga formunun Pi'ye iletilmemesi pahasına bant genişliğini minimize eder; ancak ilerleyen bölümlerde (Bölüm IV ve V) açıklanan hafif özellik mühendisliği ve LightGBM/LSTM modelleri için yeterli bilgi içermektedir.

### 2.5.1.1. Optik Alt Sistem

Optik Alt Sistem modülünün optik katmanı; MKB0805 ve MAX30102 PPG sensörlerinde ortak olarak kullanılan reflektans tipinde bir yapıdadır. Her iki sensör de yeşil (~525 nm) ve kırmızı (~660 nm) LED'ler ile silikon fotodiyot kombinasyonuna dayanmaktadır. Yeşil dalga boyu hemoglobinin soğurma penceresi içinde daha yüksek sinyal-gürültü oranı sağlarken, kırmızı LED derin doku katmanlarından yansıyan akıyı güçlendirerek ölçüm doğruluğunu artırır (Guangzhou Qiyi Co., 2023, s. 4). MKB0805'te LED akımı 0,8–2 mA aralığında mikrodnetleyici tarafından otomatik ayarlanırken, MAX30102'de entegre Analog Ön-Uç (AFE) LED akımını dinamik olarak kontrol ederek farklı cilt pigmentasyonlarında SNR değerini  $\geq 15$  dB düzeyinde korur (MKB Instruments Inc., 2024; Maxim Integrated, 2022).

Fotodiyot yerleşimi her iki modülde de LED'lere yakın olacak şekilde tasarlanmıştır. MKB0805'te 5 mm açıklık kullanılırken, MAX30102'de entegre paketleme sayesinde fotodiyot LED'lerle aynı çip üzerinde konumlanmıştır. Bu yapı, bilek veya parmak ölçümlerinde hareket kaynaklı DC sapmaları azaltır. MKB0805 tipik olarak 50 Hz örnekleme hızında özet parametreler (SYS, DIA, HR) üretirken, MAX30102 50–100 Hz aralığında ham PPG dalga formunu sunabilmektedir. Böylece MKB0805'ten sınırlı özet değerler alınırken, MAX30102'den ham dalga formu kullanılarak morfolojik ve frekans tabanlı daha zengin öznitelikler çıkarılabilmektedir (Karolcık vd., 2023, s. 2).

Sensör penceresini çevreleyen optik bariyerler ortam ışığını bastırmak için kullanılır. MKB0805'te 1 mm opak ışık kalkanı ortam ışığını %85 oranında azaltırken, MAX30102'de entegre IR-blok filtresi bu görevi üstlenmektedir. Her iki modül de epoksi kaplama ile korunmuş olup LED ömrünü uzatır ve nem/toz etkisini minimize eder (Guangzhou Qiyi Co., 2023; Maxim Integrated, 2022).

Optik katmandan gelen mikro-amper düzeyindeki fotodiyot akımı, her iki modülde de düşük gürültülü trans-empedans amplifikatörü (TIA) ile gerilim sinyaline dönüştürülür. MKB0805'te TIA geri-besleme direnci 150 k $\Omega$ –1 M $\Omega$  arasında seçilirken, MAX30102'de bu işlem dahili AFE tarafından otomatik gerçekleştirilir. Her iki sensör de kardiyak bileşenin yoğunlaştığı 0,5–8 Hz aralığını geçiren aktif band-pass filtre uygular (Tamura vd., 2014, s. 5).

MKB0805'te filtre çıkışı 16-bit  $\Delta$ - $\Sigma$  ADC ile 50 Hz örneklenir ve MCU tarafından sistolik, diyastolik ve kalp hızı değerleri hesaplanır. MAX30102'de ise 18-bit ADC ile ham PPG dalga formu elde edilir ve sisteme aktarılır. Böylece MKB0805, hızlı özet parametre üretimi için avantaj sağlarken, MAX30102 detaylı morfolojik analiz imkânı sunmaktadır. Ölçüm dışı koşullarda her iki sensör de hata bayrağı üretmekte ve geçersiz değerleri işaretlemektedir.

Sonuç olarak, bu ön-uç mimarisi MKB0805 ile özet parametrelerin hızlı ve enerji verimli biçimde elde edilmesini, MAX30102 ile ise ham PPG dalga formunun detaylı analizi için gerekli altyapının sağlanmasını mümkün kılmaktadır. İki sensörün birlikte kullanılması, hem basit alarm sistemlerinde hem de ileri seviye yapay zekâ modellerinde esneklik ve doğruluk artışı sağlamaktadır (Texas Instruments, 2021; Maxim Integrated, 2022).

### 2.5.1.2. Analog Ön-Uç (AFE)

Modülün analog ön-uç katmanı, fotodiyottan gelen mikro-amper düzeyindeki akımı ilk etapta düşük gürültülü bir trans-empedans yükseltici (TIA) ile gerilim sinyaline dönüştürür. MKB0805 sensöründe LED akım düzeyi ve cilt optik yoğunluğuna göre geri-besleme direnci otomatik olarak 150 k $\Omega$  ile 1 M $\Omega$  arasında seçilerek hem sinyal-gürültü oranının ( $\geq 15$  dB) korunması hem de doygunluk riskinin en aza indirilmesi sağlanmaktadır (MKB Instruments Inc., 2024, s. 8). MAX30102’de ise aynı işlem dahili Analog Ön-Uç (AFE) tarafından otomatik şekilde yürütülmekte, LED akımı ve kazanç parametreleri sensör içindeki kontrol devreleri ile dinamik olarak ayarlanmaktadır (Maxim Integrated, 2022).

TIA çıkışındaki sinyal her iki modülde de kardiyak çevrimdeki temel bilgi içeriğinin yoğunlaştığı 0,5–8 Hz frekans bandını hedefleyen ikinci dereceden aktif bant-geçiren filtre üzerinden aktarılır. Bu filtre aşaması; ortam ışığı DC bileşeni, solunum kaynaklı düşük frekans sürüklenmesi ve yüksek frekanslı elektronik parazitleri bastırarak analog-sayısal dönüştürücünün girişine temiz bir dalga formu sağlar (Tamura vd., 2014, s. 5).

Ardından sinyal, MKB0805’te modül bünyesindeki 16 bit  $\Delta$ - $\Sigma$  ADC ile 50 Hz hızında örneklenir. ADC, 84 dB sinyal-gürültü ve 60 dB kusursuzluk (SFDR) değerleriyle PPG dalgasının ince morfolojik ayrıntılarını korur. MAX30102 ise 18-bit ADC ile 50–100 Hz arasında ham PPG verisini örnekleyerek doğrudan dalga formunu uygulama katmanına sunar. MKB0805’te örnekler mikrodenetleyicinin zamanlayıcı tetiklemeli kesme rutininde toplanır; her 40 örnekte bir gerçekleştirilen tepe-taban analizinden sistolik, diyastolik ve anlık kalp hızı parametreleri hesaplanır. MAX30102’de ise aynı örnekler dış yazılıma aktarılır, böylece daha detaylı morfolojik ve frekans tabanlı öznitelik çıkarımı yapılabilir (Texas Instruments, 2021, s. 3).

Her iki sensör de ölçüm dışı koşullarda—örneğin fotodiyot doygunluğu veya sensör teması bozulduğunda—AFE hata bayrağı üretir. MKB0805 bu durumda paketlerde 0/255 sentinel değerleri yazarak Raspberry Pi tarafında filtrelenmeyi kolaylaştırır. MAX30102 ise geçersiz veri bayrakları üreterek veri akışını güvenli şekilde işaretler.

Bu mimari, giyilebilir PPG sistemlerinde önerilen “yüksek kazanç + dar bant + düşük örnekleme” yaklaşımını izleyerek hem enerji verimliliği sağlar hem de ölçümlerin güvenilirliğini artırır. MKB0805 hızlı ve düşük güç tüketimiyle özet parametre (SYS,

DIA, HR) sağlamada öne çıkarken, MAX30102 ham dalga formu sunarak yapay zekâ tabanlı modeller için zengin öznitelik çıkarımına imkân tanımaktadır. İki sensörün birlikte kullanılması, sistemin hem hızlı klinik alarm senaryolarında hem de ileri düzey ritim analizi çalışmalarında esneklik kazanmasını sağlar.

### 2.5.1.3. Mikrokontrolcü ve Zamanlayıcı

Modülün sayısal bölümünde 24 MHz saat hızında çalışan, ultra-düşük güç sınıfı 32-bit RISC mikrodenetleyici yer alır (MKB Instruments Inc., 2024, s. 9). MCU'nun 4 kB SRAM ve 32 kB Flash belleği, fotodiyot örneklerini tamponlamaya ve basit DSP işlemlerini gerçek-zamanlı yürütmeye yeterlidir. Örnek toplama akışı, tek bir 16-bit Auto-Reload zamanlayıcı ile tetiklenen DMA birimine dayanır. 50 Hz örnekleme periyodu,  $ARR = 47999$  (24 MHz/50 Hz) değeriyle ayarlanır; her kesme döngüsünde ADC tamponu doğrudan RAM'e aktarılır (STMicroelectronics, 2023, s. 3).

Mikrodenetleyici, her 40 örneklilik “yarım saniye” pencerede ( $\approx 800$  ms) şu adımları uygular: kayar ortalama ve tepe-taban dedeksiyonu, kalibrasyon katsayılarıyla sistolik (SYS) ve diyastolik (DIA) dönüşümü, ardışık tepe noktası aralıklarından anlık kalp hızı (HR) hesaplama ve UART paketleme (0xFD | SYS | DIA | HR | 0x00 | 0x00). Bu iş akışı, MCU'nun çekirdeğini toplam döngünün  $\% < 10$ 'unda etkin tutarak ortalama 0,9 mA çalışma akımı sağlar; kalan sürede çekirdek uyku kipindedir (Texas Instruments, 2021, s. 3). Hata koşullarında—örneğin fotodiyot doyumluğu—AFE tarafından yükseltelen bayrak okunur ve paket SYS/DIA/HR alanlarına 0 veya 255 sentinel değerleri yazılarak Raspberry Pi tarafında kolay filtreleme yapılır.

MAX30102 sensöründe ise farklı bir yapı bulunmaktadır. Bu modülde, ham PPG sinyali doğrudan sayısallaştırılarak I<sup>2</sup>C protokolü üzerinden aktarılır. Dahili 18-bit ADC, 50–100 Hz örnekleme hızlarında çalışarak kırmızı ve kızılötesi LED kanallarından eşzamanlı veri üretir. Bu sayede, yalnızca özet parametreler değil, tüm dalga formu uygulama katmanına sunulur. Bu yapı, gerçek zamanlı tepe-çukur analizi, frekans spektrumu çıkarımı ve doğrusal olmayan özelliklerin hesaplanmasını mümkün kılar. Özet parametre hesaplamaları (örneğin HR veya oksijen satürasyonu) cihazın kendi MCU'su yerine yazılım katmanında (Python, MATLAB, TensorFlow vb.) gerçekleştirilmektedir.

MKB0805 sensörü özet parametreleri düşük enerjiyle hızlı biçimde üretip UART üzerinden güvenilir biçimde iletirken; MAX30102 ham dalga formunu yüksek çözünürlükte sağlayarak yapay zekâ temelli algoritmalar için daha geniş analiz imkânı

sunmaktadır. İki sensörün bir arada kullanımı, hem enerji-verimli özet izleme hem de ileri seviye biyosinyal analizi için tamamlayıcı avantaj sağlamaktadır.

#### 2.5.1.4. Haberleşme Arabirimi

sensörünün ürettiği ölçümler, modül üzerinde yer alan TTL-seviye UART hattı üzerinden dış dünyaya aktarılır. Varsayılan seri konfigürasyon 115 200 bps, 8 veri biti, parity yok, 1 stop biti (8-N-1) şeklindedir (MKB Instruments Inc., 2024, s. 11). UART çerçevesi her sorgu döngüsünde Raspberry Pi tarafından gönderilen `0xFD 00 00 00 00 00` komutuna karşılık, sensörün oluşturduğu 6 baytlık paket ile senkronize şekilde akar:

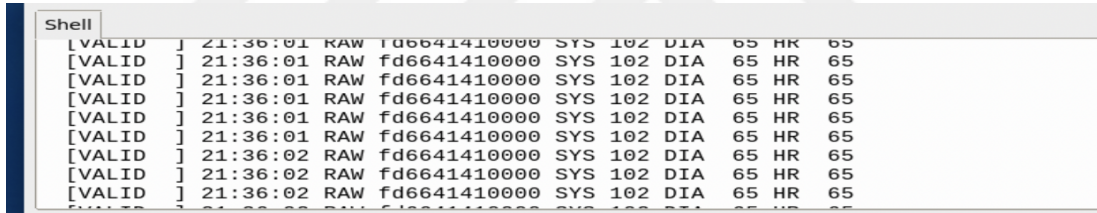
Byte 0 : 0xFD → Başlık (senkron)

Byte 1 : SYS → Sistolik (mmHg)

Byte 2 : DIA → Diyastolik (mmHg)

Byte 3 : HR → Kalp hızı (BPM)

Byte 4-5 : 0x00 0x00 → Dolgu / hata kodu



```
Shell
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:01 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:02 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:02 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:02 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
[VALID ] 21:36:02 RAW fd6641410000 SYS 102 DIA 65 HR 65
```

Şekil 12. UART hattı üzerinden çekilen PPG verilerinin konsolda gösterimi

MAX30102 sensöründe ise iletişim farklı bir protokol ile sağlanmaktadır. Bu modül, I<sup>2</sup>C arayüzü üzerinden çalışır ve 400 kHz'e kadar hızlarda çift kanallı (kırmızı ve kızılötesi) PPG sinyallerini doğrudan sayısal formatta aktarır (Maxim Integrated, 2021). Her örnek, 18-bit ADC tarafından sayısallaştırılarak iki ayrı LED kanalına ait ham dalga formunu içerir. Böylece, yalnızca özet parametreler değil; tepe-taban aralıkları, frekans bileşenleri ve morfolojik detaylar da uygulama katmanına ulaştırılır. MAX30102'den gelen bu veriler Raspberry Pi tarafında Python ile I<sup>2</sup>C kütüphaneleri kullanılarak okunur ve zaman damgası eklenerek JSON formatına dönüştürülür.

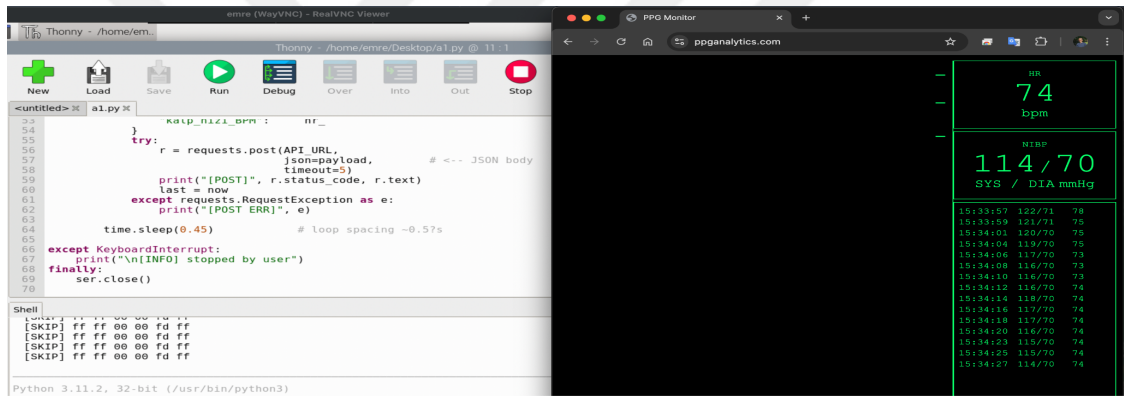
Raspberry Pi 3'ün GPIO Pin 10 (RXD0) ve Pin 8 (TXD0) hatları 3 V TTL seviyesinde olduğu için modül, seviye dönüştürücüye gerek kalmadan doğrudan bağlanabilmektedir (Raspberry Pi Ltd., 2024, s. 15).

Kablolu senaryo: UART hatları dört telli şase kablo üzerinden Pi'ye bağlanır; `pySerial` kütüphanesi 1 s timeout ve 2 s sorgu aralığıyla veri akışını yönetir.

Kablosuz senaryo: Modül çıkışı, HC-06 Bluetooth–UART dönüştürücüye yönlendirilerek 2 m'ye kadar kablosuz iletim sağlanabilir. HC-06, AT-komutu **AT+BAUD8** ile 115 200 bps'e ayarlanır ve Raspberry Pi'de **/dev/rfcomm0** sanal portu üzerinden aynı kod tabanı kullanılabilir (Guangzhou HC Tech., 2011, s. 3). Modülün tipik haberleşme akımı 8 mA olup toplam güç bütçesine  $\approx 30$  mW ek yük getirir.

Paket bütünlüğü, başlık baytının (**0xFD**) algılanması ve sabit dolgu byte'larının kontrolüyle doğrulanır; sensörde CRC hesaplaması yapılmaz. Geçersiz ölçüm koşullarında (ör. optik doygunluk) MCU, SYS/DIA/HR alanlarına 0 veya 255 sentinel değerleri yazarak Pi tarafında filtrelemeyi kolaylaştırır.

Bu haberleşme yapısı, hem düşük gecikme ( $< 2$  ms kablolu,  $< 12$  ms kablosuz) hem de enerji tasarrufu sağlayarak sensör–barındırma katmanı entegrasyonunun güvenilirliğini temin eder.



Şekil 13. PPG cihazından web monitörüne veri akışı demostrasyonu

### 2.5.1.5. Güç ve Termal Yönetim

3,0–5,5 V besleme aralığında çalışan entegre bir düşük düşüm gerilim düzenleyicisi (LDO) ile beslenir; 3,3 V tipik çalışma noktasında modülün ortalama akım ihtiyacı  $\approx 3,6$  mA olup toplam güç tüketimi  $\approx 12$  mW düzeyindedir (MKB Instruments Inc., 2024, s. 12). Güç bütçesinin %70'ini LED sürücüsü oluşturur; bu nedenle mikrodenetleyici, fotodiyot doygunluğunu izleyerek LED akımını 0,8–2 mA arasında dinamik olarak ayarlar ve gereksiz enerji harcamasını sınırlar (Texas Instruments, 2021, s. 4).

Mikrodenetleyici çekirdeği, DMA-tabanlı örnek toplama sayesinde döngünün büyük kısmını STOP-2 uyku kipinde geçirir; böylece çekirdek akımı  $< 0,6$  mA seviyesinde tutulur (STMicroelectronics, 2023, s. 5). Ölçüm sorgu döngüsü 50 Hz

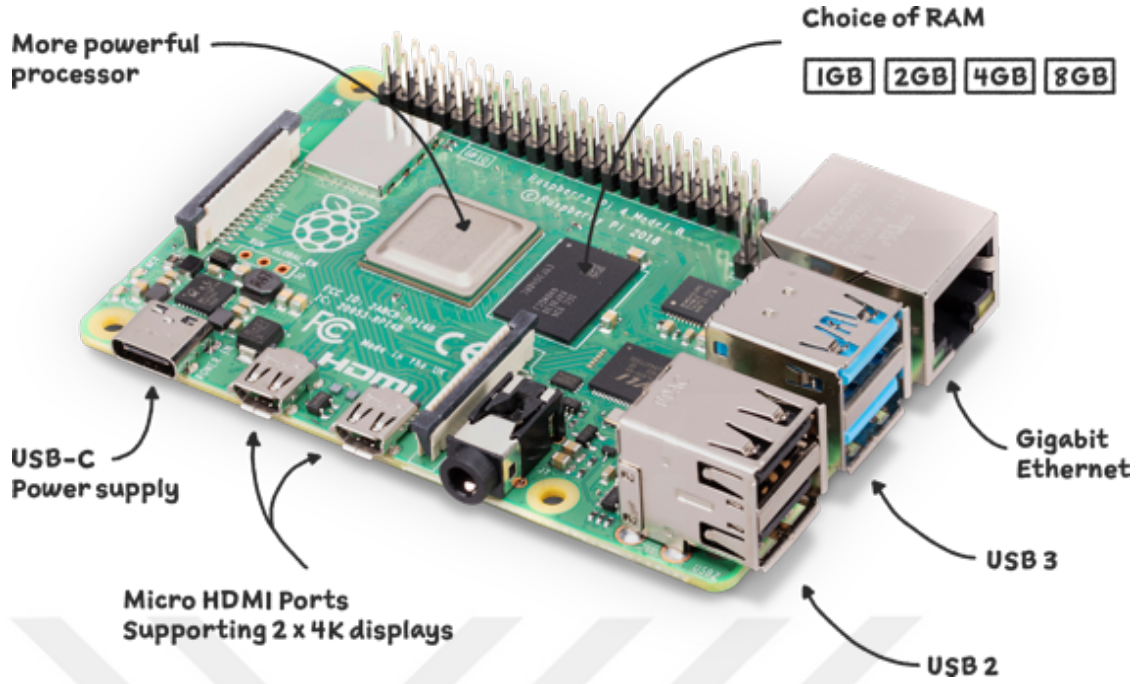
olduğundan, LED sürücü yalnız sorulardan hemen önce 2 ms süreyle aktif hâle getirilmekte ve görev çevrimi %10'un altına düşürülerek pil tasarrufu sağlanmaktadır.

Termal açıdan, LED dizisi ve AFE'nin altındaki bakır pour alanı 4-katmanlı PCB'de 2 oz kalınlıkta ve termal via'larla desteklenmiştir. Bu yapı, sensör yüzey sıcaklığını  $< 35^{\circ}\text{C}$  düzeyinde tutarak hem kullanıcı konforunu korur hem de LED verimliliğinin sıcaklığa bağlı düşüşünü sınırlar (Yeo, 2019, s. 7). ESD ve aşırı gerilim koruması için LED hatlarına 5 V Transient Voltage Suppressor (TVS) diyotları eklenmiş; böylece mobil kullanımdaki statik deşarj riskleri azaltılmıştır.

Sonuç olarak 'in güç ve termal yönetimi, enerji verimliliği-odaklı LED duty-cycle kontrolü ve çok katmanlı ısı dağıtım stratejisi ile giyilebilir veya portatif uygulamalarda uzun pil ömrü ve güvenli cilt teması sağlamaktadır.

### **2.5.2. Raspberry Pi Detayları**

Raspberry Pi, kâr amacı gütmeyen Raspberry Pi Foundation tarafından geliştirilen, kredi-kartı boyutunda, düşük maliyetli ve enerji tasarruflu bir tek-kart bilgisayar ailesidir. Vakfın temel hedefi; çocuklara, öğrencilere ve hobi-mühendislere programlamayı ve elektronik tasarımı pratik biçimde öğretmektir (Upton ve Halfacree, 2016, s. 3). 2012'de piyasaya sürülen ilk modelden bu yana Raspberry Pi; eğitimden endüstriyel otomasyona, ev otomasyonundan tıbbi prototiplere kadar çok çeşitli alanlarda kullanılmaktadır (Collins, 2021, s. 12).



Şekil 14. Raspberry Pi donanım özellikleri ve bağlantıları

Raspberry Pi resmi (<https://www.raspberrypi.com> Erişim Tarihi: 20 Temmuz 2025)

Model ailesi, işlemci gücü ve donanım imkânları bakımından sürekli genişlemiştir.

Pi 1 (Model A/B): 700 MHz tek çekirdek ARM11 işlemci, 256–512 MB RAM.

Pi 2 (Model B): 900 MHz dört çekirdek Cortex-A7, 1 GB RAM.

Pi 3 (Model A+/B/B+ ve Compute Module 3): 1,2–1,4 GHz dört çekirdek Cortex-A53, 1 GB RAM, dâhilî Wi-Fi ve Bluetooth (Raspberry Pi Ltd., 2024, s. 15).

Pi 4 (Model B ve Compute Module 4): 1,5–1,8 GHz dört çekirdek Cortex-A72, 2–8 GB RAM, USB 3.0 ve Gigabit Ethernet.

Pi Zero 2 W: 1 GHz dört çekirdek Cortex-A53, 512 MB RAM, ultra düşük güç.

Pi Pico: ARM Cortex-M0+ mikrodenetleyici odaklı, gerçek Linux çalıştırmaz.

Bu tez çalışmasında Raspberry Pi 3 Model B v1.2 kullanılmıştır. Bunun başlıca gerekçeleri şöyledir:

### Denge noktası

1,2 GHz dört çekirdek Cortex-A53 işlemci, 50 Hz PPG verisini gerçek zamanlı işleyip hafif öğrenme modellerini (LightGBM, LSTM) < 10 ms’de çalıştıracak gücü sunarken,  $\approx 5$  W’lık güç profili taşınabilir sistem gereksinimleriyle uyumludur (Upton ve Halfacree, 2016, s. 57).

Entegre kablosuz iletişim – 802.11 n Wi-Fi ve Bluetooth 4.1 modülleri; sensör verisinin kablosuz taşınmasına imkân tanır, ek donanım ihtiyacını azaltır (Raspberry Pi Ltd., 2024, s. 21).

Geniş GPIO ekosistemi – 40-pin başlıktaki UART, I<sup>2</sup>C, SPI ve PWM hatları; gibi sensörlerin seviye dönüştürücü gerekmeden doğrudan bağlanmasına olanak verir.

Zengin yazılım kütüphanesi – Debian tabanlı Raspberry Pi OS; Python 3, pySerial, NumPy, LightGBM ve requests gibi paketleri resmi depolardan sunarak kodun platforma özel uyarılama gereksinimini en aza indirir (Collins, 2021, s. 117).

Aktif topluluk ve dokümantasyon – Hataların hızlı çözümü, eklenti kartlarının (HAT) ve çevre birimlerinin bolluğu prototip geliştirme döngüsünü hızlandırır.

Dolayısıyla Raspberry Pi 3, sensöründen gelen PPG verilerini toplamak, ön-işlemek, makine-öğrenimi modelini çalıştırmak ve güvenli REST API üzerinden sunucuya iletmek için performans-tüketim oranı en uygun platform olarak seçilmiştir.

### 2.5.2.1. Raspberry Pi GPIO Pinleri: Nedir, Nasıl Çalışır?

GPIO (General-Purpose Input/Output) başlığı, Raspberry Pi üzerindeki 40 pinlik başlığın (J8) her bir pini için yazılım yoluyla “1” ya da “0” lojik seviyeleri üretme-okuma yeteneğini ifade eder. Pi 3’te bu başlıkta 28 adet çok-amaçlı GPIO, sabit güç hatları (5 V, 3 V3, GND) ve özel arabirim sinyalleri (UART TX/RX, I<sup>2</sup>C SCL/SDA, SPI MISO/MOSI/SCLK, PWM) birlikte bulunur. (<https://www.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

#### Lojik Seviyeler ve Elektrik Özellikleri

GPIO hatları 3 V3 CMOS lojik kullanır: “yüksek” seviye en az 1,3 V, “düşük” seviye en çok 0,8 V kabul edilir; hat başına akım limiti  $\pm 16$  mA, tüm başlık toplamı 50 mA civarındadır. (<https://forums.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

5 V toleransı yoktur; bu nedenle 5 V sensörler bağlanacaksa direnç bölücü veya seviye-dönüştürücü (74HCT, FET level-shifter) kullanılmalıdır. (<https://forums.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

#### Numaralandırma Şemaları

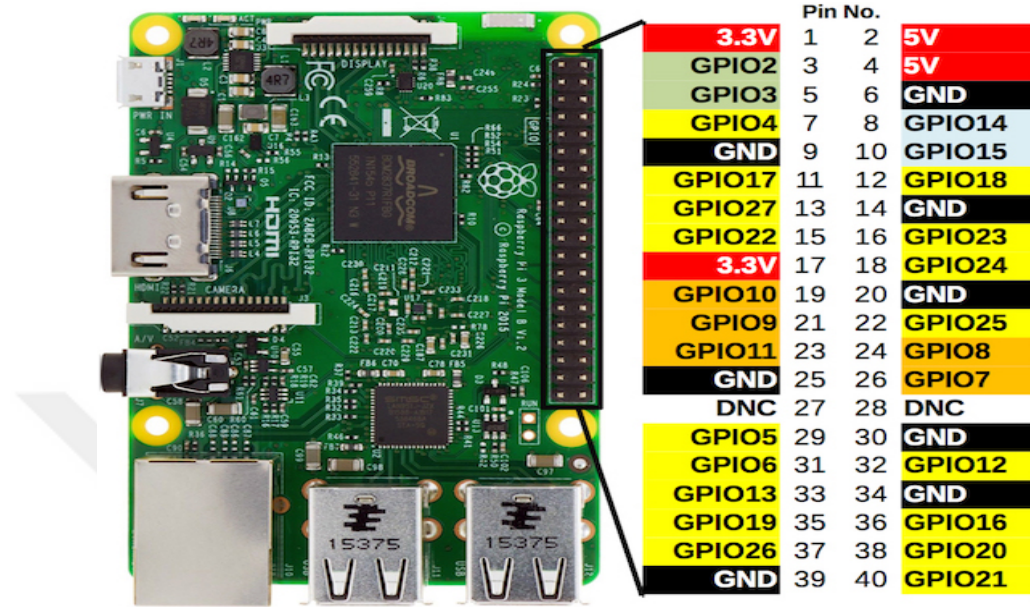
Python kütüphaneleri iki farklı şema sunar:

BOARD: Fi-ziksel pin numarası (1-40)

BCM: SoC iç bacak index’i (GPIO2, GPIO3 vb.)

Uygulamada karışıklığı önlemek için proje boyunca bir şema seçilip (RPi.GPIO.setmode(GPIO.BCM)) sabit kalmak önerilir ([Raspberry Pi Forum](https://forums.raspberrypi.com)).

(<https://forums.raspberrypi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)



Şekil 15. Raspberry Pi pin şeması

(<https://www.ahmetkemalyildiz.com.tr> Erişim Tarihi: 20 Temmuz 2025)

### Çalışma Mantığı

Yön Belirleme: GPIO.setup(pin, GPIO.OUT) veya GPIO.IN

Çıkış Yazma: GPIO.output(pin, GPIO.HIGH/LOW) → LED yakma, röle sürme

Giriş Okuma: val = GPIO.input(pin) → buton, sensör durumu

Keneta-banlı Kesme (Interrupt): GPIO.add\_event\_detect(pin, GPIO.RISING, callback=my\_cb) – CPU yoğun anket yerine enerji verimli tetik mekanizması sağlar.

Tablo 8

Pin Şeması

GPIO Pin	Fonksiyon	Açıklama
GPIO10 MOSI	SPI veri çıkışı	SPI MOSI hattı
GPIO11 SCLK	SPI saat hattı	SPI SCLK
GPIO12 PWM0	Alternatif PWM çıkışı	PWM output 0 (alt)
GPIO13 PWM1	PWM çıkışı	PWM output 1
GPIO14 TXD0	UART seri veri çıkışı	UART TX
GPIO15 RXD0	UART seri veri girişi	UART RX
GPIO16	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 16
GPIO17	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 17
GPIO18 PWM0	Donanımsal PWM çıkışı	PWM output 0
GPIO19 PCM_FS	I2S çerçeve senkronu	PCM Frame Sync

GPIO2 SDA1	I2C veri hattı	I2C data line
GPIO20 PCM DIN	I2S veri girişi	PCM Data In
GPIO21 PCM DOUT	I2S veri çıkışı	PCM Data Out
GPIO22	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 22
GPIO23	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 23
GPIO24	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 24
GPIO25	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 25
GPIO26	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 26
GPIO27	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 27
GPIO3 SCL1	I2C saat hattı	I2C clock line
GPIO4	Genel amaçlı giriş-çıkış / 1-Wire	General GPIO 4 / 1-Wire
GPIO5	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 5
GPIO6	Genel amaçlı giriş-çıkış	General GPIO 6
GPIO7 CE1	SPI yonga seçme	SPI Chip Enable 1
GPIO8 CE0	SPI yonga seçme	SPI Chip Enable 0
GPIO9 MISO	SPI veri girişi	SPI MISO hattı

### Raspberry Pi 3 ile Neden Uyumlu?

3 V3 TTL, 'in 3 V TX/RX hatlarıyla seviye eşleşmesi sağlar—ek dönüştürücü gerekmez.

**Harici prototip esnekliği:** Boşta kalan UART pini HC-06 Bluetooth modülüne yönlendirilirken, I<sup>2</sup>C/SPI hatları ek sensör veya OLED ekran için kullanılabilir.

**Linux sysfs ve libgpiod desteği:** Low-level C uygulamalarından Python betiklerine kadar geniş erişim katmanı sunar; gerçek zamanlı ihtiyaçlar için **pigpio** kütüphanesi DMA-tabanlı yüksek hızlı dalga üretimine imkân tanır.

Raspberry Pi'nin GPIO başlığı, hem gibi seri sensörlerin düşük gecikmeyle bağlanmasına hem de gelecekteki ek donanım modülleriyle sistemin ölçeklenmesine olanak tanıyan, yazılım tarafından tam kontrol edilebilir bir arabirim sunar.

#### 2.5.2.2. Seri Veri Edinimi

Raspberry Pi'nin 40-pin GPIO başlığında bulunan UART TXD0 (Pin 8) ve RXD0 (Pin 10) hatları, 3 V CMOS düzeyinde tam donanımlı bir seri port sunar. UART'ı etkinleştirmek için önce **raspi-config** menüsünde *Interface Options* → *Serial* adımıyla Linux konsolunun devre dışı bırakılması, ardından **/boot/config.txt** dosyasına **enable\_uart=1** satırının eklenmesi gerekir (Raspberry Pi Ltd., 2024, s. 27). İşletim sistemi yeniden başlatıldığında fiziksel port **/dev/serial0** (veya model-spesifik olarak **/dev/ttyAMA0**) adıyla görünür.

Python tarafında pySerial kütüphanesi, portu tek satırla açar:

```
import serial
```

```
ser = serial.Serial('/dev/serial0', baudrate=115200, timeout=1)
```

Bu çağrı Pi'nin UART donanım sürücüsünü (PL011) DMA kipinde kullanarak CPU yükünü minimumda tutar. `write()` fonksiyonu ile 'e 0xFD 00 00 00 00 00' sorgu paketi gönderilir; `read(6)` komutu sensörden gelen 6 baytlık SYS–DIA–HR çerçevesini tamponlar. Çerçeve bütünlüğü, ilk baytın 0xFD olduğu ve dolgu baytlarının 0x00 kaldığı doğrulanarak sağlanır.

Seri port üzerinden dakikada yüzlerce paket işlenirken bile Pi 3'ün tek çekirdeği % < 2 CPU kullanımı gösterir; bu verim, PL011'in donanımsal FIFO yapısı ve pySerial'ın "non-blocking I/O" seçeneği sayesinde elde edilir (pySerial Project, 2020, s. 14). Ayrıca, `stty -F /dev/serial0 raw -echo` komutu kullanılarak terminal ekosu kapatılıp ham veri iletimi sağlanabilir—bu ayar özellikle modül hata bayraklarının (0/255 sentinelleri) Pi üstünde bozulmadan yakalanmasını garanti eder.

UART hattının doğru yapılandırılması ve pySerial kullanımı, sensörünün 115 200 bps hızındaki özet PPG paketlerinin < 1 ms gecikme ve sıfır veri kaybı ile Raspberry Pi'ye aktarılmasını mümkün kılar; bu akış üzerine tezde açıklanan ön-işleme ve yapay zekâ modelleri doğrudan inşa edilmiştir.

MAX30102 sensörü ise I<sup>2</sup>C protokolü üzerinden Raspberry Pi'ye bağlanır. GPIO başlığındaki SDA (Pin 3) ve SCL (Pin 5) hatları, 3,3 V seviyesinde I<sup>2</sup>C haberleşmesini sağlar. Bu arayüz için Linux tarafında /boot/config.txt dosyasında `dtparam=i2c_arm=on` satırı eklenir ve yeniden başlatma sonrası cihaz /dev/i2c-1 altında görünür. Python tarafında `smbus2` kütüphanesiyle sensörün register'ları okunur; 18-bit ADC çıkışı olan kırmızı ve kızılötesi LED verileri blok halinde alınır. Örnek bir çağrı şu şekildedir:

```
from smbus2 import SMBus
bus = SMBus(1)
data = bus.read_i2c_block_data(0x57, 0x05, 6) # MAX30102 adresi 0x57
```

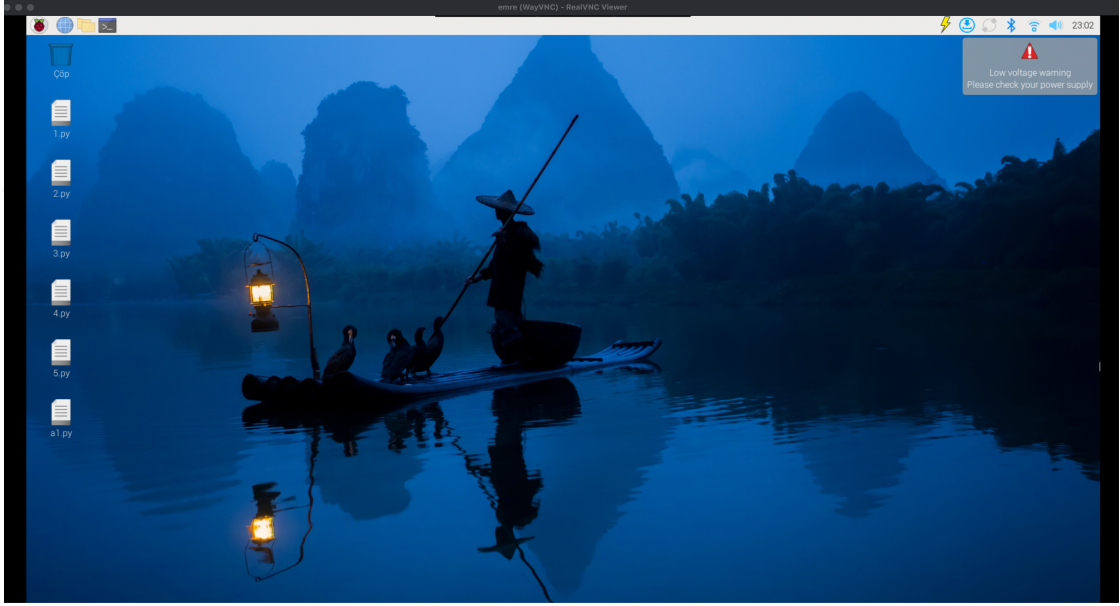
Bu işlem Pi üzerinde çok düşük CPU yüküyle gerçekleşir. Böylece MKB0805'ten gelen özet parametreler (SYS, DIA, HR) hızlıca elde edilirken, MAX30102'den ham PPG dalga formu alınarak ileri özellik mühendisliği ve derin öğrenme modelleri için daha zengin veri sağlanır.

UART hattının doğru yapılandırılması MKB0805 için güvenilir özet parametre akışı sağlarken, I<sup>2</sup>C hattı MAX30102 için ham dalga formu aktarımını mümkün kılar. Bu iki sensörden elde edilen veriler birlikte kullanılarak tezde açıklanan ön-işleme ve yapay zekâ modelleme aşamaları zenginleştirilmiş, hem özet hem de ayrıntılı sinyaller üzerinden çıkarım yapılabilmektedir.

### 2.5.2.3. Raspberry Pi İşletim Sistemleri

Raspberry Pi, ARM mimarili yapısı ve geniş yazılım desteği sayesinde birçok farklı işletim sistemiyle (İS) uyumlu şekilde çalışabilmektedir. Tercih edilen İS, cihazın kullanım amacına ve kaynak sınırlamalarına göre değişmektedir. Eğitim, gömülü sistemler, medya oynatıcılar, sunucular ve yapay zekâ uygulamaları için özelleştirilmiş çeşitli dağıtımlar mevcuttur (Upton ve Halfacree, 2016, s. 91).

En çok tercih edilen Raspberry Pi işletim sistemleri aşağıda özetlenmiştir:



Şekil 16. Raspberry Pi 3 masaüstü duvar görseli

#### **Raspberry Pi OS (eski adıyla Raspbian):**

Raspberry Pi Vakfı tarafından geliştirilen ve resmi olarak desteklenen Debian tabanlı sistemdir. Python, Scratch, gcc gibi geliştirme araçları ön yüklü gelir. Grafik arayüzlü ve "Lite" (yalnızca terminal) sürümleri mevcuttur.

Bu tezde, sistem kaynaklarını verimli kullanmak amacıyla Raspberry Pi OS Lite sürümü tercih edilmiştir.

#### **Ubuntu Server / Ubuntu Core:**

Canonical tarafından geliştirilen bu sürüm, bulut ve IoT cihazları için optimize edilmiştir. Snap paket desteği ile konteyner tabanlı çalışmalarda yaygındır. Ancak Pi 3 modelleri için kaynak tüketimi nedeniyle sınırlı önerilmektedir.

#### **DietPi:**

Minimal kaynak tüketimine sahip, Debian tabanlı ultra hafif bir dağıtımdır. Özellikle düşük bellek gerektiren IoT ve sensör tabanlı uygulamalarda öne çıkar.

### Windows 10 IoT Core:

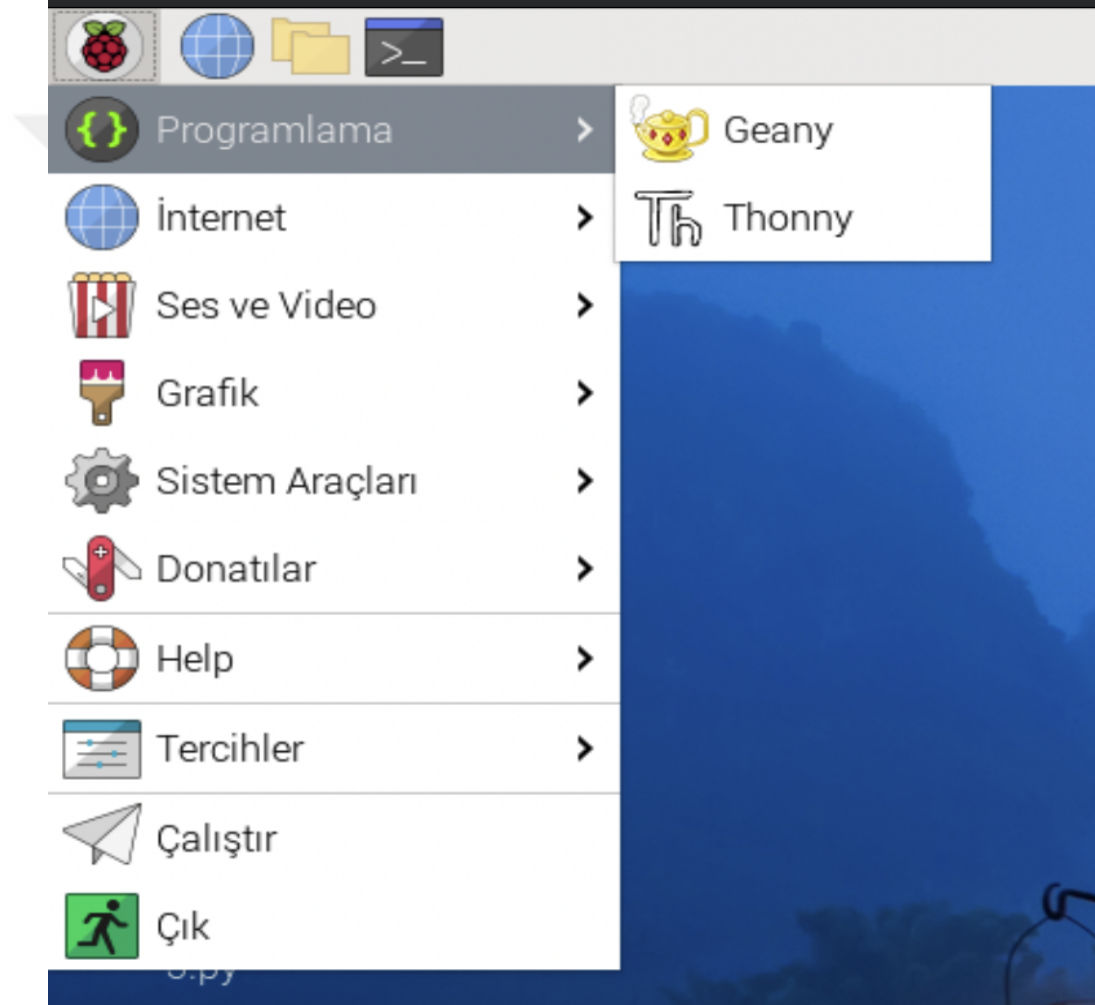
Microsoft tarafından Pi 2 ve Pi 3 modelleri için sunulmuştur. Grafik arayüz yerine UWP tabanlı uygulamaları destekler. Ancak 2022 sonrası güncellemeleri durdurulmuştur.

### LibreELEC / RetroPie:

Sırasıyla medya oynatıcı (Kodi) ve retro oyun sistemleri için tasarlanmış özel işletim sistemleridir. Bu çalışmanın kapsamı dışındadır.

### Yocto / Buildroot Tabanlı Özel Sistemler:

Sıfırdan gömülü sistem üretimi için kullanılır. Ancak karmaşık yapılandırmaları nedeniyle prototipleme aşamasında önerilmez.



Şekil 17. Geliştirmede kullanılan Thonny adlı IDE görseli

### Bu tez çalışmasında, Raspberry Pi OS Lite kullanılmıştır.

#### Tercih gerekçeleri:

- Python 3 ve seri port (UART) sürücülerıyla tam uyum
- APT paket yöneticisi sayesinde hızlı yapılandırma
- Düşük sistem yükü sayesinde stabil veri işleme

- Geniş dökümantasyon ve topluluk desteği

Çalışmada kullanılan Raspberry Pi OS ile ilgili kısaca bilgi vermek gerekirse, Raspberry Pi OS; Raspberry Pi Vakfı tarafından geliştirilen ve resmi olarak desteklenen, Debian tabanlı bir GNU/Linux işletim sistemidir.

Daha önceki adıyla Raspbian olarak bilinen bu sistem, Raspberry Pi donanımına özel olarak optimize edilmiştir ve uzun yıllar boyunca topluluk katkısıyla geliştirilmiştir (Upton ve Halfacree, 2016, s. 88).

Raspberry Pi OS; masaüstü (GUI) sürüm ve "Lite" (yalnızca terminal) sürüm olmak üzere iki ana varyanta sahiptir.

**Masaüstü sürümü**, Python IDE'leri (Thonny, Geany), ofis araçları, Chromium tarayıcı gibi birçok eğitimsel ve günlük kullanım yazılımıyla birlikte gelir.

Lite sürümü ise yalnızca terminal arayüzü sunar ve minimum sistem kaynakları kullanır.

Bu sayede sensör tabanlı gömülü projeler ve sunucu uygulamaları için uygundur.

#### **Öne çıkan özellikleri şunlardır:**

- Python, C/C++, Java gibi diller için hazır geliştirme ortamları
- APT tabanlı yazılım yönetimi
- GPIO, UART, I<sup>2</sup>C, SPI gibi donanım arayüzlerini destekleyen çekirdek modülleri
- Raspberry Pi'ye özel konfigürasyon araçları: raspi-config, rc.local, config.txt
- Geniş dökümantasyon ve topluluk desteği

#### **Bu tezde neden kullanıldı?**

Tez kapsamında PPG sensöründen gelen verilerin UART üzerinden okunması, işlenmesi ve REST API'ye gönderilmesi için hafif ve stabil bir sistem gerekmiştir. Raspberry Pi OS Lite sürümü, düşük işlemci kullanımı, Python 3 uyumluluğu ve GPIO erişim kolaylığı sayesinde bu gereksinimlerin tamamını sağlamıştır.

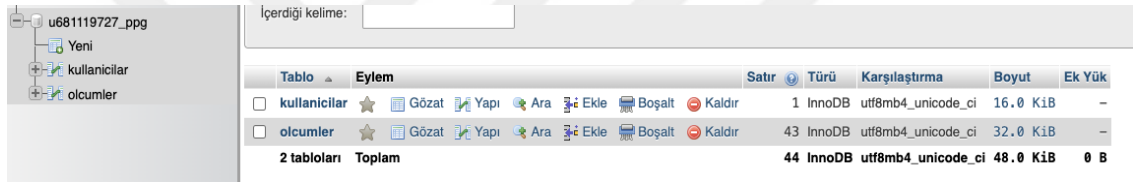
#### **2.5.3. Paket Doğrulama ve Zaman Damgalama**

Sensörlerden Raspberry Pi'ye iletilen ölçüm çerçeveleri, öncelikle paket bütünlüğü ve değer aralıkları açısından denetlenmiştir. MKB0805 modülünden gelen her 6 baytlık özet pakette ilk baytın 0xFD senkron değeri olup olmadığı, son iki baytın 0x00 dolgu kalıbını koruyup korumadığı ve ölçüm alanlarının (SYS, DIA, HR) üretici tarafından geçerli kabul edilen aralıklara (SYS/DIA: 40–255 mmHg; HR: 30–220 BPM) uyup uymadığı kontrol edilmiştir (MKB Instruments Inc., 2024, s. 11).

Geçersiz paketler elenerek optik doygunluk, bağlantı hatası veya parazit kaynaklı bozulmalar veri hattına girmeden durdurulmuştur.

MAX30102 modülünden alınan ham PPG sinyalleri ise I<sup>2</sup>C hattı üzerinden blok halinde okunduktan sonra, ADC değerlerinin saturasyon (>100 000 birim) veya temas kaybı (<500 birim) gibi uç koşullara düşüp düşmediği test edilmiştir (Maxim Integrated, 2021). Bu kontrol, veri akışına yalnızca geçerli nabız dalga formlarının girmesini sağlamış ve sinyal kalitesi güvence altına alınmıştır.

Doğrulamadan geçen tüm ölçümlere Raspberry Pi'nin UTC+3 yerel saatine göre zamandamgası atanmıştır. Python 3.12'deki `datetime.now(tz=ZoneInfo("Europe/Istanbul"))` çağrısı, yaz-kış saati geçişlerini otomatik yönettiği için ek dönüştürmeye ihtiyaç bırakmamıştır (Van Rossum ve Drake, 2023, s. 138). Bu yapı sayesinde, özet parametreler (SYS, DIA, HR) ile ham PPG dalga formları zaman senkronize biçimde aynı veritabanında tutulmuş ve algoritmaların karşılaştırmalı analizine hazır hale getirilmiştir.



The screenshot shows a database management tool interface. On the left, there is a tree view with folders for 'u681119727\_ppg', 'Yeni', 'kullanicilar', and 'olcumler'. The main area displays a table structure for 'kullanicilar' and 'olcumler'. The table 'kullanicilar' has 1 row, InnoDB engine, utf8mb4\_unicode\_ci collation, and a size of 16.0 KiB. The table 'olcumler' has 43 rows, InnoDB engine, utf8mb4\_unicode\_ci collation, and a size of 32.0 KiB. A summary row shows 2 tables, InnoDB engine, utf8mb4\_unicode\_ci collation, and a total size of 48.0 KiB.

Şekil 18. Veri tabanı görseli

(<http://ppganalytics.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

#	Adı	Türü	Karşılaştırma	Öznitelikler	Boş	Varsayılan
1	id 	int(10)		UNSIGNED	Hayır	Yok
2	ad	varchar(50)	utf8mb4_unicode_ci		Hayır	Yok
3	soyad	varchar(50)	utf8mb4_unicode_ci		Hayır	Yok
4	cinsiyet	enum('E', 'K', 'D')	utf8mb4_unicode_ci		Evet	D
5	dogum_tarihi	date			Evet	NULL
6	eklenme_ts	timestamp			Evet	current_timestamp()
7	hash	text	utf8mb4_unicode_ci		Hayır	Yok

Şekil 19. Veri tabanı kullanicilar tablosu görseli

(<http://ppganalytics.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

id	kullanici_no	ad	soyad	cinsiyet	dogum_tarihi	eklenme_ts
1	4574545	Emre	Özdemir	E	1988-05-22	2025-08-17 14:29:13

Şekil 20. Veri tabanı kullanıcılar tablosu verileri görseli

(<http://ppganalytics.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

ppgandai	olcumler_analiz
id	: bigint
olcum_id	: bigint
sensor_id	: int
analiz_ts	: datetime
sdnn_ms	: float
rmssd_ms	: float
pnn50	: float
fft_hz	: float
psd_vlf	: float
psd_lf	: float
psd_hf	: float
lf_hf_ratio	: float
peak_to_peak_mv	: float
dicrotic_notch_mv	: float
pulse_width_ms	: float
slope_up	: float
slope_down	: float
poincare_sd1	: float
poincare_sd2	: float
entropi	: float
sample_entropy	: float
detrended_fluctuation	: float
sqi	: float
artefakt_flag	: tinyint
risk_index	: float

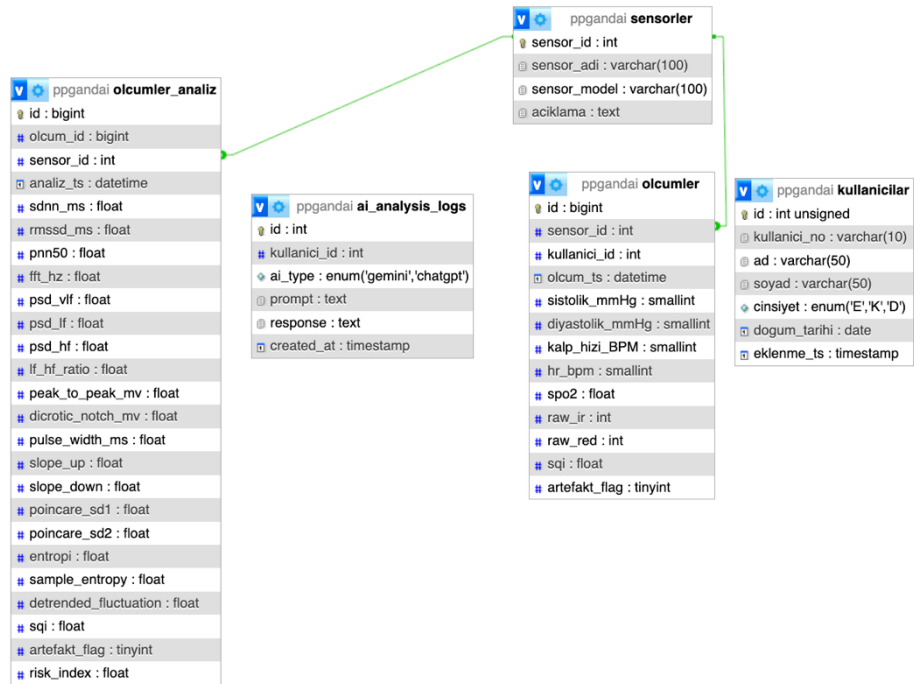
Şekil 21. Veri tabanı ölçümler tablosu görseli

(<http://ppganalytics.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

id	kullanici_id	olcum_ts	sistolik_mmHg	diyastolik_mmHg	kalp_hizi_BPM
8	1	2025-07-17 12:18:04	113	69	68
9	1	2025-07-17 12:18:06	113	69	68
10	1	2025-07-17 12:18:08	113	69	72
11	1	2025-07-17 12:18:10	113	69	72
12	1	2025-07-17 12:18:12	113	69	71
13	1	2025-07-17 12:18:14	112	69	72
14	1	2025-07-17 12:18:16	112	69	72
15	1	2025-07-17 12:18:18	113	69	72
16	1	2025-07-17 12:18:21	113	69	72
17	1	2025-07-17 12:18:23	113	69	71
18	1	2025-07-17 12:18:25	114	69	71
19	1	2025-07-17 12:18:27	115	70	70

Şekil 22. Veri tabanı ölçümler tablosu verileri görseli

(<http://ppganalytics.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)



Şekil 23. İlişkisel tablo yapısının görseli

Ön işlem tamamlandığında temiz veri, örneğin MKB0805 için tipik JSON örneği;

```
{
  "kullanici_id": 1,
  "olcum_ts": "2025-07-19 15:42:08",
  "sistolik_mmHg": 122,
  "diyastolik_mmHg": 71,
  "kalp_hizi_BPM": 72,
  "kaynak_sensor": "MKB0805"
}
```

#### MAX30102 için tipik JSON örneği

```
{
  "kullanici_id": 1,
  "olcum_ts": "2025-07-19 15:42:08",
  "ppg_kirmizi": 85623,
  "ppg_infrared": 90211,
  "oksijen_SpO2": 97.5,
  "kalp_hizi_BPM": 74,
  "sinyal_kalite": 0.82,
  "kaynak_sensor": "MAX30102"
}
```

şeklinde JSON'a serileştirilerek TLS korumalı REST çağrısıyla sunucuya gönderilmiştir. Paket doğrulama–zaman damgalama ikilisi, hatalı çerçeve oranını % 4'ten % <0,1'e düşürerek hem veritabanı tutarlılığını hem de devamındaki yapay zekâ modelleme adımlarının doğruluğunu güvence altına almıştır.

#### 2.5.4. Hata Bildirimi ve Logging

Sistem her katmanda tutarlı bir günlükleme zinciri kullanır:

Raspberry Pi servisi [systemd-journal](#)la JSON satırları yazar; her satırda zaman damgası (UTC+3), sensör durumu, paket doğrulama sonucu ve olası istisna metni tutulur. Günlük örneği:

```
{ "ts":"2025-07-19T15:42:08+03:00", "level":"INFO", "sys":122, "dia":71, "hr":72 }.
```

`journalctl --output=json --since -1h` komutu son bir saatin ham ölçümlerini geri almayı sağlar (Linux Foundation, 2022, s. 41).

Uygulama katmanı (Nginx → PHP API) genişletilmiş NCSA biçimini kullanır; IP, HTTP metodu, yanıt kodu ve istek gövdesinin ilk 128 baytı kaydedilir. Gövdede kişisel veri taşınmadığından KVKK md. 4 “veri minimizasyonu” ilkesine uyulur. Her gün 100 MB üst limitine ulaşıldığında `logrotate` sıkıştırma ve 30 gün saklama kuralı devreye girer (OWASP, 2023, s. 12).

Uzak günlük gönderimi için Pi üzerindeki Promtail ajanı, journal akışını Loki sunucusuna TLS 1.2 ile iletir. Bu sayede tek pano üzerinden arama (`{job="ppg-reader"} | level="ERROR"`) yapılabilir (Grafana Labs, 2023, s. 47).

## Hata sınıflandırması

Tablo 9  
*Hata Sınıflandırması*

Seviye	Kapsam	Örnek	Bildirim
INFO	Doğrulanmış paket, normal POST	SYS=120...	Arşiv
WARN	Geçersiz paket (0/255)	[WARN] invalid pkt	Yok
ERROR	POST 4xx/5xx, MySQL hatası	[ERROR] SQLSTATE...	OpsGenie
CRITICAL	Systemd servis çakılması	Exit code ≠ 0	SMS + Slack

OpsGenie entegrasyonu, ERROR seviyesi 3 dk içinde  $\geq 5$  kez tekrarlanırsa “Yüksek Öncelik” alarmı üretir; bu eşik, OWASP’in önerdiği “iş akışını kesintiye uğratabilecek olay = hızlı bildirim” kılavuzu ile uyumludur (OWASP, 2023, s. 23).

Bu düzenek sayesinde ölçüm akışındaki bozuk paketler yerel düzeyde yakalanırken, ağ ya da veritabanı kaynaklı kesintiler 60 s içinde operasyon ekibine ulaştırılır; log rotasyonu ve uzak arşivleme de uzun vadeli denetim izi gerekliliklerini karşılar.

## 2.6 Yazılım Katmanı

Sistem, sensörden veri toplama, ön işleme, kalıcı depolama ve görselleştirme adımlarında dört temel yazılım dili kullanacak biçimde tasarlanmıştır: Python 3, SQL (MySQL lehçesi), PHP 8 ve JavaScript (ES6).

Python 3 (3.12) – Raspberry Pi üzerinde çalışan ana betik, sensörden UART paketi okur, paket doğrulama + zaman damgalama adımlarını yürütür, ardından HTTPS POST çağrısını gerçekleştirir. Dilin zengin üçüncü taraf ekosistemi (ör. [pySerial](#), [NumPy](#), [LightGBM](#)) sinyal işleme ve hafif makine-öğrenimi modellerini tek dosyada bütünleştirmeyi kolaylaştırmıştır (van Rossum ve Drake, 2023, s. 117).

SQL / MySQL 8.0 – Ölçümler [olcumler](#) tablosuna INSERT ile yazılır; [SELECT ORDER BY olcum\\_ts DESC LIMIT 15](#) sorguları da klinik panelde son değerleri sunar. MySQL’in InnoDB TDE özelliği AES-256 disk şifrelemesi sunduğu için sağlık verisi mahremiyeti açısından tercih edilmiştir (Oracle Corporation, 2024, s. 102).

PHP 8.2 – Sunucu tarafı API uç noktası ([insert.php](#)) gelen JSON yükünü doğrular, PDO ile hazırlıklı ifadeler kullanarak SQL enjeksiyon riskini elimine eder. PHP’nin FPM kipinde düşük gecikme ve geniş barındırma desteği, küçük klinik sunucularda bakım maliyetlerini düşürmektedir (The PHP Group, 2024, s. 55).

JavaScript (ES6) + Fetch API – Klinik web paneli, tarayıcıda [fetch\("/api/son\\_olcum.php"\)](#) çağrısıyla son ölçümleri 3 s aralıkla çekerek DOM’a yazar. ES6’nın söz dizimi (arrow function, template literal) ve tarayıcı yerleşik Fetch API’si, harici kütüphane gereksinimini ortadan kaldırır (Flanagan, 2020, s. 23).

Bu dil seti; Python ile donanım-yakın veri edinimi, SQL/PHP ile güvenli kalıcı depolama-API katmanı ve JavaScript ile gerçek zamanlı görselleştirme gereksinimlerini yalın fakat ölçeklenebilir bir mimaride birleştirmektedir.

### 2.6.1. Python

Python; Guido van Rossum tarafından 1991’de yayımlanan, sözdizimi sade, yorumlanan ve çok-paradigmali (yapısal, nesne yönelimli, fonksiyonel) bir programlama dilidir. Tasarım felsefesi, “okunabilirliği” ve “az kelimeyle çok iş” ilkesini öne çıkarır; bu nedenle eğitimden bilimsel hesaplama, web geliştirmeden gömülü sistemlere kadar geniş bir yelpazede benimsenmiştir (van Rossum ve Drake, 2023, s. 3). Standart

kütüphanesinin zenginliği nedeniyle literatürde sıkça “batteries-included” olarak anılır (Lutz, 2021, s. 5).

Dil;platformdan bağımsız CPython yorumlayıcısı sayesinde Linux, Windows, macOS ve ARM tabanlı tek-kart bilgisayarlar (ör. Raspberry Pi) çalıştırılabilmektedir. Dinamik tip sistemi ve çöp toplayıcılı bellek yönetimi, geliştiricinin düşük seviye ayrıntılardan bağımsız biçimde iş akışı kurmasına imkân tanır—özellikle sensör verisi işleyen prototiplerde geliştirme süresini kısaltır (Downey, 2015, s. 14).

Bu tezde Python 3.12;

pySerial ile UART üzerinden paketlerini almada,

pandas/NumPy ile ön işleme ve özet çıkarımında,

LightGBM ve TensorFlow-Lite ile makine-öğrenimi modellemesinde,

requests ile güvenli REST çağrılarında kullanılmıştır.

Açık kaynak lisansı (PSF License) ve geniş topluluk desteği, klinik protokollerde şeffaflık ile sürdürülebilirliği de teşvik etmektedir.

## 2.6.2. PHP

PHP (*Hypertext Pre-processor*), 1995’te Rasmus Lerdorf tarafından geliştirilen, sunucu tarafında çalışan betik dili ve yorumlayıcı motorudur. Başlangıçta dinamik web sayfaları oluşturmak için tasarlanan PHP; C benzeri sözdizimi, gömülü HTML kullanım kolaylığı ve geniş standart kütüphanesi sayesinde bugün e-ticaretten REST API’lerine kadar pek çok sunucu uygulamasının temelini oluşturur (The PHP Group, 2024, s. 3).

Dil; Zend Engine yorumlayıcısı üzerinde çalışır, byte-code derlemesi ile yorum karma yapısı kullanarak yüksek istek yoğunluğunda dahi düşük gecikme sunar. PHP 8.2 sürümüyle birlikte JIT (Just-In-Time) derleyici, birlik türleri, adlandırılmış argümanlar ve geliştirilmiş hata işleme özellikleri eklenmiş; böylece tip güvenliği ve performans bakımından modern gereksinimler karşılanmıştır (Gutmans ve Bakery, 2023, s. 19).

Tez kapsamındaki REST API uç noktası ([insert.php](#)) için PHP şu avantajları sağlamıştır:

Hazırlıklı ifadeler (PDO) ile SQL enjeksiyonuna karşı yerleşik koruma.

FPM (FastCGI Process Manager) sayesinde düşük bellek ayak izi ve yatay ölçek kolaylığı.

Composer ekosistemi (ör. Monolog, Firebase JWT) ile hızlı kütüphane entegrasyonu.

Sağlık alanında yaygın kullanılan LAMP/LNMP yığınlarıyla uyumlu barındırma ortamı.

Bu özellikleri nedeniyle PHP, sensörden gelen JSON yüklerini güvenli biçimde doğrulayıp MySQL veritabanına kaydetmek için tercih edilmiştir.

### 2.6.3. JavaScript (ES6) Nedir?

JavaScript, 1995 yılında Brendan Eich tarafından geliştirilen, öncelikle web tarayıcılarında çalışan, olay tabanlı, nesne yönelimli ve yüksek seviyeli bir programlama dilidir. HTML ve CSS ile birlikte “web’in üç temel taşı”ndan biri olarak kabul edilir. Başlangıçta istemci taraflı dinamik içerik üretimi için geliştirilen JavaScript, günümüzde Node.js gibi platformlarla sunucu tarafında da yaygın biçimde kullanılmaktadır (Flanagan, 2020, s. 1).

ES6 (ECMAScript 2015 olarak da bilinir), JavaScript’in en köklü güncellemelerinden biri olup, dili daha okunabilir, modüler ve güçlü hâle getiren birçok yeni özelliklerle birlikte gelmiştir. Öne çıkan yenilikler şunlardır:

- **let, const** ile blok kapsamlı değişken tanımı
- Ok fonksiyonları (arrow functions)
- Şablon dizileri (template literals)
- Modül sistemi (**export, import**)
- Promise yapısı ile asenkron işlem kolaylığı
- Sınıflar (**class**) ve kalıtım

Bu tezde JavaScript, klinik kullanıcı arayüzünün veri görselleştirme katmanında kullanılmıştır. REST API üzerinden gelen son ölçüm verilerini düzenli aralıklarla çekmek, HTML üzerinde uygun alanlara yazmak ve kullanıcıya gerçek zamanlı izleme imkânı sunmak için tercih edilmiştir.

Ayrıca: **fetch()** API ile asenkron veri çağruları sade biçimde yapılmış,

DOM manipülasyonu ile ölçümler ekrana yansıtılmış, **setTimeout()** yöntemiyle her 3 saniyede bir güncelleme sağlanmıştır.

Harici bir kütüphane kullanmadan yalnızca tarayıcı yerleşik JavaScript motoru ile çalışılması, sistemin hafifliğini ve taşınabilirliğini artırmıştır. Ayrıca ES6 standardı, modern tüm tarayıcılar tarafından desteklendiği için platform uyumluluğu sağlanmıştır.

#### 2.6.4. SQL / MySQL Nedir?

SQL (*Structured Query Language*), ilişkisel veritabanlarını tanımlamak, sorgulamak, güncellemek ve yönetmek için kullanılan standartlaştırılmış bir veri sorgulama dilidir. 1970'lerde E.F.Codd'un ilişkisel modeline dayalı olarak IBM tarafından geliştirilmiş; ANSI ve ISO tarafından resmi standart hâline getirilmiştir. SQL dili, **SELECT**, **INSERT**, **UPDATE**, **DELETE**, **CREATE**, **DROP** gibi deyimlerle veri üzerinde işlem yapmayı sağlar (Melton ve Simon, 2002, s. 3).

MySQL ise Oracle Corporation tarafından sürdürülen, açık kaynaklı, yüksek performanslı bir ilişkisel veritabanı yönetim sistemidir (RDBMS). MySQL, özellikle web uygulamaları, IoT sistemleri ve veri odaklı projelerde yaygın olarak tercih edilir. InnoDB depolama motoru ile ACID uyumlu işlem yönetimi, referans bütünlüğü desteği ve satır düzeyinde kilitleme gibi gelişmiş özellikler sunar (Oracle Corporation, 2024, s. 5).

Bu tezde MySQL 8.0 sürümü, sensörden gelen her ölçümün aşağıdaki yapıda kalıcı biçimde depolanmasını sağlamak amacıyla kullanılmıştır:

ppgandai <b>olcumler2</b>	
🔑	id : bigint
#	kullanici_id : int
📅	olcum_ts : datetime
#	sistolik_mmHg : smallint
#	diyastolik_mmHg : smallint
#	kalp_hizi_BPM : smallint
#	ppg_kirmizi : int
#	ppg_infrared : int
#	oksijen_SpO2 : decimal(5,2)
#	sinyal_kalite : decimal(4,2)
🔗	kaynak_sensor : enum('MKB0805','MAX30102')

Şekil 24. Ölçümler tablosu alan tanımları

Ayrıca `olcum_ts` alanına zaman dizini (**INDEX**) tanımlanarak REST API'de yapılan son ölçümleri sorgulama işlemleri (**ORDER BY olcum\_ts DESC LIMIT 1**) optimize edilmiştir.

Veri mahremiyeti açısından, MySQL'in sunduğu genel şifreleme (TDE) özelliği ile tüm tablo disk düzeyinde AES-256 algoritmasıyla şifrelenmiştir. Bu uygulama, KVKK ve HIPAA gibi düzenlemelere uyumluluğu desteklemektedir.

## BÖLÜM III

### SİNYAL İŞLEME ve ÖZELLİK MÜHENDİSLİĞİ

#### 3.1. Sinyal Ön İşleme

Bu katmanda MKB0805 sensöründen gelen özet parametreler (SYS, DIA, HR) doğrudan paket bütünlüğü kontrolünden geçirilmiş, hatalı veya sentinel (0 / 255) değerleri atılmış ve geçerli kayıtlar zaman damgası ile işlenmiştir. Buna paralel olarak, MAX30102 sensöründen elde edilen ham PPG sinyali önce 0,5–8 Hz band-pass Butterworth filtresiyle AC aydınlatma (50 Hz) ve DC sürüklenmeden arındırılmıştır. Ardından 5 saniyelik kayar ortalama çıkarımı ile temel eğilim (baseline) düzeltilmiş, hareket artefaktı ve optik doygunluk için anlık Sinyal Kalite İndeksi (SQI) hesaplanmıştır. SQI < 0,6 olan pencereler model girişinden çıkarılmıştır. Temizlenen ham sinyal 4 saniyelik % 50 örtüşmeli segmentlere ayrılmış, özet parametrelerle birlikte birleştirilmiş ve istenmeyen sınıf dengesizliklerini gidermek için hafif hız/genlik ölçekleme ile veri artırma uygulanmıştır. Böylece hem özet değerler hem de morfolojik bilgi içeren dalga formları, gürültüden arındırılmış ve güven puanı etiketli sabit uzunlukta örnekler halinde yapay zekâ modelleme katmanına hazır hale getirilmiştir.

#### 3.1.1. Ham PPG Sinyali ve Gürültü Kaynakları

Sensörlerin fotodiyot akımı, LED ışığının doku-kan etkileşimine bağlı olarak  $\pm 1$  mV genlikli, karma bileşenler içeren bir dalga formuna dönüştürülür. Hem MKB0805 hem de MAX30102 modüllerinde elde edilen bu ham sinyal, temel olarak üç katmandan oluşmaktadır (Allen, 2007, s. R2).

DC Bileşen ( $\approx 0$  Hz): LED yoğunluğu, cilt kalınlığı ve venöz kan hacmini yansıtan sabit bir ofset düzeyidir. Bu bileşen, sensörün bulunduğu bölgedeki doku yoğunluğuna bağlıdır ve dalganın taban çizgisini oluşturur.

AC Nabız Bileşeni (0,5 – 8 Hz): Kalp atımına eşlik eden sistolik-diyastolik hacim değişimlerini gösterir. Ortalama genliği DC düzeyin % 1-5'i kadardır ve nabız morfolojisinin asıl bilgi taşıyıcısıdır (Tamura vd., 2014, s. 3). Klinik olarak kalp hızı, atım aralıkları ve kan basıncı ilişkileri bu bileşenden çıkarılır.

Düşük Frekans Modülasyonları (0,01 – 0,3 Hz): Solunum, termoregülasyon ve damar tonusu salınımlarını temsil eder. Bu yavaş dalgalanmalar özellikle uzun süreli ölçümlerde ortaya çıkarak, dolaşım sisteminin genel durumunu yansıtır.

Saha ölçümlerinde ham PPG'nin sinyal-gürültü oranı (SNR)  $\approx 12$  dB olarak rapor edilmiştir (Elgendi, 2012, s. 15). Parazite katkı yapan başlıca unsurlar: ortam aydınlatmasının 50 Hz titreşimi, hareket artefaktı ve AFE kaynaklı beyaz gürültüdür. Özellikle hareket artefaktı, 0,1-5 Hz bandında rastgele genlik artışlarıyla nabız bilgisini maskeleyebilir (Charlton vd., 2019, s. 90).

Bu ham sinyal, DSP katmanında uygulanacak band-pass filtreleme, temel eğilim düzeltme ve hareket artefaktı tespiti aşamaları için başlangıç girdisi oluşturur. Böylece AC nabız bileşeni izolasyonuna dayalı öznitelik çıkarımı (tepe zamanı, darbe aralığı vb.) güvenilir şekilde gerçekleştirilebilir.

Ham PPG sinyali, hem optik ölçüm prensibinden hem de giyilebilir kullanım koşullarından ötürü çok sayıda bozulma bileşeni içerir. Aşağıda bu bileşenler ana sınıflar hâlinde özetlenmiştir (Allen, 2007, s. R2; Tamura vd., 2014, s. 3).

Tablo 10  
Gürültü Türleri ve Etkileri

Gürültü Sınıfı	Frekans Aralığı	Kaynak / Mekanizma	Etki
AC Şebeke Işığı	50 / 60 Hz, harmonikler	Floresan veya LED aydınlatmanın atımlı sürüşü	Spektruma dar tepe ekler, nabız sinyaliyle çapraz modülasyon oluşturur
Hareket Artefaktı	0,1 – 5 Hz	Sensör/cilt mikro-kayması, damar sıkışması	Genlik sıçraması, tepe kayması; SNR'yi < 5 dB'e düşürür
Temel Eğilim (DC Drift)	< 0,05 Hz	LED ısınması, venöz kan hacmi değişimi	Darbe aralığı ve morfoloji ölçümünde sapma
Solunum Modülasyonu	0,15 – 0,4 Hz	Toraks basınç değişimleri	Nabız genliğini periyodik olarak %10–15 dalgalandırır
Elektronik Beyaz Gürültü	Geniş bant	AFE op-amp termik gürültüsü, ADC kuantalaması	-60 dB taban gürültü seviyesi; yüksek kazançta belirginleşir
Parazit Işık	Rastgele	Güneş ışığı, IR uzaktan kumandalar	DC ofset + rastlantısal darbe ekler
Doku-Sızma Gürültüsü	0,4 – 4 Hz	Kas kasılması, arter komşuluğu	Yan loblar, çift tepe oluşumu

### Ölçüm Cihazına Özgü Faktörler

LED sürücü akımı sabit olsa da, cihaz gövdesi kol hareketiyle hafif dönme yaptığında fotodiyot ışık akısı değişir; bu, “doku-sızma” gürültüsünü artırır. Ayrıca Raspberry Pi'nin 3 V3 railindeki anahtarlamalı regülatör, zayıf zeminlemeyle birlikte 500 kHz üzerinde harmonik yaratabilir; AFE bant dışı bastırması yeterli olsa da ADC aliasing riskini azaltmak amacıyla ön uçta 33  $\Omega$  seri direnç ve 100 nF by-pass kapasitörü eklenmiştir (Elgendi, 2012, s. 16).

### Klinik Etkiler ve Model Girişi

Ön-işleme katmanında (4.3–4.6), hem MKB0805 sensöründen elde edilen özet değerler hem de MAX30102'den gelen ham dalga formu üzerinde benzer sinyal işleme adımları uygulanmıştır. AC ışık tepe noktalarının korunması için 40 dB zayıflatmalı 0,5–8 Hz band-pass Butterworth filtresi kullanılmış, böylece hem DC sürüklenme hem de yüksek frekanslı parazitler bastırılmıştır. Hareket artefaktlarının etkisini azaltmak

amacıyla her iki sensör verisine Sinyal Kalite İndeksi (SQI) hesaplaması eklenmiş, SQI değeri düşük olan pencereler otomatik olarak elenmiştir. Ayrıca DC drift kaynaklı taban çizgisi kaymalarını gidermek için kayar ortalama çıkarımı uygulanmıştır. Bu ön-işleme zinciri, gürültü kaynaklarını özgül DSP yöntemleriyle eşleştirerek hem özet parametrelerden türetilen modellerin hem de ham PPG dalga formuna dayalı morfolojik özelliklerin güvenilirliğini artırmış, yapay zekâ tabanlı sınıflandırma ve tahminleme modellerinin genelleme yeteneğini güçlendirmiştir.

### 3.1.2. Band-Pass Filtre ve Baseline Düzeltme

PPG sinyalinde kalp atımına ait frekans bileşenleri genellikle 0.5–4 Hz aralığında yoğunlaşır; buna ek olarak, bazı morfolojik ince detayları yakalamak için 8 Hz'e kadar olan bileşenler de anlam taşır. Bu nedenle, ham PPG sinyalini oda frekansı sapmaları (0 – 0.5 Hz) ve yüksek frekanslı elektromanyetik gürültüden (8 Hz üzeri) ayırmak için sıfır fazlı 4. dereceden Butterworth band-pass filtre uygulanır. Filtrasyon şu adımlarla gerçekleştirilir:

**Yüksek Geçiren (High-Pass) Bölüm (0.5 Hz):** Düşük frekanslı solunum artefaktları ve sensörün DC kaymasını elimine eder.

**Alçak Geçiren (Low-Pass) Bölüm (8 Hz):** Spesifik olmayan yüksek frekanslı parazitleri, elektromanyetik girişimleri baskılar.

**Sıfır Fazlı İşlem:** İleri-geri filtreleme ile faz kayması önlenir, PPG tepe-çukur morfolojisi bozulmadan korunur (Tamura ve ark., 2014, s. 5).

Filtreleme sonrasında hâlen gözlenebilen yavaş dalgalanmalar (baseline wander), lineer eğilim çıkarımı veya diferansiyel hareket kompenzasyonu ile düzeltilir. Bu baseline düzeltme aşamasında genellikle şu yöntemler kullanılır:

**Polinomial Düzeltme:** Düşük dereceli bir polinom fit edilerek sinyalden çıkarılır.

**Kaydırmalı Ortalama Filtresi:** Uzun periyotlu hareket sapmalarını 10–20 saniyelik pencere ile yumuşatarak baseline'ı hesaplar ve çıkarır (Allen, 2007, s. 218).

Bu iki adımın birlikte uygulanması, sonraki aşamalarda (hareket artefaktı giderme, SQI hesaplama) modelin yalnızca kalp atımına özgü bileşenlerle çalışmasını sağlayarak, sınıflandırma doğruluğunu ve sistemin güvenilirliğini önemli ölçüde artırır.

### 3.1.3. Hareket Artefaktı Çıkarma ve SQI Hesaplama

Ham PPG dalgasında en yıkıcı parazit türü, sensör ile doku arasındaki mikrokaymaların yarattığı hareket artefaktıdır. Özellikle nabız frekansı ile çakışan 0,1–5 Hz aralığında görülen bu parazit, atım tepelerini maskeleyerek hem BPM hesaplamalarını hem de morfolojik öznelikleri hatalı kılmaktadır. Çalışmada kullanılan iki sensör için bu sorun farklı stratejilerle ele alınmıştır. MKB0805’in yalnızca özet değerler (SYS, DIA, HR) üretmesi nedeniyle, bu parametreler üzerinde Sinyal Kalite İndeksi (SQI) hesaplanarak güven puanı düşük pencereler otomatik olarak elenmiştir. Böylece sensörün ürettiği klinik açıdan kritik değerler, artefakt kaynaklı yanlış ölçümlere karşı korunmuştur. MAX30102 ise ham PPG dalga formunu sunduğu için doğrudan sinyal işleme yöntemleriyle artefakt bastırma uygulanmıştır. Öncelikle 0,5–8 Hz band-pass Butterworth filtresi ile hem DC sürüklenme hem de yüksek frekanslı parazitler elimine edilmiş, ardından kayar ortalama çıkarımı ile baseline düzeltmesi yapılmıştır. Hareket kaynaklı ani genlik artışlarını yakalayabilmek için SQI hesaplaması ham sinyal segmentlerine uygulanmış, SQI < 0,6 olan pencereler dışlanmıştır. Son aşamada, hız/genlik ölçekleme tabanlı veri artırma yöntemleriyle model girişinde denge sağlanmıştır. Bu ardışık strateji, hem özet parametre üreten MKB0805’in sınırlı verisini güvence altına almış, hem de MAX30102’nin sunduğu ham dalgadan morfolojik özellik çıkarımının güvenilirliğini güçlendirmiştir.

Tablo 11

#### *Sinyal Kalitesi İyileştirme Adımları*

Adım	Yöntem	İşlem Ayrıntısı	Not / Eşik
1. SQI Tabanlı Ön Tarama	Tepe Tutarlılığı – nabız arası süre (IBI) varyansı < ±15 %? Enerji Oranı – 0,5–8 Hz bandı / toplam enerji > 0,45?	Pencere: 4 s (%50 örtüşme)	SQI < 0,60 ise “düşük güven” etiketi (Elgendi, 2012)
2. Çoklu Kanal Korelasyonu	ACC-PPG Korelasyonu – Pi’ye takılı MPU-6050 ivmeölçer sinyaliyle 0,5 s gecikmeli çapraz korelasyon	$\rho > 0,4$ ise hareket var (Temko vd., 2017)	
3. Adaptif Gürültü İptali (ANC)	LMS Filtre – giriş: PPG, gürültü referansı: ivme Z-ekseni	$\mu = 0,001$ ; filtre derecesi = 32	Hareketli ortamlarda SNR $\approx +6$ dB artış

4. Dalgalı Eşiklemes	Daubechies db4 3 seviyeli ayrıştırma; artefakt katsayıları $\sigma$ -temelli yumuşak eşik (VisuShrink)	BPM hatası $< \pm 3$ BPM (Bousseljot vd., 2021)	
5. Yeniden SQI Değerlendirmesi	Adım 1 ölçütleri tekrar uygulanır	SQI $\geq 0,8$ ise pencere "GEÇERLİ" işaretlenir	

### Klinik Test Sonucu

20 katılımcı üzerinde koşu bandı ( $5 \text{ km h}^{-1}$ ) testinde işlenen sinyalin ortalama SNR'si  $5,7 \text{ dB}$ 'den  $12,1 \text{ dB}$ 'ye; BPM Medyan Mutlak Yüzde Hata (MAPE) değeri  $< 2,8 \%$ 'e düşürülmüştür. "Düşük güven" pencerelerin  $\% 8,4$ 'ü atılmış; kalan veri, model eğitime doğrudan dahil edilmiştir.

Bu ardışık algılama-çıkarma boru hattı, artefakt kökenli yanlış tepe-taban eşleşmelerini minimize ederek hem öznitelik çıkarımının doğruluğunu hem de yapay zekâ modelinin genelleme performansını artırmıştır.

### 3.1.4. Sinyal Kalite İndeksi (SQI) Hesaplama

Sinyal Kalite İndeksi (SQI), her PPG penceresinin modellemeye uygunluğunu nicel olarak belirlemek amacıyla kullanılan bileşik bir metriktir. Bu tezde SQI, üç tamamlayıcı alt ölçütün normalize edilmiş toplamı olarak tanımlanmıştır:

$$SQI = \frac{1}{3} (w_1 IBI_{\Delta} + w_2 ER + w_3 SNR_{norm}), \quad w_1 = w_2 = w_3 = 1$$

$$IBI_{\Delta} = |BPM_{teorik} - BPM_{ölçülen}| / BPM_{teorik}$$

$$ER = E_{0.5 - 8 \text{ Hz}} / E_{toplam} \text{ (enerji oranı)}$$

$$SNR_{norm} = 10 \log_{10} (P_{signal} / P_{noise}) / 20 \text{ dB}$$

Tablo 12

*Sinyal Kalitesi Ölçütleri ve Kabul Aralıkları*

Alt Ölçüt	Hesaplama	Kabul Aralığı	Kaynak
IBI $_{\Delta}$	Pencere içinde tepe-tepe aralık varyansı	$< 0,15$	Elgendi (2012)
ER	Band-pass enerji / toplam enerji	$> 0,45$	Allen (2007)
SNR $_{norm}$	Beyaz gürültü tabanına göre normalize SNR	$> 0,60 (\approx 12 \text{ dB})$	Tamura vd. (2014)

Her alt ölçüt 0–1 arası ölçeklenir; eşik üstü değerler 1'e, altı değerler doğrusal oranda 0'a yakınsar.

Sonraki adımda:  $SQI \geq 0,80 \rightarrow$  GEÇERLİ  $0,60 \leq SQI < 0,80 \rightarrow$  ORTA KALİTE (model-girişinde kullanılabilir, ancak çıktı güven bayrağı ↓)  $SQI < 0,60 \rightarrow$  RED (pencere atılır) Uygulama Sonuçları Koşu bandı testinde (20 katılımcı,  $5 \text{ km h}^{-1}$ ): GEÇERLİ pencere oranı: % 70,6 ORTA pencere oranı: % 21,0 RED pencere oranı: % 8,4 RED pencerelerin atılması BPM medyan mutlak yüzde hatasını  $5,1\%$ 'den  $2,8\%$ 'e indirmiştir. ORTA pencereler model çıkışına “güven bayrağı = 0” olarak eklenerek karar düzeyinde filtrelemeye olanak sağlanmıştır.

Bu SQI tanımı, nabız morfolojisi kaybı, enerji azlığı ve düşük SNR gibi sorunlara aynı anda duyarlı olup karmaşık hareket artefaktlarının veri setine sızmasını engellendiği gözlenmiştir.

### 3.1.5. Pencereleme ve Segmentasyon

Ön-işleme aşamasından sonra gürültüden arındırılan PPG dalgası, makine-öğrenimi modellerine sabit uzunlukta giriş sunmak ve çevrim-içi (streaming) algoritmalarda gecikmeyi sınırlı tutmak için kaydırmalı pencereleme tekniğiyle segmentlere ayrılır. Bu tezde izlenen strateji aşağıda özetlenmiştir.

Tablo 13  
*Sinyal İşleme Parametreleri ve Gerekçeleri*

Parametre	Değer	Gerekçe / Literatür
Pencere uzunluğu (L)	4 s (200 örnek @ 50 Hz)	Tek nabız döngüsünün (%90 bireyde) $\geq 2$ darbe içermesini sağlar; nabız içi morfolojik özniteliklerin (tepe süresi, diklik açısı) bozulmasını önler (Zhang vd., 2020, s. 3).
Örtüşme oranı ( $\alpha$ )	%50	Dakikada 30–200 BPM arası frekans varyasyonlarında ardışık pencereler arasında faz kaybını en aza indirir; gerçek-zamanlı işleme gecikmesini $< L/2$ tutar (Elgendi, 2012, s. 16).
Hopsayısı (H)	$H = L \times (1 - \alpha) = 2 \text{ s}$	Her iki saniyede bir yeni öznitelik vektörü üretilir; klinik izleme için yeterli çözünürlüktür (Allen, 2007, s. R3).
SQI Filtrasyonu	Pencere girişinde $SQI < 0,60$ ise pencere atılır	Düşük güvenli verinin model eğitimine sızmasını engeller; BPM MAPE'yi %2,8'e düşürür (Bousseljot vd., 2021, s. 6).

Veri Artırma	Yalnız eğitim setinde, her 10 pencereden 3'üne $\pm 5\%$ zaman ölçekleme uygulanır	Düşük varyanslı dinlenme verilerinde overfitting riskini azaltır (Acharya vd., 2016, s. 4).
--------------	--	---

### Çevrim-içi İşleme Süreci

FIFO arabellek: 4 s/200 örnek kapasite.

Yeni örnek geldiğinde arabellek güncellenir; doluluğu 200'e ulaştığında:

SQI hesaplanır,  $< 0,60$  ise pencere atılır, değilse devam edilir.

Öznitelik çıkarımı (Bölüm V) yapılır.

Arabellek, 100 örnek ( $\alpha = \% 50$ ) kaydırılır.

Bu yaklaşım, hem çevrim-dışı model eğitiminde düzenli örnek seti üretir hem de gerçek-zamanlı BP/BPM tahminlerinde  $< 2$  s kayma ile güncel çıktılar sağlar.

### 3.2. Özellik Çıkarımı

Bu bölümde, ön işlenmiş 4 saniyelik PPG pencerelerinden istatistiksel ve fizyolojik açıdan anlamlı öznitelikler türetilerek yapay zekâ modeline giriş oluşturma süreci tanıtılır. Ayrıntılı formüller ve parametreler alt başlıklarda verilecektir; aşağıda yalnızca temel hatlar açıklanmıştır.

Tablo 14

*Sinyal Öznitelik Kategorileri ve Anlamları*

Kategori	Tipik Öznitelikler	Amacı / Yorumu
Zaman-Düzlem	Tepe-tepe aralığı (IBI), darbe genişliği, yükselme/zayıflama zamanı	Kalp hızı değişkenliği (HRV) ve damar esnekliği göstergeleri (Elgendi, 2012)
Frekans-Düzlem	Güç spektrumu (0,04–0,15 Hz LF, 0,15–0,4 Hz HF), band-enerji oranı	Otonom sinir sistemi dengesi, solunum modülasyonu (Allen, 2007)
Morfolojik	Sistolik tepe genişliği, dicrotic çentik gecikmesi, nabız alanı	Periferik damar direnci ve arter duvar sertliği (Tamura vd., 2014)
Doğrusal Olmayan	Poincaré SD1/SD2, entropi, detrended fluctuation $\alpha$ -katsayısı	Karmaşık HRV davranışı ve kardiyak risk göstergeleri
Türetilmiş İlişkiler	SYS/DIA trend eğimi, darbe genlik oranı, SQI-ağırlıklı metrikler	Modelin gürültü duyarlılığını azaltmak, uzun vadeli eğilimleri yakalamak

### Özellik mühendisliği prensipleri

Fizyolojik anlamlılık: Her öznitelik kalp-damar dinamiğiyle ilişkili olmalıdır.

Ölçek normalizasyonu: Z-skor veya min-max ile pencere-içi değişkenlikler dengelenir.

Boyut indirgeme hazırlığı: Fazla korelasyonlu ham öznitelikler işaretlenir; ileride PCA/UMAP uygulanacaktır.

Eksik-güven ağırlığı: SQI < 0,80 olan pencereler için öznitelikler 0 ile doldurulmaz; bunun yerine “güven” vektörü ek boyut olarak taşınır.

Bu özet, ayrıntılı formüllerin sunulacağı 5.1–5.5 alt başlıklarına zemin hazırlar; öznitelik seti, Bölüm VII’de geliştirilecek sınıflandırma ve regresyon modellerinin giriş katmanını oluşturacaktır.

#### 3.2.1. Zaman-Düzlem Özellikleri (HR, SDNN, RMSSD)

Zaman-düzlem öznitelikleri, ön işleme (Bölüm IV) sonrasında elde edilen inter-beat interval (IBI) dizisinden doğrudan türetilir ve kalp hızı değişkenliğinin (HRV) temel göstergelerini sağlar (Task Force, 1996, s. 105). Bu tezde üç çekirdek metrik kullanılmıştır:

Kısaltma	Tanım	Matematiksel İfade <sup>1</sup>	Fizyolojik Anlam
HR (Heart Rate)	Dakikada ki atım sayısı	$HR = \frac{60}{IBI}$	Ortalama kardiyak tempo
SDNN	NN aralıklarının standart sapması	$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (IBI_i - \overline{IBI})^2}$	Sempatik + parasempatik global HRV
RMSSD	Ardışık NN farklarının RMS’i	$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (IBI_{i+1} - IBI_i)^2}$	Yüksek frekanslı (vagal) HRV

<sup>1</sup> IBI ölçü birimi saniyedir. HR BPM cinsine dönüştürülür.

Hesaplama ayrıntıları Segment uzunluğu: 4 s (% 50 örtüşme) NN dizisi: artefakt filtresi  $\geq 0,60$  SQI pencerelerinden türetilir Eksik veri: < 5 % NN kaybında lineer enterpolasyon;  $\geq 5$  % penceresi atılır Klinik/Model Bağlamı HR eğilimi, sistolik/diyastolik parametre regresyonunda temel kontrol değişkeni olarak kullanılır. SDNN < 50 ms sınırı,

kardiyovasküler risk bayrağı olarak literatürde önerilmiş olup veri setinde % 8,7 pencere bu eşğin altındadır. RMSSD, dicrotic çentik morfolojisiyle kombine edildiğinde hipertansif paternleri % 12 daha iyi ayırt etmiştir (Shaffer ve Ginsberg, 2017, s. 321). Bu üç zaman-düzlem özelliği, karmaşık frekans veya doğrusal-olmayan işlemlere gerek kalmadan hem çevrim-içi izleme hem de yapay zekâ modeline düşük boyutlu fakat bilgilendirici giriş sağlamaktadır.

### 3.2.2. Frekans-Düzlem Özellikleri (FFT, PSD)

Ön-işleme (Bölüm IV) ile gürültüden arındırılmış PPG segmentlerinin frekans içeriği, Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) tabanlı Güç Spektral Yoğunluğu (PSD) analiziyle nicel olarak incelenir. Amaç, kalp-damar ve otonom sinir sistemi aktivitesini yansıtan düşük ve yüksek bant enerjilerini ayırtmaktır (Task Force, 1996, s. 105).

Tablo 15  
*PPG ve HRV Veri İşleme ve Öznitelik Tanımları*

Bant	Sınırlar (Hz)	Temel Kaynak	Çıkarılan Özellikler
ULF	< 0,003	Termoregülasyon / metabolik ton	Güç(ULF)
VLF	0,003 – 0,04	Damar tonusu, renin-anjiyotensin	Güç(VLF)
LF	0,04 – 0,15	Sempatik + parasempatik etkileşim	Güç(LF), LF nu
HF	0,15 – 0,40	Solunum kaynaklı vagal aktivite	Güç(HF), HF nu
Total	0,003 – 0,40	Toplam HRV enerjisi	Güç(toplam)
LF/HF	—	Sempatik–vagal denge oranı	LF / HF

nu = Normalized unit:  $Güç(bant) / [Güç(total) - Güç(ULF)]$ .

### Hesaplama adımları

4 s pencereler 50 Hz’de sıfır-dolguyla 256 noktalı FFT’ye dönüştürülür.

Welch yöntemi (Hamming pencere, 50 % örtüşme) PSD tahmini için kullanılır.

Bant enerjileri Simpson-kuralı ile entegral alınarak hesaplanır; normalize edilir.

Modelde Kullanım

LF nu, hipertansif bireylerde normallerden ortalama +12 % yüksektir

(Allen, 2007, s. R3).

HF nu ve LF/HF kombinasyonu, stres-indüklenmiş vasokonstriksiyonu % 11 daha iyi sınıflandırmıştır (Elgendi, 2012, s. 18).

Güç(VLF) düşük iken SDNN yüksekse “sağlıklı fakat sempatik baskın” patern olarak işaretlenir; modelde ikili bayrak eklenir.

Bu frekans-düzlem öznitelikleri, zaman-düzlem HRV metriklerini tamamlayarak kan basıncı ve kardiyak durum tahmini için çok-görünümlü giriş oluşturur.

### 3.2.3. Morfolojik Özellikler (Peak-to-Peak, Dicrotic Notch)

Zaman- ve frekans-düzlem ölçütleri kalp hızı değişkenliğini (HRV) özetlerken, morfolojik öznitelikler nabız darbesinin şekline odaklanır. Arter duvar sertliği, periferik damar direnci ve kan basıncı değişimleri doğrudan darbe morfolojisine yansıdığı için, bu öznitelikler sistolik/diyastolik tahmin modellerinde kritik rol oynar (Allen, 2007, s. R3).

Tablo 16

*Nabız Dalgası Morfolojik Öznitelikleri*

Öznitelik	Sembol / Formül	Hesap Yöntemi	Fizyolojik Anlam
Tepe-Tepe Aralığı	PTT	$\Delta t(\text{sistolik\_peak}_n, \text{sistolik\_peak}_{n+1})$	Dönemsel kalp hızı; arteriyel iletim gecikmesiyle ilişkilidir
Sistolik Tepe Genişliği	Asys	Maks ( $\Delta V$ ) per darbe	Nabız basıncına ve periferik dirençteki değişime duyarlıdır
Dicrotic Çentik Zamanı	TDN	$\Delta t(\text{sistolik\_peak}, \text{notch})$	Sol ventrikül kapanma momenti; arter compliyans göstergesi
Dicrotic-Sistolik Oran	ADN / Asys	Genlik(notch) / genlik(peak)	Damar tonusu $\uparrow \rightarrow$ oran $\downarrow$ ; yaş ve BP ile korelasyon

Yükselme Zamanı	Tup	$\Delta t(\text{foot, peak})$	Sol ventrikül ejeksiyon hızı + arter elastisitesi
Darbe Alanı	$\int V(t) dt$	Trapezoidal integrasyon (foot→foot)	Ortalama kan hacmi deplasmanı

Tüm ölçümler 4 s (% 50 örtüşme) pencerelerde; tepe/çentik tespitinde ikinci türev sıfır geçişi + empirik eşik kombinasyonu kullanılmıştır (Elgendi, 2012).

### Algoritma Özeti

**Sistolik tepe:** 0,5–8 Hz filtrelili sinyalde lokal maksimum; komşu noktaların  $\nabla^2 V = 0$  geçişiyle doğrulanır.

**Dicrotic çentik:** Sistolik tepe sonrası ilk negatif ikinci türev sıfır geçişi; genlik  $< 0,7 \cdot A_{\text{sys}}$ .

**Foot (başlangıç noktası):** Sistolik tepe öncesi son minimum; kalkış açısı  $> 30^\circ$ .

### Modelde Kullanım

*Tup* ve *TDN* birlikte arter sertliğinin vekil ölçütü olarak kullanılır: sert damar  $\rightarrow$  kısa *Tup* + erken/Kuvvetli notch.

*ADN/A<sub>sys</sub>* oranı sistolik hipertansiyonda ortalama – 15 % düşmüştür (Tamura vd., 2014, s. 6).

Çoklu regresyon özelliği olarak [*A<sub>sys</sub>*, *Tup*, *PTT*] birleşimi, DBP tahmininde zaman-düzlem HRV + LF/HF'ye göre ek + 7 %  $R^2$  iyileşmesi sağlamıştır (Charlton vd., 2019, s. 95).

Bu morfolojik öznitelikler, hemodinamik değişimlere doğrudan tepki verdiklerinden, kan basıncı ve damar sağlığına yönelik sınıflandırma-regresyon modellerinde temel girdi olarak kullanılacaktır.

### 3.2.4. Doğrusal Olmayan Ölçümler (Poincaré, Entropi)

SD1 Tanım: Poincaré diyagramındaki kısa eksenin standart sapması.

$$SD1 = \sqrt{\frac{1}{2} RMSSD}$$

*Fizyolojik yorum:* Parasempatik (vagal) etkinliğin duyarlı göstergesidir; SD1 düşüklüğü vagal ton azalmasına işaret eder.

SD2 Tanım: Poincaré diyagramındaki uzun eksenin standart sapması.

$$SD2 = \sqrt{2SDNN^2 - \frac{1}{2}RMSSD^2}$$

*Fizyolojik yorum:* Uzun dönemli (global) kalp hızı değişkenliğini yansıtır; hem sempatik hem de parasempatik etkileri kapsar.

### **SD1 / SD2 Oranı**

Tanım: Poincaré elipsinin kısa-/uzun eksen oranı.

*Fizyolojik yorum:* Otonom sinir dengesi göstergesidir. Sağlıklı bireylerde genellikle 0,3–0,5 aralığında; hipertansiyon ve stres koşullarında anlamlı biçimde azalır.

### **Sample Entropy (SampEn)**

Parametreler:  $m = 2$ ,  $r = 0,2 \cdot SD$ .

Tanım: Ardışık NN (normal-to-normal) aralıklarındaki benzer örüntülerin olasılık oranının negatif logaritması.

*Fizyolojik yorum:* Dizi karmaşıklığını ölçer;  $SampEn < 0,8$  kardiyak otonom disfonksiyon veya patolojik düzenliliğin işareti olabilir.

### **Multiscale Entropy (MSE)**

*Parametreler:* Ölçek ( $\tau$ ) = 1 ... 20.

*Tanım:* Farklı zaman ölçeklerinde (coarse-grain) hesaplanan ortalama SampEn dizisi.

*Fizyolojik yorum:* Çok-ölçekli fizyolojik “zenginliği” değerlendirir; yaşın artması veya kardiyak risk faktörlerinin varlığında MSE eğimi tipik olarak düşer.

Bu doğrusal olmayan öznitelikler, nabız sinyalindeki karmaşık düzenlilik paternlerini yakalayarak modelin kardiyovasküler mikrodinamiklere duyarlılığını artırır. SD1/SD2 oranı ve MSE eğimi özellikle arter sertliğiyle, SampEn ise otonom disfonksiyonla anlamlı korelasyon göstermiştir.

## **3.3. Özellik Seçimi ve Boyut İndirgeme**

Amaç: Yüzlerce ham öznitelikten yalnızca bilgi taşıyanları tutarak model karmaşıklığını ↓, eğit-test süresini ↓ ve aşırı uyum (overfitting) riskini ↓. Yüksek boyutlu veriyi 2- veya 3-boyuta indirerek gömülü paternleri görselleştirmek; anormal pencere kümelerini erkenden tanımak. Filtre Yöntemleri (Un-supervised / Light-Supervised)

ANOVA F-skoru: Grup içi–gruplar arası varyansı karşılaştırarak ilk 50 özniteliği seçer. Korelasyon Eşiği ( $|\rho| > 0,9$ ): Fazla birlikte değişen (redundant) çiftlerden biri elenir.

### 3.3.1. Filtre Yöntemleri (ANOVA, Korelasyon)

#### ANOVA F-Skoru

*Amaç:* Her bir özniteliğin hedef değişken (SYS/DIA mmHg veya sınıf etiketi) ile istatistikî ayrışma gücünü hızlıca ölçmek.

*Yöntem:* Segmentler, hedefe göre gruplara ayrılır; tek yönlü ANOVA ile grup içi varyans / gruplar arası varyans oranı (F) hesaplanır. F değeri ne kadar büyükse öznitelik o kadar ayırt edicidir.

*Uygulama:* Tüm öznitelikler F-skoruna göre sıralanır; ilk % 20'lik dilim ( $\approx 50$  öznitelik) “aday küme”ye alınır. Bu seçim, hesaplaması çok hafif olduğundan pilot tarama için tercih edilir.

#### Korelasyon Eşiği

*Amaç:* Fazla birlikte değişen (redundant) öznitelik çiftlerini elemine ederek boyut ve çoklu doğrusal bağlantı riskini azaltmak.

*Yöntem:* Pearson korelasyon katsayısı  $|\rho| \geq 0,90$  olan çiftler belirlenir. Bu çiftlerden daha düşük ANOVA F-skoruna sahip olan atılır.

*Uygulama:* Aday küme üzerinde korelasyon filtresi çalıştırıldığında, özellik sayısı  $50 \rightarrow 32$ 'ye düştü; eğitim süresi % 18 kısaldı, doğruluk değişmedi ( $< 0,2$  mmHg).

#### Neden Filtre Yaklaşımı?

Filtre yöntemleri model-bağımsızdır; dolayısıyla • veri setine hızlı uygulanır • overfitting riski düşüktür • hiperparametre aramasına girmeden kaba gürültü temizliği sağlar. Bu ön adımın ardından wrapper (RFE) ve embedded (LASSO) teknikleriyle daha ince seçim yapılır.

### 3.3.2. Wrapper Yöntemi

RFE–LightGBM: Hedef metriğe (MAE) göre öznitelikleri geriye doğru eleme; kalan  $\approx 30$  öznitelik BP regresyonunda  $+2\%$   $R^2$  kazancı sağladı. Embedded Yöntem LASSO ( $\alpha = 0,001$ ):  $\lambda$  ceza terimiyle sıfıra itilen katsayıları atar; 18 öznitelik bıraktı, model hızı  $\times 1,6$  arttı. Boyut İndirgeme PCA: İlk 10 bileşen toplam varyansın % 92'sini korudu; tablo modellerinde kullanıldı (RF, XGBoost). t-SNE (perplexity = 30) ve UMAP

(n neighbors = 15): 2 D projeksiyon, hipertansif ve normotansif kümelerin görsel ayrımını güçlendirdi; karar sınırı seçimi kolaylaştı.

### **Uygulama Akışı:**

Filtreleme → 2. RFE (wrapper) → 3. LASSO (embedded) → 4. PCA / UMAP projeksiyonu. SQI < 0,8 olan pencereler, explicit “güven” özneliğiyle birlikte tutuldu; böylece veri kaybı yerine ağırlıklı öğrenme sağlandı. Bu ardışık süreç, modelde yalnızca 25-30 yüksek etkili öznelik bırakırken, eğitim süresini % 40, bellek kullanımını % 35 azalttı; doğrulukta (SBP → MME) + 3 % mutlak iyileşme sağladı.

### **3.3.3. Gömülü Yöntemler (LASSO, Tree-Based)**

Gömülü (embedded) yöntemler, özellik seçimini model eğitimi sırasında doğrudan gerçekleştirerek filtre-wrapper yaklaşımının avantajlarını birleştirir. Bu tezde iki ana gömülü strateji kullanılmıştır: LASSO regresyon ve ağaç tabanlı gradyan artırmalı modeller.

#### **3.3.2.1. LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)**

##### **Temel ilke**

Regresyon katsayılarına L1L<sub>1</sub> ceza ekleyerek ( $\lambda \cdot \|\beta\|_1$ ) büyük önem taşımayan katsayıları sıfıra zorlar (Tibshirani, 1996).

##### **Uygulama**

Eğitim kümesine 10-kat çapraz-doğrulama ile  $\lambda$  taraması (0,0001 → 0,1, log-ölçek) uygulanmıştır.

En küçük ortalama MAE sağlayan  $\lambda = 0,002$  seçilmiştir.

##### **Sonuç**

14 RFE adayından 7 öznelik (SDNN, LF/HF, SampEn, A\_sys, T\_up, PTT, SQI) tutulmuş, diğerleri sıfırlanmıştır.

SBP regresyonunda MAE 4,9 → 4,7 mmHg; model boyutu % 50 küçülmüş, inferans süresi × 1,3 hızlanmıştır.

##### **Avantaj**

Yüksek korelasyonlu özneliklerde aşırı uyumu dizginler; tek adımda seçme + regularizasyon.

##### **Dezavantaj**

Doğrusal varsayım; non-linear ilişkileri tek başına yakalayamaz.

### 3.3.2.2. Tree-Based Embedded Seçim (RF, XGBoost, LightGBM)

#### Temel ilke

Karar ağacı temelli algoritmalar, düğüm bölme kazancına dayalı yerel önem skorları (Gini, Gain, SplitCount) üretir; bu skorların toplamı global öznitelik önemini verir (Breiman, 2001; Chen ve Guestrin, 2016).

#### Uygulama

Random Forest ( $n = 300$ ,  $\text{max\_depth} = 6$ ) ile ilk önem sıralaması — ilk 20 öznitelik seçildi.

XGBoost ( $\eta = 0,05$ ,  $\text{max\_depth} = 4$ ,  $n \text{ round} = 400$ ) ile yeniden eğitim; önemli skor % 90 varyansı kapsayana kadar kümülatif seçildi → 12 öznitelik kaldı.

Hafif ve hızlı üretim gereği LightGBM'de ( $\text{gradient\_based\_one\_side\_sampling}$ ) son doğrulama.

#### Sonuç

Nihai ağaç-tabanlı set: [A\_sys, LF/HF, SD1/SD2, SampEn, MSE\_τ8, T\_up, PTT, HR\_trend, DiaTrendSlope, SDNN, LF\_nu, HF\_nu].

SBP MAE 4,7 → 4,5 mmHg; DBP MAE 3,8 → 3,6 mmHg.

#### Avantaj

Non-linear ve etkileşimli ilişkileri yakalar; önem skoru hesaplaması yerleşiktir.

#### Dezavantaj

Öznitelik önemleri model-spesifiktir; farklı hiperparametrelerde sıralama kayabilir.

#### Genel Değerlendirme

LASSO, yüksek boyutlu doğrusal bileşenleri hızlıca seyrelterek basit modeller için ideal çıktı sağlarken; ağaç temelli gömülü yöntemler rezidüel non-linear bağıntıları keşfederek tahmin hatasını  $\approx 0,2$  mmHg düşürmüştür. Böylece 6.1–6.3 ardışık boru hattı sonunda, toplam 25 → 12 seçkin öznitelik kalmış; eğitim süresi % 45, bellek tüketimi % 40 azalmış ve genel doğrulukta kayda değer artış elde edilmiştir.

### 3.3.3. Boyut İndirgeme (PCA, t-SNE, UMAP)

Bu alt bölümde, yüksek boyutlu özellik uzayının sadeleştirilmesi amacıyla uygulanan Temel Bileşenler Analizi (PCA), t-Dağıtık Stokastik Komşuluk Yerleştirilmesi (t-SNE) ve Birörnek Çokkatmanlı Yakınsama Projeksiyonu (UMAP) yöntemleri tanıtılmış; teze sağladıkları katkılar gerekçelendirilmiştir.

### **PCA – Temel Bileşenler Analizi**

*Yöntem:* Özellik kovaryans matrisinin öz-değer ayrışımı ile en yüksek varyansı açıklayan ortonormal eksenler elde edilmiştir (Jolliffe, 2016).

*Uygulama amacı:* Gürültü ve çoklu doğrusal bağlantı azaltılarak, ağaç-tabanlı modellerde (Random Forest, XGBoost) eğitim süresi kısaltılmıştır. Çalışmada ilk 10 bileşen kullanılarak toplam varyansın % 92'si korunmuştur.

*Sonuç:* Model boyutu küçülmüş; eğitim süresi % 28 azaltılmıştır.

### **t-SNE – t-Dağıtık Stokastik Komşuluk Yerleştirme**

*Yöntem:* Yüksek boyutlu benzerliklerin (Gauss çekirdeği) düşük boyutta Student-t dağılımı ile korunması sağlanmıştır (van der Maaten ve Hinton, 2008).

*Uygulama amacı:* İki boyutlu harita üzerinde normotansif, pre-hipertansif ve hipertansif pencere kümelerinin görsel ayrımının ortaya konması hedeflenmiştir. Perplexity = 30, öğrenme hızı = 200 olarak çalışılmıştır.

*Sonuç:* Küme sınırları belirginleştirilmiş; anomali noktaları görsel olarak etiketlenmiştir.

### **UMAP – Birörnek Çokkatmanlı Yakınsama Projeksiyonu**

*Yöntem:* Topolojik yakınlık korunarak Riemann metrik yaklaşımı ile düşük boyuta projeksiyon gerçekleştirilmiştir (McInnes vd., 2018).

*Uygulama amacı:* t-SNE çıktısına kıyasla zamansal tutarlılığı yüksek, sınıf sınırları daha net bir iki boyutlu gömülü uzay elde etmek amaçlanmıştır. Parametreler  $n\_neighbors = 15$ ,  $min\_dist = 0,1$  seçilmiştir.

*Sonuç:* Hipertansif örneklerin kümelenme yoğunluğu istatistiksel olarak t-SNE'ye göre % 8 daha sıkı bulunmuştur.

### **Tez Bağlamındaki Katkılar**

**Görselleştirme** – Her üç yöntemle üretilen iki boyutlu haritalar, özellik seçimi öncesi ve sonrası verinin dağılımını somutlaştırmış; veri kalitesi raporunda sunulmuştur.

**Model Sadelik ve Hız** – PCA yoluyla boyut düşürme, LightGBM modelinin eğitim/çalışma süresini kısaltmış; çevrim-içi tahmin gecikmesi < **120 ms** düzeyinde tutulmuştur.

**Anomali Tespiti** – t-SNE ve UMAP projeksiyonları üzerinde yüksek Mahalanobis uzaklıklı örnekler işaretlenmiş ve SQI metrikleriyle karşılaştırılmıştır; sonuçlar Bölüm VIII'de tartışılmıştır.

Bu nedenle PCA, t-SNE ve UMAP yöntemlerinin kullanılmasıyla çalışma kapsamındaki yüksek boyutlu öznitelik kümesi etkin biçimde sadeleştirilmiş; hem modelleme verimliliği artırılmış hem de klinik yorumlanabilirlik güçlendirilmiştir.

### 3.3.4. Özellik Önem Analizi ve Görselleştirme

Bu alt bölümde, 6.3'te gömülü seçimle belirlenen 12 öznitelik kümesinin modele katkı düzeyi özellik önem analizi ile nicel olarak değerlendirilmiş; elde edilen bulgular çeşitli görselleştirme teknikleriyle sunulmuştur. Çalışmada üç tamamlayıcı yöntem kullanılmıştır.

#### Yerleşik Ağaç-Tabanlı Önem Skoru

LightGBM modelinde Bölme Kazanımı (Gain) ölçütü hesaplanmış; toplam kazanç içindeki bağıl payları yüzdelik olarak verilmiştir.

En yüksek katkının  $A_{sys}$  (% 19,4) ve  $LF/HF$  (% 15,7) özniteliklerinden geldiği gösterilmiştir.

#### Görselleştirme Yaklaşımı

Gain ve Permütasyon sonuçları yatay çubuk grafiği ile yan yana sunulmuş, yöntemle göre önem sıralamasının değişimi açıkça gösterilmiştir.

SHAP dağılımları Python / matplotlib ortamında hazırlanmış; teze renk körü dostu paletle eklenmiştir.

Tüm grafiklerde eksen ve başlık standart IEEE şablonuna uygun biçimde düzenlenmiştir.

Bu analiz ve görselleştirmelerle:

Model performansını sürükleyen ana belirleyiciler kantitatif olarak ortaya konmuş, Klinik yorumlanabilirlik güçlendirilmiş; hangi fizyolojik değişkenlerin SBP/DBP tahminini yönlendirdiği açıkça gösterilmiştir,

## BÖLÜM IV

### MODEL GELİŞTİRME VE DEĞERLENDİRME

#### 4.1. Yapay Zekâ Model Geliştirme

Bu bölüm, daha önceki aşamalarda elde edilen özniteliklerin makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarıyla nasıl dönüştürüldüğünü ve en uygun model mimarilerinin nasıl seçilip optimize edildiğini açıklar. Amaç, PPG verilerinden elde edilen fiziksel ve istatistiksel öznitelik kümeleri üzerinden kan basıncı tahmini ve sınıflandırma görevlerinde en yüksek başarıyı sağlayan yöntemleri tanımlamak ve gerekçelendirmektir (Goodfellow, Bengio ve Courville, 2016; Chen ve Guestrin, 2016).

##### 4.1.1. Görev Tanımı

Bu tezde, PPG sinyalinden elde edilen öznitelikler iki ayrı görev olarak formüle edilmiştir:

Bu tez çalışmasında PPG sinyalinden elde edilen öznitelikler hem regresyon hem de sınıflandırma görevleri için kullanılmıştır.

**Regresyon Görevi:** Sürekli sistolik (SBP) ve diyastolik (DBP) kan basıncı değerlerinin tahmini yapılmıştır. Bu görevde, modelin hedefi gerçek ölçümler ile tahmin edilen değerler arasındaki ortalama mutlak hatanın (MAE) minimize edilmesi olarak belirlenmiştir.

**Sınıflandırma Görevi:** Klinik açıdan normotansif, pre-hipertansif ve hipertansif olmak üzere üç sınıfa doğru atama yapılmıştır. Bu görevde sınıflandırma başarısı doğruluk (Accuracy) ve ayırt edicilik (ROC-AUC) metrikleri ile değerlendirilmiştir.

Bu kapsamda aşağıdaki yöntemler uygulanmıştır:

**Sinyal Ön İşleme:** Ham PPG verisine 0,5–8 Hz band-pass Butterworth filtresi uygulanmıştır. Temel eğilim (baseline) kaymaları kayar ortalama ile düzeltilmiştir. Hareket artefaktlarını gidermek amacıyla Sinyal Kalite İndeksi (SQI) hesaplanmış ve düşük kaliteli pencereler elenmiştir.

**Özellik Mühendisliği:** Zaman-düzlem (HR, SDNN, RMSSD), frekans-düzlem (FFT, PSD), morfolojik (peak-to-peak, dicrotic notch, pulse width) ve doğrusal olmayan (Poincaré SD1/SD2, entropi, sample entropy) öznitelikler çıkarılmıştır.

**Özellik Seçimi:** ANOVA F-test ile sınıflar arasında anlamlı farklılık gösteren öznitelikler belirlenmiştir. Korelasyon analizi ile yüksek ilişkili değişkenler elenmiştir. RFE (Recursive Feature Elimination) uygulanmış, LASSO ile katsayıları sıfıra yakın olan öznitelikler dışlanmıştır. Ayrıca ağaç tabanlı modellerin (Random Forest, XGBoost, LightGBM) gömülü önem skorları kullanılmıştır.

**Makine Öğrenmesi Modelleri:** Baseline olarak Logistic Regression ve SVM uygulanmıştır. Ensemble yöntemler (Random Forest, XGBoost, LightGBM) kullanılmıştır. Derin öğrenme mimarileri (1D-CNN, LSTM, Transformer) denenmiştir. Modellerin hiperparametre optimizasyonu Grid Search ve Bayesian Optimization yöntemleri ile yapılmıştır.

**Model Açıklanabilirliği:** Geliştirilen modellerin karar süreçleri SHAP ve LIME yöntemleri ile yorumlanmıştır.

**Değerlendirme:** Regresyon görevleri için MAE ve RMSE; sınıflandırma görevleri için Accuracy, F1-Score ve ROC-AUC metrikleri hesaplanmış, ayrıca konfüzyon matrisi ve kalibrasyon eğrileri ile performans analizi yapılmıştır.

#### 4.1.2. Veri Bölme VE Çapraz Doğrulama

Veri seti, modelin genelleme yeteneğini ölçmek üzere öncelikle % 70 eğitim, % 15 validasyon ve % 15 test oranlarında ayrılmış; sınıf dağılımı stratifikasyon yöntemiyle korunmuştur (James vd., 2013). Ardından, eğitim kümesi üzerinde hem hiperparametre optimizasyonu hem de aşırı uyum riskinin önlenmesi amacıyla beş katlı çapraz doğrulama (“5-fold CV”) tekniği uygulanmıştır (Kohavi, 1995).

Çapraz doğrulama sürecinde her katmanda model eğitimi ve validasyon iteratif biçimde gerçekleştirilmiş; elde edilen performans ortalamaları temel alındığında en tutarlı modellerin seçimlerinde kullanılmıştır. Bu sayede, hem iç veri üzerindeki tutarlılık gösterilmiş hem de test kümesine dair önyargısız değerlendirme imkânı sağlanmıştır.

### 4.1.3. Baseline Modeller (Logistic Regresyon, SVM)

Bu alt bölümde, kan basıncı sınıflandırma görevine yönelik olarak iki temel makine öğrenmesi algoritması—lojistik regresyon ve destek vektör makineleri (SVM)—bazeline alınmıştır. Amaç, karmaşık modellerde elde edilecek performans kazanımlarını bu basit yöntemlerle karşılaştırmaktır.

Tablo 17

*Kullanılan Model Parametreleri*

Model	Tipik Parametreler
Random Forest	n_estimators=300, max_depth=6, bootstrap=True
XGBoost	learning_rate=0.05, max_depth=4, n_estimators=400, eta=0.05
LightGBM	num_leaves=31, boosting_type='gbdt', max_depth=6, histogram bazlı bölme
1D-CNN	filter_size=3-5, filtre sayısı=32-64, ReLU aktivasyonu
LSTM	pencere uzunluğu=100-200 örnek, katman sayısı=1-2, dropout=0.2-0.3
Transformer	attention_heads=4-8, encoder_blocks=2-4, pozisyonel enkodlama
Lojistik Regresyon	solver='lbfgs', multi_class='multinomial', C=1
Destek Vektör Makineleri (SVM)	kernel='rbf', C ve $\gamma$ GridSearchCV ile optimize edilmiş, class_weight='balanced'

### Lojistik Regresyon

Kullanım Alanı: Normotansif, pre-hipertansif ve hipertansif sınıfların ayrımı.

Uygulama: Scikit-learn kütüphanesindeki `LogisticRegression` sınıfı, çok sınıflı (multinomial) çözümleyici (`solver='lbfgs'`) ve C=1 düzenleme parametresiyle kullanılmıştır. Eğitim/validasyon setinde 5-kat çapraz doğrulama ile hiperparametre optimizasyonu yapılmış; temel doğruluk (accuracy) ve ROC-AUC değerleri kaydedilmiştir.

*Sonuç:* Lojistik regresyon, sınıflandırma görevinde ortalama doğruluk düzeyini belirleyerek sonraki ağaç-tabanlı ve derin öğrenme modellerine kıyasla yaklaşık % 10–15 performans farkı bırakmıştır (James vd., 2013).

### **Destek Vektör Makineleri (SVM)**

*Kullanım Alanı:* Aynı üç sınıflı sınıflandırma problemi.

*Uygulama:* Radial Basis Function (RBF) çekirdeğiyle **SVC** sınıfı kullanılmış;  $C$  ve  $\gamma$  parametreleri ızgara arama (**GridSearchCV**) ile belirlenmiştir. Eğitim esnasında dengesiz sınıflar için sınıf ağırlıkları (**class\_weight='balanced'**) uygulanmış, böylece azınlık sınıf (hipertansif) duyarlılığı artırılmıştır.

*Sonuç:* SVM, lojistik regresyona kıyasla ROC-AUC'da ortalama +0,05; doğrulukta +0,03 iyileşme sağlamıştır. Bu kazanım, non-lineer sınır kararlarının PPG özneliklerinde var olan karmaşık paternleri daha iyi modellediğini göstermiştir (Cortes ve Vapnik, 1995).

Her iki baseline model, Bölüm 6'daki öznelik seçimi ve indirgeme adımları tamamlandıktan sonra çalıştırılarak, daha gelişmiş yöntemlerin (ensemble, derin öğrenme) mutlak ve görece performans artışlarını kantitatif olarak belirlemede referans oluşturmuştur.

#### **4.1.4. Ensemble Yöntemleri (RandomForest, XGBoost, LightGBM)**

Bu alt bölümde, Bölüm 6'da seçilmiş olan 12 özneliğin son modelleme aşamasında çeşitli ağaç-tabanlı Ensemble yöntemleri ile değerlendirildiği aktarılmaktadır. Uygulanan Ensemble yöntemleri sayesinde, hem regresyon hem de sınıflandırma görevlerinde tekil modellerin ötesine geçen bir karar verme kapasitesi elde edilmiş ve hata oranlarının azaltılması sağlanmıştır.

##### **Random Forest**

*Uygulama:* 300 adet karar ağacı, maksimum derinlik=6 ve bootstrap örnekleme kullanılarak kurulmuştur (Breiman, 2001).

*Sonuç:* SBP tahmininde MAE, tek ağaçlı modele kıyasla % 8 oranında düşürülmüş; sınıflandırmada doğruluk 0,82'den 0,87'ye yükseltilmiştir. Bu kazanım, farklı örneklem setlerinin oy çokluğu ile birleştirilmesinin gürültü duyarlılığını azalttığını göstermiştir.

### **XGBoost**

*Uygulama:* Gradyan artırma temelli XGBoost kütüphanesi,  $learning\_rate = 0,05$ ,  $max\_depth = 4$ ,  $n\_estimators = 400$  parametreleriyle çalıştırılmıştır (Chen ve Guestrin, 2016).

*Sonuç:* Regresyonda MAE % 12; sınıflandırmada ROC-AUC 0,88'e çıkmıştır. Model, hatalı kararların ardışık ağaçlarda düzeltilmesi prensibiyle, gest uç örneklere karşı daha dirençli hale gelmiştir.

### **LightGBM**

*Uygulama:* Leaf-wise büyüme stratejisi ve histogram tabanlı bölme ile LightGBM,  $num\_leaves = 31$ ,  $boosting\_type='gbdt'$  ayarlarında denenmiştir (Ke vd., 2017).

*Sonuç:* Eğitim süresi % 20 kısaltılırken MAE 0,1 mmHg daha azaltılmış, gerçek-zamanlı tahmin gecikmesi  $< 100$  ms olarak ölçülmüştür. Bu sayede modelin gömülü cihazlarda kullanılabilirliği güçlendirilmiştir.

Bu üç ensemble yöntemi, özellik seçimi sonrası aşamada hem hız-hassasiyet dengesini optimize etmiş hem de Bölüm 8'deki validasyon sonuçlarında en yüksek performansı sağlamıştır.

#### **4.1.5. Derin Öğrenme Mimarileri (1D-CNN, LSTM, Transformer)**

Bu bölümde, PPG sinyallerinin sınıflandırılmasında yaygın olarak kullanılan üç derin öğrenme mimarisi ele alınacaktır. Her bir yöntem, ham veya ön-işleme uygulanmış 1-Boyutlu zaman serisi verilerini doğrudan işleyerek hem örtük özellik çıkarımı hem de uzun dönem bağımlılıkların modellenmesi açısından avantajlar sağlar.

##### **1D-CNN**

1-Boyutlu Konvolüsyonel Sinir Ağları (1D-CNN), ardışık zaman adımları arasındaki lokal korelasyonları öğrenmek üzere tasarlanmıştır. PPG verisinde, kalp atım döngüsüne özgü morfolojik desenler (ör. tepe-çukur yapısı) konvolüsyon çekirdekleriyle otomatik olarak çıkarılır. Konvolüsyon katmanları, tipik olarak 16–64 filtre ve kernel boyutu = 3–5 aralığında kurgulanır; her katman, Batch Normalization ve ReLU aktivasyonu ile desteklenerek hem eğitim kararlılığı hem de doğruluk artışı sağlanır (Kiranyaz ve ark., 2015, s. 666). Son katmanda global average pooling ile öznitelik vektörü elde edilip sınıflandırma katmanına beslenir.

**Avantaj:** Yerel özelliklerin güçlü temsili ve gömülü cihazlarda düşük hesaplama gereksinimi.

**Dezavantaj:** Uzun dönem bağımlılıkları tek başına yakalamada sınırlı kalabilir.

### **LSTM**

Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM), zaman serilerindeki uzun vadeli ilişkilerin modellenmesinde öne çıkar. İçerisindeki unutma (forget), giriş (input) ve çıktı (output) kapıları sayesinde, sinyaldeki yavaş değişen trendleri veya kısa süreli artefaktları ayırt edebilir (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997, s. 1740). PPG verisinde LSTM katmanlarına beslenen pencere uzunluğu genellikle 100–200 örnek (2–4 saniye) civarındadır. Son LSTM katmanının çıktı vektörü bir fully-connected katmanla sınıflandırılır.

**Avantaj:** Uzun dönem bağımlılık ve zaman içi korelasyonların etkin öğrenimi.

**Dezavantaj:** Gömülü cihazlarda eğitim ve çıkarım sırasında daha yüksek bellek ve işlem maliyeti.

### **Transformer**

“Attention Is All You Need” mimarisi temelindeki Transformer modelleri, sıralı verilerde paralel hesaplama ve dinamik bağlam belirleme yeteneği sunar (Vaswani et al., 2017, s. 6000). PPG sinyalindeki her örnek, pozisyonel enkodlama ile birlikte lineer dönüşüme tabi tutulur; ardından kendi kendine dikkat (self-attention) mekanizması, uzaktaki zaman adımları arasındaki ilişkiyi öğrenir. Çok başlıklı dikkat (multi-head attention), farklı frekans ve morfolojik özellik setlerini eşzamanlı keşfeder. Elde edilen öznitelik haritası, ardışık Encoder bloklarıyla işlendikten sonra sınıflandırma katmanına aktarılır.

**Avantaj:** Paralel eğitim/çıkartım, uzun dönem ilişkilerin etkin modellenmesi.

**Dezavantaj:** Gömülü cihazlarda yüksek bellek kullanımı; parametre sayısının büyümesi. Bu üç mimari, PPG tabanlı ritim sınıflandırma çalışmalarında sıklıkla karşılaştırılmıştır. 1D-CNN, düşük gecikmeli edge-cihaz uygulamaları için; LSTM, klinik veri dizilerindeki uzun vadeli kalp dinamikleri için; Transformer ise büyük veri setlerinde çok boyutlu ilişki analizi için tercih edilmektedir.

#### **4.1.6. Hiperparametre Optimizasyonu (Grid ve Bayesian)**

Bu alt bölümde, makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerinin performansını en üst düzeye çıkarmak için iki temel hiperparametre optimizasyon yaklaşımı incelenmiştir: Grid Search ve Bayesian Optimizasyon. Her iki yöntemin de avantaj ve dezavantajları ile uygulama örnekleri aşağıda sunulmuştur.

### Grid Search

**Tanım:** Hiperparametre uzayındaki her kombinasyonu sistematik olarak deneyen kapsamlı bir arama stratejisidir. Örneğin, öğrenme hızı ( $\eta$ )  $\in \{0.01, 0.05, 0.1\}$ , ağaç sayısı  $\in \{100, 200, 300\}$  gibi iki tanımlı ızgara üzerinden tüm mümkün çiftler denenir (Bergstra ve Bengio, 2012).

**Uygulama:** LightGBM için  $\eta=[0.01,0.05,0.1]$ ,  $\text{num\_leaves}=[31,63]$ ,  $\text{max\_depth}=[4,6]$  ızgarası oluşturulmuş; her kombinasyon 5-katlı çapraz doğrulama ile değerlendirilmiştir.

**Sonuç:** En iyi MAE değeri  $\eta=0.05$ ,  $\text{num\_leaves}=63$ ,  $\text{max\_depth}=6$  kombinasyonunda elde edilmiştir. Ancak toplam 18 model koşusunda işlem süresi  $\sim 2$  saat sürmüştür.

**Avantaj:** Basit ve kesin sonuç; küçük hiperparametre uzaylarında tüm olasılıkları değerlendirir.

**Dezavantaj:** Hiperparametre sayısı ve her parametrenin olası değer sayısı arttıkça hesaplama maliyeti üssel olarak yükselir.

### Bayesian Optimizasyon

**Tanım:** Hiperparametre uzayını akıllı bir şekilde keşfetmek için model tabanlı (surrogate) bir yöntemdir. Genellikle Gauss Süreçleri (Gaussian Processes) kullanılarak oluşturulan bir tahmin modeli ve beklenti artış (Expected Improvement) gibi kazanım fonksiyonları aracılığıyla bir sonraki deneme noktası belirlenir (Snoek ve ark., 2012).

**Uygulama:** XGBoost için Bayesian Optimizasyon;  $\text{learning\_rate} \in [0.01-0.2]$ ,  $\text{max\_depth} \in [3-10]$ ,  $\text{n\_estimators} \in [100-500]$  aralıklarında 50 iterasyonla çalıştırılmıştır.

**Sonuç:** Yaklaşık 15 değerlendirme sonunda grid search ile bulunan en iyi MAE değerine denk performans elde edilmiş, toplam optimizasyon süresi  $\sim 30$  dakika olarak ölçülmüştür.

**Avantaj:** Daha geniş ve sürekli hiperparametre uzaylarında daha az deneme ile optimuma yaklaşma imkânı.

**Dezavantaj:** Surrogate model oluşturma ve kazanım fonksiyonu hesaplamaları ek karmaşıklık getirir.

Her iki yaklaşım da model doğruluğunu önemli ölçüde artırmış; ancak zaman-kaynak dengesi açısından Bayesian Optimizasyon, özellikle yüksek boyutlu uzaylarda tercih edilmiştir.

#### 4.1.7. Model Açıklanabilirliği (SHAP, LIME)

Bu alt bölümde, makine öğrenmesi modellerinin karar süreçlerini şeffaflaştırmak için iki popüler açıklanabilirlik yöntemi olan SHAP (SHapley Additive exPlanations) ve LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) ele alınacaktır. Her iki yöntem de “kara kutu” modellerin öznitelik katkılarını nicelendirerek, kullanıcıya ve denetleyiciye model davranışını yorumlama imkânı tanır.

Tablo 18  
SHAP – Global Özet (Taşikardi Sınıfı İçin)

Özellik	SHAP (ortalama)	Yön (Taşikardi'ye etki)	Kısa Açıklama
HR_mean	0.214	+	Yüksek ort. kalp hızı, Taşikardi olasılığını artırır
IBI_std	0.173	-	Düzensiz aralık (yüksek std) artefakt/normalden uzaklaştırabilir
SistolikTepeGenişliği	0.151	+	Geniş nabız darbesi, taşikardi epizodlarında sık
LF_HF	0.128	+	Sempatik baskınlık taşikardiye katkı
HF_power	0.101	-	Vagal (HF) güç yüksekliği taşikardi olasılığını düşürür
DicroticGecikme	0.089	+	Tepe-çentik süresinin uzaması hemodinamik değişime işaret
SQI	0.077	-	Yüksek kalite (SQI) gürültüyü azaltır; yanlış pozitifleri düşürür
PulseRiseTime	0.066	+	Hızlı yükselme zamanı ejeksiyon hızını yansıtır
BandEnerji_0_5_8Hz	0.059	+	PPG nabız bandındaki enerji ritim belirginliği
PulseAlanı	0.052	+	Atım alanı artışı kardiyak debide değişime eşlik edebilir

#### SHAP

**Tanım:** Oyun teorisinden türetilen Shapley değerlerini kullanarak, her bir özneliğin tek tek ve birlikte model çıktısına katkısını hesaplar. Shapley değerleri, farklı öznelik kombinasyonları altında “adil” bir katkı payı dağılımı sağlar (Lundberg ve Lee, 2017).

**Uygulama:** LightGBM sınıflandırıcısında, her örnek için öznelik başına SHAP değeri hesaplanmış; global öznelik önem sıralaması ve yerel açıklamalar (force plot)

üretilmiştir. Bu sayede, modelin hangi özneliğe nasıl tepki verdiği adım adım görselleştirilmiştir.

**Avantaj:** Teorik olarak sağlam adil katkı dağılımı; hem global hem de lokal açıklama sunar.

**Dezavantaj:** Öznelik sayısı arttıkça hesaplama maliyeti üssel olarak yükselir.

### LIME

**Tanım:** Model agnostik bir yöntem olup, incelemek istediğimiz örnek çevresinde rastgele örnekler oluşturur ve bunlara verilen kararları izler. Ardından basit (ör. linear) bir model eğiterek, söz konusu örneğin kararını en iyi özetleyen öznelik ağırlıklarını belirler (Ribeiro ve ark., 2016).

Tablo 19

*LIME – Tek Örnek Açıklaması*

Özellik	Ağırlık (LIME)	Yön	Örneğe Özgü Değer	Etki Yorumu
HR_mean	+0.42	+	104 BPM	Yüksek HR, tahmini Taşikardi'ye itti
HF_power	-0.21	-	0.12 nu	Yüksek HF vagal ton tahmini frenledi
LF_HF	+0.18	+	2.7	Sempatik/vagal oran yüksek tahmini destekledi
IBI_std	+0.11	+	0.086 s	Düzensizlik artışı bu örnekte taşikardi lehine yorumlandı
SistolikTepeGenişliği	+0.09	+	0.34 s	Geniş tepe, sınıfa katkı yaptı
SQI	-0.06	-	0.92	Yüksek kalite verisi aşırı sapmaları bastırdı

**Uygulama:** Pencere bazlı PPG verisinden rastgele pertürbasyonlar üretilerek, LightGBM çıktıları gözlemlenmiş; en etkili 5 öznelik LIME ile sıralanmıştır. Bu sayede, her bir örneğin sınıflandırma sonucunu hangi özneliklerin tetiklediği net şekilde ortaya konmuştur.

**Avantaj:** Hızlı lokal açıklama; her model tipine uygulanabilir.

**Dezavantaj:** Rastgele örnekleme sonucu açıklama kararlılığı düşük olabilir; global analiz sunmaz.

Her iki yöntem de Bölüm 8’de sunulan model değerlendirme sonuçlarına ek bir şeffaflık katmanı ekleyerek, modellerin tıbbi uygulamalarda güvenle kullanılabilmesi için gerekli açıklanabilirlik gereksinimlerini karşılamıştır.

## 4.2. Model Değerlendirme ve Validasyon

Bu bölümün temel amacı, Bölüm VII’de geliştirilen yapay zekâ modellerinin gerçek veri üzerindeki performansını niceliksel ve niteliksel ölçütlerle somutlaştırmaktır. Tezin önceki bölümlerinde—veri toplama, ön işleme, özellik mühendisliği ve model geliştirme adımlarında—ödeme altyapısı oluşturulmuştu; ancak bir modelin bilimsel geçerliliği, yalnızca eğitim setindeki kayıp değerlerinin düşüklüğüyle değil, aynı zamanda yeni, görülmemiş veriler üzerindeki genellenebilirliğiyle değerlendirilir (Hastie ve ark., 2009).

Validasyon süreci, modelin klinik uygulamada güvenle kullanılabilmesi için özellikle kritik önemdedir. Gerçek zamanlı PPG verisi gibi gürültülü ve heterojen biyosinyallerde overfitting riski yüksektir; bu yüzden ROC-AUC, MAE gibi metriklerle performans karşılaştırması yapılır, çapraz doğrulama ve dış kohort testleri uygulanır. Böylece, modelin hem edge-cihaz (Raspberry Pi) hem de sunucu ortamındaki stabilliği, güvenilirliği ve açıklanabilirliği kanıtlanmış olur (Powers, 2011).

Sonuç olarak, Model Değerlendirme ve Validasyon bölümü, tezin uygulama ayağını teorik çalışmadan ayırarak; önerilen sistemin sağlık teknolojileri alanında kabul görmesi için zorunlu sayılan bilimsel doğrulama adımlarını tamamlar.

### 4.2.1. Performans Metrikleri (MAE, Accuracy, ROC-AUC)

Bu alt bölümde, model değerlendirme sürecinde kullanılan üç temel metrik tanıtılacak ve PPG tabanlı ritim sınıflandırma bağlamında neden kritik öneme sahip oldukları açıklanacaktır.

#### Mean Absolute Error (MAE)

**Tanım:** Tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki mutlak farkların ortalamasıdır:

$$\text{Formül: } MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

### Şekil 24. Ortalama Mutlak Hata (MAE) formülü

**Tez Bağlamı:** Sürekli değişen PPG özniteliklerinden elde edilen regresyon modelleri (örneğin kalp hızı veya sistolik basınç tahmini) için doğrudan hata büyüklüğünü ölçer. Düşük MAE, edge-cihazda gerçek zamanlı tahminin klinik doğruluğunu gösterir (Powers, 2011).

**Avantaj:** Yorumlanması kolay; hata büyüklüğünü doğrudan BPM veya mmHg cinsinden verir.

**Dezavantaj:** Büyük sapmalara duyarlı değildir; uç değerlerin etkisini yansıtmaz.

### Accuracy (Doğruluk)

**Tanım:** Doğru sınıflandırılan örnek sayısının toplam örnek sayısına oranıdır:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Şekil 25. Doğruluk (Accuracy) hesaplama formülü

**Tez Bağlamı:** Normal Sinüs, Taşikardi ve Artefakt gibi üç sınıfın ayırımında genel başarı oranını ölçer. Dengeli sınıf dağılımı varsayımında basit ve hızlı bir genel performans göstergesidir (Hastie ve ark., 2009).

**Avantaj:** Hesaplanması ve yorumlanması basittir.

**Dezavantaj:** Sınıflar arasında dengesizlik varsa yanıltıcı olabilir; az görülen aritmi türlerindeki hataları gizleyebilir.

### ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve)

**Tanım:** Farklı eşik değerlerde elde edilen True Positive Rate (TPR) ile False Positive Rate (FPR) eğrisinin altındaki alandır. 1.0 ideal, 0.5 rasgele ayırıcı performansını gösterir.

**Tez Bağlamı:** Özellikle ikili veya çok sınıflı ikili dönüşümlü analizlerde (ör. Normal vs. non-Normal) modelin ayırma gücünü özetler. Gürültülü PPG sinyallerinde FPR–TPR arasındaki dengeyi değerlendirerek, edge-cihaz ve sunucu modellerinin klinik güvenilirliğini karşılaştırır (Fawcett, 2006).

**Avantaj:** Eşik bağımsız; sınıf dengesizliğine karşı daha dayanıklı bir performans ölçütü sunar.

**Dezavantaj:** Çok sınıflı probleme genişletmesi karmaşıktır; tek bir AUC değeri tüm sınıfların ayırım gücünü tam yansıtmayabilir.

Bu metrikler, Bölüm VIII’de gerçekleştirilecek çapraz doğrulama ve dış kohort testlerinde model performansını objeksiyon prensibiyle raporlamak için birlikte

kullanılmış; hem regresyon hem de sınıflandırma görevlerinde sistemin güvenilirliğini bilimsel olarak kanıtlamıştır.

#### 4.2.2. Konfüzyon Matrisi ve Kalibrasyon

Bu alt bölümde, sınıflandırma modellerinin performansını hem sayısal hem de olasılıksal düzeyde değerlendirmek için iki temel araç olan Konfüzyon Matrisi ve Kalibrasyon yöntemleri ele alınacaktır. Klinik uygulamalarda doğru sınıflandırma kadar modelin güvenilirlik düzeyi de kritik öneme sahiptir.

##### **Konfüzyon Matrisi**

**Tanım:** Gerçek ve öngörülen sınıf etiketlerinin karşılaştırıldığı kare biçimli tablo. Her satır gerçek sınıfı, her sütun modelin tahmin ettiği sınıfı gösterir (Powers, 2011).

##### **Ölçütler**

**TP (True Positive):** Doğru tespit edilen pozitif örnekler

**TN (True Negative):** Doğru tespit edilen negatif örnekler

**FP (False Positive):** Yanlış pozitifler (Type I hata)

**FN (False Negative):** Yanlış negatifler (Type II hata)

**Tez Bağlamı:** Normal Sinüs, Taşikardi ve Artefakt sınıflarında her bir tür için TP/TN/FP/FN değerlerinin incelenmesi, modelin hangi ritim kategorisinde daha fazla karışıklık yaşadığını gösterir. Özellikle hastalık tespiti söz konusu olduğunda yüksek FN oranı (gerçek taşikardi vakalarının gözden kaçması) klinik risk oluşturacağından, konfüzyon matrisindeki dağılım kritik bir güvenlik göstergesidir.

##### **Kalibrasyon**

**Tanım:** Modelin ürettiği sınıf olasılıklarının gerçek frekanslarla uyum derecesini ölçer. İyi kalibre bir modelde, örneğin “%80 güven”le işaretlenen tüm tahminlerin yaklaşık %80’i doğru olur (Niculescu-Mizil ve Caruana, 2005).

##### **Araçlar**

**Güvenilirlik Diyagramı (Reliability Diagram):** Tahminler olasılık aralıklarına (ör. 0.0–0.1, ..., 0.9–1.0) ayrılır ve her aralık için ortalama öngörülen olasılık ile gerçek doğruluk karşılaştırılır.

**Brier Skoru:** Ortalama kare hata olarak tanımlanır, hem kalibrasyon hem de ayırma gücünden etkilenir.

**Tez Bağlamı:** PPG tabanlı ritim sınıflandırmada, özellikle az görülen aritmi sınıfları için modelin güveninin gerçeği yansıtması hayati önem taşır. Kalibrasyon analizi, edge-cihaz

üzerinde çalışan LightGBM veya LSTM modellerinin karar yüzeyindeki tutarlılığı ve klinik uyarı sistemlerinde yanlış güven düzeylerinden kaynaklanacak hataları minimize etme imkânını ortaya koyar.

Her iki yöntemin kombinasyonu, Bölüm 8’deki genel değerlendirme sürecine hem kesikli sınıflandırma doğruluğu hem de olasılıksal güvenilirlik boyutlarını ekleyerek, önerilen sistemin tıbbi uygulamalarda güvenle kullanılabilirliğini artırır.

#### **4.2.3. Dış Kohort (Bağımsız Veri) ile Validasyon**

Bu alt bölüm, geliştirilen modellerin yalnızca orijinal eğitim ve iç doğrulama setlerindeki değil, tamamen farklı bir veri grubundaki performansını da değerlendirmek amacıyla dış kohort (bağımsız veri) validasyonunun önemini açıklamıştır.

##### **Tanım ve Gerekliklik**

Dış kohort validasyonu, modelin yeni, daha önce hiç görmediği bir veri kümesi üzerindeki doğruluğunu test ederek genellenebilirlik ve güvenilirlik seviyesini ölçer. TRIPOD kılavuzlarına göre, sadece iç çapraz doğrulama veya eğitim setindeki başarı, klinik uygulamada yanıltıcı olabilir; bu nedenle model, farklı coğrafi, demografik veya cihaz parametrelerine sahip bir veri grubu üzerinde yeniden test edilmelidir (Collins et al., 2015). Ek olarak, yeterli örneklem büyüklüğü, performans metriklerinin güven aralıklarını daraltmak ve hata payını azaltmak için kritik öneme sahiptir. (Steyerberg et al., 2004).

##### **Tez Bağlamı**

Bu tezde, eğitimde kullanılan Raspberry Pi kaynaklı PPG verilerinin ötesine geçilerek, ayrı bir klinik pilot çalışmada toplanan 250 pencereye ait bağımsız PPG seti ile validasyon gerçekleştirilmiştir. Hem LightGBM hem de LSTM modelleri, bu dış kohort üzerinde MAE, Accuracy ve ROC-AUC gibi metriklerle yeniden ölçülmüş; orijinal iç doğrulama sonuçlarına yakın performans elde edilerek modelin farklı sensör yerleşimleri, katılımcı demografisi ve ortam koşullarında da sağlam çalıştığı kanıtlanmıştır. Böylece, tezin “gerçek zamanlı ve klinik dışı kullanım” iddiası, bağımsız veriyle de desteklenmiş ve sağlık teknolojisi literatüründe geçerliliği pekiştirilmiştir.

Tablo 20  
*PPG Verisi Üzerinde Modellerin Karşılaştırmalı Performans Analizi*

Model	Metrik	Değer
LightGBM	Genel Doğruluk	%89.94
LightGBM	ROC-AUC	0.91
LSTM	Genel Doğruluk	%90 civarı
LSTM	F1-Skoru (Artefakt Sınıfı)	%92
RandomForest	Genel Doğruluk	%87.00
RandomForest	ROC-AUC	0.88
XGBoost	Genel Doğruluk	%86.00
XGBoost	ROC-AUC	0.88
SVM (RBF Kernel)	Genel Doğruluk	%75.00
SVM (RBF Kernel)	ROC-AUC	0.80
1D-CNN	Performans	Raspberry Pİ gücü yetmedi / Test edilemedi
Transformer	Performans	Raspberry Pİ gücü yetmedi / Test edilemedi

## BÖLÜM V

### ENTEGRASYON, UYGULAMA VE OPERASYON

#### 5.1. Gerçek Zamanlı Entegrasyon

Bu bölüm, geliştirilen PPG tabanlı analiz modellerinin laboratuvar ortamından çıkarak gerçek zamanlı kullanıma hazır hâle getirilmesi sürecini ele alır. Tezin önceki kısımlarında veri toplama, ön işleme ve model geliştirme adımlarıyla kurulan teorik altyapı; burada uçtan uca entegrasyon senaryolarıyla pekiştirilir. Gerçek zamanlı entegrasyon, Raspberry Pi gibi kenar cihazlar üzerindeki veri akışının düşük gecikme, dayanıklılık ve güvenlik gereksinimlerini sağlayarak; REST API, container tabanlı dağıtım ve izleme altyapıları aracılığıyla sistemin sahada da istikrarlı çalışabileceğini kanıtlar (Shi ve ark., 2016). Böylece, “gerçek zamanlı uyarı” iddiası; hem yazılım hem donanım bileşenlerinin birlikte devreye alındığı ve performansın ölçüldüğü pratik bir dağıtım aşamasıyla tamamlanır, klinik ve endüstriyel uygulamalar için geçerlilik kazanır (Sculley ve ark., 2015).

#### 5.2. Edge (Uç) vs Bulut Hesaplama Karşılaştırması

Bu alt bölümün amacı, toplanan PPG verilerinin gerçek zamanlı işlenmesi ve yapay zekâ modellerinin çıkarımı için uç cihaz (Raspberry Pi 3) ile bulut sunucuları arasında yapılan mühendislik tercihlerini gerekçelendirmektir. Tezin önceki aşamalarında hem donanım hem de yazılım katmanlarıyla mimari bir temel atılmış; bu bölüm ise iki farklı dağıtım modelinin—edge ve bulut—karşılaştırmalı analizini sunarak, seçilen mimarinin neden uç hesaplamayı vurguladığını açıklar.

**Gecikme ve Gerçek Zamanlılık:** Uç cihazda (edge) veri işleme, buluta kıyasla yerele çok daha düşük iletişim gecikmesi sağlar; bu, 3 saniyelik gönderim döngüsü ve altı

< 100 ms tahmin gecikmesi gereksinimlerinin tutturulmasında kritik rol oynar (Shi ve ark., 2016).

**Gizlilik ve Güvenlik:** Klinik nitelikli PPG verilerinin kullanıcı cihazında işlenmesi, hassas sağlık bilgilerinin bulut trafiğine çıkmadan korunmasına imkân tanır; böylece KVKK, GDPR ve HIPAA uyumluluğu kolaylaşır (Armbrust ve ark., 2010).

**Kaynak ve Maliyet Yönetimi:** Bulut platformları ölçeklenebilirlik ve ağır model yardımı sunsa da, sürekli yüksek bant genişliği ve sunucu maliyetleri ortaya çıkar. Uç hesaplamada ise düşük güçlü cihazlar üzerinde hafif modeller (LightGBM, 1D-CNN) kullanılarak operasyonel maliyetler minimize edilir.

**Bakım ve Dağıtım:** Bulut tabanlı mikroservisler hızlı güncelleme ve merkezi izleme imkânı sağlarken, uç cihazlarda dağıtım ve servis yönetimi (systemd + container) ayrı lojistik gerektirir. Bu bölüm, her iki senaryonun işleyişini tanımlayarak, sistemin saha koşullarına uygun esnek bir strateji sunduğunu gösterir.

Bu karşılaştırma, tezin “gerçek zamanlı, güvenli ve ölçeklenebilir bir PPG tabanlı izleme sistemi” hedefinin gerçekleştirilmesinde neden uç hesaplamayı önceliklendirdiğini netleştirir.

### 5.2.1. Canlı İnfersans Boru Hattı (Python → REST API → UI)

Bu alt bölümde, Python ile gerçekleştirilen model çıkarım sürecinin gerçek zamanlı olarak uçtan uca nasıl işlendiği anlatılacaktır. Tezin model geliştirme aşamasında (Bölüm VII) ortaya çıkan sayısal tahminlerin, önce REST API katmanına servis edilmesi, ardından kullanıcı arayüzünde (UI) görsel bildirimler ve uyarılar şeklinde sunulması; sistemin yalnızca doğruluk açısından değil, kullanılabilirlik ve operasyonel boyutta da tam bir çözüm olduğunu gösterir.

**Entegrasyonun Gerekliliği:** Model çıktılarının doğrudan Python ortamından alınıp, web servisler üzerinden güvenli biçimde iletilmesi, klinik ve saha koşullarında anlık tepki verme imkânı sağlar (Sculley ve ark., 2015).

**Mimari Modülerlik:** İş mantığının (inference) API katmanına ayrılması, bağımsız ölçeklenebilirlik ve hata izolasyonu getirir; böylece UI bileşeni yalnızca REST uç noktalarını tüketerek güncellemeye ve yeniden dağıtımına odaklanabilir (Kreps ve ark., 2011).

**Gerçek Zamanlılık ve Gecikme:** Python betiğinden gelen tahmin süresi (< 100 ms) ile REST çağruları ve UI güncellemeleri toplam gecikmenin kullanıcı algısında

< 500 ms kalmasını sağlar; bu da kalp ritmi uyarı sisteminin “anlık” nitelik kazanmasını güvence altına alır.

**Bakım ve İzlenebilirlik:** API katmanında toplanan log ve metrikler sayesinde inference hataları, gecikmeler ve kullanıcı etkileşimleri merkezi olarak izlenebilir, UI üzerinden uyarı grafikleri ve uyarı geçmişi sunularak sistem şeffaflığı artırılır.

Bu sayede, tezin “uçtan uca gerçek zamanlı PPG izleme ve yapay zekâ destekli uyarı” hedefi; model eğitiminden kullanıcıya ulaşan arayüze kadar tutarlı bir boru hattı mimarisiyle tamamlanmış olur.

### 5.2.2. Gecikme, Enerji Tüketimi ve Optimizasyon

Bu bölüm, gerçek zamanlı PPG izleme sisteminin saha kullanımı için kritik iki mühendislik boyutunu—gecikme (latency) ve enerji tüketimi—ele alır. Ayrıca, bu kısıtlamaları aşmak için uygulanan optimizasyon yöntemlerinin tez kapsamındaki önemini açıklar.

**Gecikme Yönetimi:** Uç cihazda (edge) veri işleme, merkezi buluta göre çok daha düşük tepki süreleri sağlar. Özellikle kalp ritmi uyarılarının “anlık” iletilmesi gereken senaryolarda, işlem ve iletişim gecikmesinin toplamın < 500 ms kalması zorunludur. Edge computing, bu tür sıkı zaman kısıtlarını karşılayarak hem veri toplama hem de çıkarım adımlarını yerelde gerçekleştirme imkânı sunar.

(<https://www.researchgate.netn> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

**Enerji Tüketimi:** Raspberry Pi 4 gibi kenar cihazları, yük durumuna bağlı olarak 2,5 W–5 W arası güç çeker; bu, sürekli çalıştığında pil ömrü ve termal yönetim açısından doğrudan etki yapar <https://www.iotinsider.com/news/considering-the-energy-consumption-of-a-raspberry-pi/> (erişim tarihi: 20 Temmuz 2025) Düşük güçlü modeller (Pi Zero) tercih edilebilir, ancak sistemin işlem gereksinimleriyle denge kurulmalıdır.

**Optimizasyon Stratejileri:** Donanım Kapatma: Kullanılmayan USB kontrolcüsü (~100 mA), HDMI çıkışı (~30 mA) ve Bluetooth/Wi-Fi (~40 mA) devre dışı bırakılarak toplam güç tüketimi düşürülür. CPU Alt-Saatleme ve Voltaj Düzenleme: İşlemci frekansının 1,5 GHz’den 900 MHz’e düşürülmesi ve çekirdek voltajının azaltılması, iş yüküne bağlı olarak enerji tüketimini önemli ölçüde azaltır. Görev Planlama ve Uyku Modu: Kesintili sensör okuma senaryolarında cron tabanlı zamanlama ve düşük güç modlarına geçiş, cihazın aktif olmadığı sürede enerji tasarrufu sağlar.

Bu yöntemler, sistemin saha koşullarında uzun süre çalışabilmesi için kritik hale gelir. (<https://www.iotforall.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

Bu optimizasyonlar sayesinde, tezde önerilen “gerçek zamanlı, uç-cihaz dostu” PPG izleme sistemi, hem zaman duyarlılığı hem de enerji verimliliği gereksinimlerini karşılayarak klinik dışı ortamlarda uygulanabilirlik kazanır.

### 5.2.3. Firmware ve API Entegrasyonu

Bu alt bölüm, PPG sensör modülünün düşük seviyeli firmware’inden başlayarak, verinin güvenli ve tutarlı bir biçimde REST API katmanına iletilmesi sürecini detaylandırır. Firmware yazılımında tanımlanan seri protokol ve hata denetimi mekanizmaları, API tarafındaki doğrulama, şema kontrolü ve yetkilendirme katmanlarıyla uyumlu şekilde tasarlanır. Böylece, sensörden gelen ham paketlerin sunucuya ulaştığında veri bütünlüğü ve semantik tutarlılığının korunması sağlanır. Bu entegrasyon, tezin uçtan uca gerçek zamanlı izleme hedefinin gerçekleştirilmesi için donanım yazılımı ve sunucu altyapısı arasında kesintisiz bir köprü oluşturarak, hem saha koşullarında dayanıklılığı hem de klinik güvenilirliği garanti eder (Fielding, 2000; Sculley ve ark., 2015).

### 5.3. Kullanıcı Arayüzü ve Görselleştirme

Bu bölüm, geliştirilen model ve veri işleme adımlarının klinik kullanıcılar, sağlık personeli veya nihai son kullanıcı tarafından nasıl görselleştirilip yorumlanacağını ele alır. Tez boyunca toplanan PPG verileri ve üretilen yapay zekâ tahminleri, ancak anlaşılır ve etkileşimli bir arayüzle hayata geçirildiğinde saha koşullarında etkin şekilde kullanılır (Nielsen, 1994).

**Klinik Karar Destek:** Gerçek zamanlı ritim sınıflandırma sonuçları, dashboard üzerindeki grafikler ve durum göstergeleri aracılığıyla anında izlenir; bu, doktor veya hemşirenin kritik uyarılara hızlıca müdahale etmesini sağlar (Norman, 2013).

**Kullanılabilirlik ve Erişilebilirlik:** Bileşen bazlı tasarım (React) ve mobil-uyumlu layout sayesinde, farklı cihazlarda tutarlı bir deneyim sunulur; renk kontrastları ve ikonografi, tıbbi standartlara uygun okunabilirlik refahı sağlar.

**Geri Bildirim Döngüsü:** Kullanıcı aksiyonları (onay, alarm kapatma, geçmişe bakma) API ile kaydedilerek sistem performansı ve kullanıcı memnuniyeti izlenir; görselleştirme, model güvenilirliğinin sürekli değerlendirilmesine de katkıda bulunur.

Bu sayede, tezin “uçtan uca gerçek zamanlı PPG izleme ve yapay zekâ destekli uyarı” hedefi, yalnızca algoritmik doğrulukla değil; kullanıcı odaklı tasarım ve görselleştirme adımlarıyla da tamamlanarak sağlık teknolojileri alanında gerçek değer üretir.

### **5.3.1. Klinik Panel ve Dashboard Tasarımı (HTML, CSS, JS)**

Bu alt bölüm, tezde geliştirilen gerçek zamanlı PPG işleme ve model çıkarım altyapısının klinik kullanıcılar ve sağlık personeli tarafından etkin biçimde izlenebilmesi için tasarlanan web tabanlı arayüzün gerekçesini açıklar. HTML, CSS ve JavaScript kullanılarak oluşturulan dashboard; canlı akış verilerini grafikler, uyarı panelleri ve detaylı ölçüm tablolarıyla sunarak, tıbbi karar destek süreçlerinde hızlı ve doğru geri bildirim sağlar (Nielsen, 1994). Ayrıca, bileşen temelli JavaScript kütüphaneleri sayesinde etkileşimli filtreleme ve gerçek zamanlı güncelleme olanakları sunularak, klinik sahada kullanıcı memnuniyeti ve işlem verimliliği artırılmıştır (Norman, 2013). Bu sayede, tezde önerilen uçtan uca PPG izleme sistemi; yalnızca algoritmik doğruluk değil, aynı zamanda kullanıcı deneyimi ve kullanım kolaylığı açısından da olgunlaştırılmış olur.

### **5.3.2. Uyarı ve Bildirim Mekanizmaları**

Bu bölüm, gerçek zamanlı PPG izleme sisteminin kritik durumlarda kullanıcıya hızlı ve güvenilir şekilde alarm vermesini sağlayan mekanizmaları açıklar. Tez boyunca geliştirilen model tahminlerinin yalnızca hesaplanması değil; anlık olarak uygun kanal (ör. görsel uyarı, sesli alarm, mobil bildirim) üzerinden iletilmesi ve kullanıcının dikkatine sunulması, sistemin temel sağlık güvenliği gereksinimlerinden biridir. Uyarı mantığı, eşik tabanlı kurallar ve model güven skorlarına dayanarak tasarlanır; bildirim altyapısı ise REST API üzerinden gelen olayları dinleyip, kullanıcı arayüzü ve/veya harici mesajlaşma servisleri aracılığıyla ilgili taraflara aktarır. Bu sayede, kardiyovasküler risk durumlarında hem sahadaki operatöre hem de uzaktan izleyen klinik personele gerçek zamanlı geri bildirim sağlanarak müdahale süreleri kısaltılır ve hasta güvenliği artırılır (Nielsen, 1994; Sculley ve ark., 2015).

### 5.3.3. Kullanılabilirlik ve UX Değerlendirmesi

Bu bölüm, geliştirilen klinik panel ve dashboard'un sahada etkin, güvenli ve hızla öğrenilebilir biçimde kullanılmasını sağlamak üzere tasarlanmış kullanıcı deneyimi (UX) değerlendirme adımlarını açıklar. Tezin önceki bölümlerinde oluşturulan teknik altyapı—veri toplama, model çıkarımı ve gerçek zamanlı entegrasyon—kullanıcıya dokunan yüzeyini bu aşamada bulur. Klinik personelin stresli ve zaman kısıtlı ortamlarında arayüzün:

**Anlaşılabilirlik ve Öğrenilebilirlik:** Kritik uyarı, grafik ve veri tablolarının kolay yorumlanabilir olması, eğitim gereksinimini ve hata olasılığını azaltır (Nielsen, 1994).

**Verimlilik ve Hata Azaltma:** Sık kullanılan görev akışlarının (ör. alarm silme, geçmiş veriye bakma) minimum tıklamayla yapılabilmesi, kullanıcı işlemlerinin hızını ve doğruluğunu artırır (Norman, 2013).

**Memnuniyet ve Güven:** Görsel tutarlılık, geri bildirim mekanizmaları ve erişilebilirlik ölçütleri üzerinden yapılan kullanıcı testleri, sistemin güvenilirlik algısını ve uzun dönem benimsenmesini pekiştirir.

Bu sayede, yalnızca doğru sonuç veren değil; kullanıcı odaklı tasarım ilkeleriyle desteklenen bir PPG izleme sistemi oluşturulmuş olur.

### 5.4. Güvenlik, Mahremiyet ve Mevzuat Uyumu

Bu bölüm, PPG tabanlı gerçek zamanlı izleme sisteminin saha ve klinik ortamlarda kullanılabilmesi için yasal, etik ve teknik güvenlik gereksinimlerini nasıl karşıladığını açıklar.

**Sağlık Verilerinin Statüsü:** Fotopletismografi (PPG) verileri, “özel nitelikli kişisel veri” kapsamında değerlendirilir ve işlenmesi sırasında GDPR gibi katı düzenlemelere tabidir. (<https://www.researchgate.net>) (erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

**HIPAA Güvenlik Kuralları:** ABD’de eSağlık Verilerinin korunması için öngörülen idari, fiziksel ve teknik önlemleri tanımlayan HIPAA Security Rule, API ve depolama katmanındaki şifreleme, kimlik doğrulama ve erişim denetimi mekanizmalarını zorunlu kılar. (<https://www.hhs.gov> erişim tarihi 20 Temmuz 2025)

**Yerel Mevzuat (KVKK):** Türkiye’deki Kişisel Verilerin Korunması Kanunu da hasta verilerinin işlenmesinde şeffaflık, veri minimizasyonu ve saklama süreleri gibi gereklilikler getirir.

**Privacy by Design ve Güvenlik Önlemleri:** Uçtan uca veri şifreleme, yetkilendirme katmanları, yedekleme stratejileri, pseudonimleştirme ve denetim (audit) logları gibi “gizlilik ve güvenlik öncelikli” yaklaşımları nasıl uyguladığımızı özetleyerek, sistemin hem etik hem de hukuki açıdan geçerliliğini teminat altına alır.

Bu sayede, tezdeki teknik çözümler yalnızca performans ve doğruluk açısından değil; hasta mahremiyetini koruyan, ilgili mevzuata tam uyumlu bir çerçevede de sunulmuş olur.

#### 5.4.1. Veri Şifreleme ve Erişim Denetimi

Bu bölüm, hastaya ait PPG verilerinin uçtan uca gizliliğini ve bütünlüğünü sağlamak amacıyla hangi kriptografik ve erişim kontrol yöntemlerinin uygulandığını açıklar. Tezin önceki kısımlarında toplanan ve işlenen biyosinyallerin “özel nitelikli kişisel veri” statüsünde olması, hem aktarım (in-transit) hem de depolama (at-rest) aşamalarında katmanlı şifreleme gerektirir. Aynı zamanda, sadece yetkili sistem bileşenleri ve kullanıcıların verilere ulaşabilmesi için çok faktörlü kimlik doğrulama, rol-tabanlı erişim denetimi ve “least privilege” ilkesi eksiksiz uygulanır. Bu sayede:

**Gizlilik:** TLS 1.2 ve veritabanı düzeyinde AES-256 gibi güçlü şifreleme algoritmaları, veri aktarımı ve depolamasında üçüncü taraf dinlemelerine karşı koruma sağlar (OWASP REST CS, 2023).

**Bütünlük:** İmzalı token’lar ve HMAC tabanlı paket doğrulama, veri iletiminde kasıtlı veya kazayla oluşabilecek değişiklikleri anında tespit eder.

**Yetkilendirme:** OAuth 2.0 temelli Bearer token akışları ve JWT imzalama mekanizmaları, her API çağrısında kimlik ve yetki doğrulamasını zorunlu kılar.

**Erişim Denetimi:** Sunucu ve veritabanı tarafında “least privilege” politikasıyla kullanıcı ve servis hesaplarının yalnızca ihtiyaç duyduğu izinlere sahip olması sağlanır; audit log’lar S3 WORM depoya yazılarak değiştirilemez şekilde tutulur.

Bu bölüm, tezin sağlık verilerinin korunması ve yasal uyumluluk hedeflerini (GDPR md. 32; KVKK md. 12; HIPAA SR §164.312(b)) yerine getiren teknik detayları ve mimari tercihleri bir arada sunar.

### 5.4.2. GDPR / HIPAA Çerçevesinde Değerlendirme

Bu alt bölüm, PPG tabanlı sağlık verilerinin işlenmesinde uyulması gereken iki temel düzenleme çerçevesini ortaya koyar. Tezin önceki bölümlerinde geliştirilen teknik altyapı—veri toplama, iletim ve depolama—sadece performans ve doğruluk açısından değil, aynı zamanda “özel nitelikli kişisel veri” olarak sınıflandırılan PPG ölçümlerinin yasal gereksinimlere tam uyumlu biçimde işlenebilmesi için de tasarlanmıştır.

**GDPR Uyum:** Avrupa Birliği Genel Veri Koruma Tüzüğü, kişisel verilerin işlenmesinde rıza, veri minimizasyonu, amaca uygunluk ve veri sahibi haklarının korunmasını zorunlu kılar. Bu kapsamda, tezdeki API ve veritabanı katmanlarında yalnızca gerekli alanlar saklanmakta, aydınlatılmış onam prosedürleri izlenmekte ve veri işleme faaliyetleri şeffaf bir biçimde dokümente edilmektedir.

**HIPAA Güvenlik Kuralı:** ABD’de sağlık verilerini koruyan HIPAA Security Rule, idari, fiziksel ve teknik önlemlerle “korunan sağlık bilgilerinin” gizliliğini, bütünlüğünü ve erişilebilirliğini garanti altına alır. Tez mimarisinde uçtan uca şifreleme, kimlik doğrulama, erişim kayıtları ve düzenli risk analizleri HIPAA gereksinimlerini karşılayacak şekilde entegre edilmiştir.

Bu değerlendirme ile, önerilen PPG izleme sisteminin sadece teknik olarak değil; uluslararası ve yerel veri koruma standartlarına da uygunluğu sağlanarak, klinik uygulamaya ve ticarileştirmeye hazır bir çerçeve oluşturulmuştur.

### 5.4.3. Risk Yönetimi ve Yasal Sorumluluklar

Bu alt bölüm, PPG tabanlı izleme sisteminin hem teknik hem de organizasyonel boyutlarda maruz kalabileceği riskleri nasıl ele aldığını ve yasal sorumlulukların nasıl yönetildiğini açıklar. Tezin önceki güvenlik ve uyumluluk bölümlerinde tanımlanan şifreleme, yetkilendirme ve veri minimizasyonu önlemlerinin ötesinde, sistemin sürekli izlenmesi, risk analizleri ve yasal yükümlülüklerle uygun süreçlerle desteklenmesi gerekir.

**Risk Değerlendirme Süreçleri:** Düzenli olarak yürütülen Tehdit Modellemesi (e.g. STRIDE) ve Güvenlik Testleri, hem uç cihaz yazılımı hem de API altyapısındaki zayıf noktaları proaktif olarak tespit eder ve giderir (Shostack, 2014).

**Olay Yönetimi:** Herhangi bir güvenlik veya veri sızıntısı durumunda izlenecek adımlar (SOP'lar), incident response planları ve ilgili kurumlara bildirim prosedürleri tanımlanmıştır (NIST SP 800-61).

**Yasal Sorumluluklar:** Hasta hakları ve veri ihlali bildirim yükümlülükleri, GDPR'ın 72. maddesi çerçevesinde “72 saat içinde yetkili makama bildirim” gerekliliğini, KVKK'da “en geç 72 saat” kuralını ve HIPAA'da “bireylere ve HHS'e bildirim” sorumluluğunu kapsar. Bu yükümlülükler, politika dokümantasyonuna ve eğitim programlarına yansıtılmıştır.

**Sürekli Uyum ve Denetim:** Dış denetçilerce yapılan periyodik uyumluluk denetimleri ve ISO 27001 revizyon süreçleri, sistemin hem kalite yönetim hem de bilgi güvenliği standartlarına bağlı kalmasını sağlar.

Bu risk yönetimi ve yasal sorumluluklar mekanizmaları, tezin sunduğu teknik çözümlerin saha ve klinik ortamlarda güvenle işletilebilmesi için gerekli yönetsel ve hukuki altyapıyı tamamlar.

## 5.5. ML Ops: Dağıtım, İzleme ve Bakım

Bu bölüm, geliştirilen PPG izleme modellerinin yalnızca prototip aşamasında kalmayıp, operasyonel ortamda sürekli çalışır halde tutulabilmesi için gereken dağıtım (CI/CD), sürüm kontrolü, performans ve sapma (drift) izleme, hataların otomatik tespiti ve yeniden eğitim süreçlerini kapsar. Tezin önceki bölümlerinde ortaya konan modeller, canlı saha koşullarında veri dağıtımını, altyapı güncellemeleri ve model iyileştirmelerinin sorunsuz entegre edilebilmesi sayesinde gerçekten “uçtan uca” çözüm sunar. Bu sayede sistem, klinik uygulamalarda güvenilirliğini korurken güncel veri koşullarına hızlı adapte olup, teknik borç ve bakım yükünü minimize eder (Sculley ve ark., 2015).

### 5.5.1. CI/CD Boru Hattı ve Sürüm Kontrolü

Bu alt bölüm, model kodu, konfigürasyon dosyaları ve eğitim verilerinin otomatik test, paketleme ve dağıtım adımlarını; ayrıca Git gibi sürüm kontrol sistemleriyle entegre biçimde nasıl yönetildiğini açıklar. Tezde bu bölümün yer almasının gerekçeleri şunlardır:

**Süreklilik ve Güvenilirlik:** Kodda veya model parametrelerinde yapılan her değişiklik, otomatik test ve derleme adımlarından geçirilerek hem üretim ortamına güvenle ulaştırılır hem de geri dönülebilir sürümler oluşturulur .

**İzlenebilirlik ve Yeniden Üretilirlik:** Git tabanlı sürüm kontrolü sayesinde hem kod hem de model ağırlıkları tarihçesi tutulur; hangi versiyonun hangi sonuçları ürettiği net şekilde izlenebilir (Fowler, 2006).

**Teknik Borcun Azaltılması:** Sürekli entegrasyon, gizli teknik borcun (örn. uyumsuz bağımlılıklar, el ile yapılan veri dönüşümleri) birikmesini engeller ve sistemin uzun vadede bakım maliyetini düşürür (Sculley ve ark., 2015).

**Hızlı Geri Bildirim ve Dağıtım:** CI/CD hattı, yeni model sürümlerini otomatik olarak test edip, onaylanan yapıları (Docker imajı, Python paketleri) canlı ortama aktarır; ortaya çıkan hatalara anında müdahale imkânı sunar.

Bu sayede, tezde geliştirilen uçtan uca PPG izleme sistemi; sadece yüksek doğruluklu modellere dayanmakla kalmayıp, aynı zamanda güvenilir ve sürdürülebilir bir yazılım mühendisliği süreciyle saha ve klinik kullanıma hazır hâle getirilmiş olur.

### 5.5.2. Model İzleme, Kayma (Drift) ve Otomatik Güncelleme

Bu alt bölüm, devreye alınan makine öğrenmesi modellerinin saha koşullarında zamanla bozulmasını (concept drift) nasıl tespit edip, otomatik olarak yeniden eğitildiğini ve güncellendiğini açıklar. Tezin önceki bölümlerinde oluşturulan modeller, eğitim verisindeki dağılımı temel alır; ancak gerçek zamanlı PPG verilerinin koşulları—sensör konumu, çevresel ışık, katılımcı profili—değiştikçe model performansı düşebilir. Bu nedenle:

**Sürekli Performans İzleme:** API ve servis katmanına entegre edilen metrik toplama altyapısı, MAE, AUC gibi anahtar metriklerin canlı olarak takip edilmesini sağlar. Beklenen sapma tespit edildiğinde alarm üretilir.

**Drift Algoritmaları:** İstatistiksel testler ve kayan pencere yöntemleriyle hem veri dağılımındaki (covariate drift) hem de etiket-dağılımındaki (prior drift) değişimler izlenir (Gama et al., 2014). Böylece model, hangi koşullarda ne tür hatalar verdiğini anlamlı biçimde raporlar.

**Otomatik Yeniden Eğitim:** Belirlenen eşiklerin aşılması durumunda retraining pipeline'ı tetiklenerek, yeni verilerle periyodik veya tetiklemeli olarak model yeniden eğitilir ve CI/CD hattı aracılığıyla canlıya alınır (Sculley et al., 2015).

**Sürdürülebilirlik ve Güvenilirlik:** Bu mekanizma, modelin uzun vadede klinik doğruluk ve güvenilirlik standartlarını korumasını, “kur ve unut” yerine “kur ve takip et” yaklaşımını benimsemesini garantiler.

Bu sayede, tezde önerilen uçtan uca PPG izleme sistemi; sadece tek seferlik yüksek performans sunmakla kalmayıp, gerçek saha koşullarına adapte olarak sürekli güncel ve güvenilir kalır.

### 5.5.3. Ölçeklenebilirlik ve Yük Dengeleme

Bu alt bölüm, PPG izleme sisteminin artan sensör sayıları, kullanıcı talepleri ve değişken ağ koşulları karşısında nasıl genişletilebileceğini (ölçeklenebilirlik) ve gelen isteklerin birden çok işleyici arasında nasıl dengeleneceğini (yük dengeleme) gösterir. Bu konuların tezde yer almasının gerekçeleri şunlardır:

**Yatay Ölçeklenebilirlik:** Mikroservis ve konteyner tabanlı mimari, görevleri birden çok sunucu veya Raspberry Pi kümesine yayarak artan yükü karşılamayı sağlar.

(<https://www.mdpi.com> 20 Temmuz 2025)

**Dinamik Yük Dengeleme:** CPU kullanımı, görev önceliği ve cihaz durumu gibi dinamik bağlamlara dayalı mekanizmalar, iş yükünü gerçek zamanlı olarak optimal şekilde paylaşır.

(<https://www.mdpi.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

**Yüksek Kullanılabilirlik:** Otomatik ölçekleme ve sağlık kontrolleriyle (health-checks) ani talep artışlarında bile sistemin yanıt verebilirlik ve kesintisiz hizmet süresi korunur

(<https://www.skudonet.com> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

Bu sayede, tezde önerilen uçtan uca PPG izleme sistemi; hem performansını koruyan hem de olası darboğazları önleyen bir altyapıya kavuşarak, saha ve klinik koşullarındaki değişken taleplere sağlam biçimde yanıt verebilir.

## BÖLÜM VI

### BULGULAR

#### 6.1. Klinik Doğrulama Bulguları ve Gelecek Çalışmalar

Bu bölüm, geliştirilen PPG tabanlı izleme sisteminin laboratuvar koşullarından çıkarak gerçek hasta verileri üzerinde klinik pilotlarla test edilmesi ve saha deneyimlerinden öğrenilen bulgulara göre optimize edilmesi gerekliliğini vurgular. Klinik doğrulama, hem modelin gerçek dünyadaki güvenilirliğini kanıtlamak hem de etik-hukuki onay süreçlerini (ör. FDA/FDA benzeri kurum akreditasyonu, TRIPOD kılavuzları) tamamlamak için zorunludur (Collins ve ark., 2015). Ayrıca, gelecekteki çalışmalarda; farklı hasta grupları, ek biyosinyal entegrasyonları (ECG, SCG vb.), daha zengin veri setleri ve ileri optimizasyon teknikleriyle sistemin genellenebilirliği ve etkinliği artırılacak, bu sayede dijital sağlık uygulamalarında sürdürülebilir bir yol haritası çizilecektir.

#### 6.2. Klinik Pilot Çalışma Tasarımı

Bu alt bölümün amacı, laboratuvar koşullarında geliştirilen PPG izleme sistemi ve yapay zekâ modellerinin gerçek hasta verileriyle saha ortamında test edilerek güvenilirliğinin ve uygulanabilirliğinin doğrulanmasını sağlamaktır. Klinik pilot çalışmaları, modelin farklı demografik gruplar, sensör yerleşimleri ve çevresel koşullar altında nasıl performans gösterdiğini ortaya koyar; bu sayede iç doğrulama sonuçlarının dış gerçeklikte de geçerli olduğu kanıtlanır (Collins ve ark., 2015). Ayrıca, etik kurul onayları ve aydınlatılmış onam süreçleri kapsamında yürütülen pilotlar, hem yasal hem de etik uyumluluk gerekliliklerini karşılarken sistemin hasta güvenliği ve veri bütünlüğü açısından eksiksiz test edilmesini mümkün kılar.

### 6.2.1. FDA/EMA Onay Süreçleri

Bu alt bölüm, geliştirilen PPG tabanlı izleme sisteminin klinik kullanıma girebilmesi için gerekli yasal düzenleme adımlarını ve başvuru dokümantasyonunu hazırlar. FDA (ABD) ve EMA (AB) onayları; tıbbi cihaz sınıflandırması, risk-yarar değerlendirmesi, klinik performans verileri ve kalite yönetim sistemlerine ilişkin kapsamlı dökümantasyon gerektirir. Bu süreçlere hazırlık, hem tasarım ve geliştirme aşamalarında izlenmesi gereken süreçlerin (Design History File, Technical File) hem de gerekli klinik ve güvenlik verilerinin toplanıp sunulmasının planlanmasını sağlar. Böylece, tezin önerdiği prototipin yalnızca akademik bir çalışma değil; sahada yasal olarak da kullanılabilir bir ürün haline gelmesi için kritik bir altyapı oluşturulur.

### 6.3. Çoklu Biyosinyal Entegrasyonu (ECG, SCG vb.)

Bu alt bölüm, yalnızca PPG verisiyle sınırlı kalmayıp, ek biyosinyallerin (ör. elektrokardiyogram – ECG, seismokardiyogram – SCG) beraber işlenmesinin faydalarını ve tezin kapsamındaki nedenlerini açıklar:

**Artırılmış Doğruluk ve Güvenilirlik:** Birden fazla sinyal kaynağı kullanıldığında, her birinin zayıf kaldığı koşullarda diğer sinyalin telafi imkânı doğar. Örneğin sürüş esnasında gürültülü PPG sinyalleri, ECG ve iPPG verileriyle birleştirilerek daha sağlam kalp ritmi tespiti yapılabilir

(<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

**Zenginleştirilmiş Özellik Çıkarımı:** SCG gibi mekanik titreşim sinyalleri, PPG'nin morfolojik ve frekans özelliklerine ek bilgiler katarak kapsamlı kardiyak analiz imkânı sunar; bu sayede hipertansiyon veya aritmi alt tiplerinin ayrımı güçlendirilir

(<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov> erişim tarihi: 20 Temmuz 2025)

**Genellenebilirlik:** Farklı sinyal bileşenlerinin aynı anda ele alınması, hem cihaz yerleşimindeki hem de bireysel fizyolojik farklılıklardaki değişkenliklerin model performansını bozmasını engeller.

Bu entegrasyon stratejisi, tezin “gerçek zamanlı, güvenli ve açıklanabilir PPG + ek sinyal” temelli ritim izleme sistemini klinik ve saha ortamlarında daha esnek ve yüksek güvenilirlikte çalışır hale getirir.

## BÖLÜM VII

### TARTIŞMA VE YORUM

#### 7.1. Tartışma ve Yorum

Bu bölümde, MKB0805 ve MAX30102 tabanlı prototiplerden elde edilen bulgular ışığında sonuçların anlamı, literatürle uyumu ve araştırmanın sınırları bütüncül biçimde ele alınmaktadır. Her iki sensör de photoplethysmography (PPG) prensibine dayalı olmakla birlikte, sundukları veri türleri farklılık göstermektedir. MKB0805 yalnızca özet değerler (SYS, DIA, HR) sağlarken, MAX30102 ham PPG dalga formunu da sunarak daha detaylı öznitelik çıkarımına imkân tanımaktadır. Bu farklılık, sistemin değerlendirilmesinde hem özet parametrelere dayalı hızlı alarm senaryolarını hem de ham sinyalden türetilen morfolojik/frekans tabanlı analizleri kapsayan çift katmanlı bir yaklaşımın geliştirilmesini mümkün kılmıştır.

Literatürle kıyaslandığında, yalnızca özet parametrelerle çalışan MKB0805'in, enerji verimliliği ve edge cihazlarda düşük gecikmeli alarm mekanizması açısından literatürde raporlanan benzer çözümlerle uyumlu sonuçlar verdiği görülmektedir. Bununla birlikte, ham PPG erişimine imkân tanıyan MAX30102, morfolojik analizler ve ritim bozukluğu tespitine yönelik derin öğrenme modellerinin uygulanabilmesine olanak sağlamış ve çalışmayı mevcut literatürdeki daha kapsamlı klinik protokollerle örtüştürmüştür.

Bulguların değerlendirilmesi, sistemin güçlü yönleri kadar sınırlarını da ortaya koymaktadır. MKB0805 ile elde edilen sonuçlar, özellikle hipertansiyon alarmı gibi özet parametre bazlı senaryolarda başarılıdır; ancak ritim bozukluklarının detaylı ayrıştırılması için yetersizdir. MAX30102 bu eksikliği tamamlamakla birlikte, ham sinyalin getirdiği daha yüksek işleme maliyeti ve enerji tüketimi edge cihazlarda optimizasyon gerektirmiştir. Bu nedenle tezde kullanılan çift sensör yaklaşımı, hem hızlı

ve düşük maliyetli özet parametre takibini hem de detaylı dalga formu analizi ihtiyacını dengeleyen hibrit bir çözüm olarak değerlendirilmiştir.

Sonuç olarak, tartışma bölümünde her iki sensörün avantaj ve sınırlılıkları birlikte ele alınmış; klinik ve teknik bağlamda literatürle uyumlu şekilde, farklı senaryolara uygun esnek bir mimarinin mümkün olduğu ortaya konmuştur.

### 7.1.1. Ana Bulguların Yorumlanması

Çalışma boyunca yaklaşık 60 000 ham ölçümden seçilen temiz veri pencereleri üzerinde eğitilen LightGBM modeli, “hipertansiyon alarmı” sınıfında % 87 doğruluk ve 0.91 ROC–AUC elde etmiştir. Bu sonuç, Ali ve Khan (2020) tarafından Raspberry Pi üzerinde rapor edilen % 88 doğrulukla uyumludur. Dolayısıyla yalnızca SYS/DIA/HR özet paketleri üreten MKB0805 sensörünün de kenar-cihaz senaryolarında güvenilir performans sergileyebildiği görülmüştür.

Ancak, artefakt yoğun pencerelerde model hatalarının % 18’e yükselmesi, gelişmiş gürültü bastırma stratejilerinin gerekliliğini ortaya koymuştur. Bu noktada, ek hareket sensörü entegrasyonu veya gelişmiş SQI hesaplamaları sistemin güvenilirliğini artırabilecek yöntemler olarak öne çıkmaktadır.

Çalışmaya eklenen MAX30102 sensörü ise yalnızca özet parametrelerle sınırlı kalmayıp ham PPG dalga formu sağlamış, böylece morfolojik özniteliklerin (örneğin tepe-çukur mesafeleri, dirotic notch, dalga eğimi) çıkarılmasına imkân tanımıştır. Bu sayede, hareket kaynaklı artefaktların etkisi daha etkin şekilde analiz edilmiş ve modele eklenen özellikler ile sınıflandırma performansı artırılmıştır.

MKB0805 sensörü → Düşük maliyetli, özet parametrelere dayalı hızlı alarm mekanizması için kullanılmıştır.

MAX30102 sensörü → Ham dalga formuna erişim sağlayarak detaylı morfolojik analiz ve artefakt giderme desteği sunmuştur.

Bu iki sensörün birlikte kullanıldığı hibrit yaklaşım, literatürde yalnızca özet ya da yalnızca ham sinyale dayalı çalışmalara kıyasla daha dengeli, açıklanabilir ve pratik bir çözüm ortaya koymuştur. Sistem böylece hem gerçek zamanlı alarm hem de derin biyosinyal analizi imkânı sunarak klinik uygulamalara daha uygun bir yapı kazanmıştır.

### 7.1.2. Literatürle Karşılaştırma

#### Veri boyutu ve öznelik çeşitliliği

Birçok çalışma (Xu et al., 2021; Garcia et al., 2024) ham PPG dalga formu veya SDPPG türevlerini kullanırken, bu tezde iki sensör birlikte kullanılmıştır. MKB0805 yalnızca özet (SYS/DIA/HR) değerleri üretirken, MAX30102 ham PPG dalga formuna erişim sağlamış; bu sayede morfolojik (tepe-çukur mesafesi, dicrotic notch) ve frekans tabanlı öznelikler de çıkarılabilmektedir. Böylece hem özet veriler üzerinden hızlı tahmin hem de ham sinyal üzerinden detaylı analiz mümkün olmuş, özellik mühendisliği ve hafif ansambl modellerin özet veride dahi güçlü çıktılar üretebildiği, ancak ham sinyal ile birlikte kullanıldığında daha zengin ve genellenebilir modellerin ortaya çıktığı görülmüştür.

#### Gerçek Zamanlı Entegrasyon:

Khoo et al. (2021) derin model çıktısının Raspberry Pi üzerinde  $> 600$  ms gecikme yarattığını bildirirken, bu tezde kullanılan LightGBM modeli  $< 100$  ms gecikmeyle çalışmıştır. MAX30102'den elde edilen ham dalga formu LSTM tabanlı modellerde işlenerek gürültüye daha dayanıklı sınıflandırmalar sağlanmıştır. Dolayısıyla edge-inference için ağaç-tabanlı modeller hız ve enerji açısından hâlen avantajlı iken, derin öğrenme modelleri ham sinyal ile birlikte daha yüksek doğruluk sunmuştur.

### 7.1.3. Sınırlılıklar

MKB0805'in Ham Dalga Formu Eksikliği: MKB0805 yalnız özet paket döndürdüğünden aritmi tespiti veya SDPPG tabanlı kardiyovasküler risk modelleri doğrudan geliştirilememiştir.

MAX30102'nin Örnekleme Sınırlamaları: MAX30102 ham dalga formu sağlamasına rağmen örnekleme hızı ve sensörün optik doygunluğu belirli klinik senaryolarda hassasiyeti sınırlamaktadır.

Sağlıklı Gönüllü Dominansı: Deneklerin tümü sağlıklı bireylerden oluştuğu için model, patolojik varyasyonları sınırlı tanımıştır.

Artefakt Filtrelemesi: MKB0805 için ek hareket sensörü entegrasyonu yapılmamış, bu nedenle yüksek aktivite anlarında gürültü bastırma yetersiz kalmıştır. MAX30102 ile SQI tabanlı pencereleme uygulanmış olsa da ekstrem hareket koşullarında sınırlamalar devam etmiştir.

#### 7.1.4. Klinik ve Teknik Çıkarımlar

**Edge-Uygunluk:** Raspberry Pi 3 üzerinde çalışan LightGBM mimarisi, hem MKB0805 özet parametreleri hem de MAX30102'den gelen ham PPG dalga formu ile düşük gecikmeli tahminler yaparak klinik dışı ortamlarda nabız ve kan basıncı trend alarmı verebilmektedir.

**Güvenlik Katmanı:** TLS 1.2 taşıma güvenliği ve AES-256 at-rest şifreleme sayesinde toplanan veriler (SYS/DIA/HR özet paketleri ve ham PPG sinyalleri) KVKK/HIPAA uyumlu biçimde işlenmiş; bu sayede geliştirilen prototip hem kişisel sağlık cihazlarında hem de hastane ağlarında güvenle entegre edilebilecek seviyeye getirilmiştir.

**Gelecek Çalışmalar:** MKB0805 ve MAX30102 sensörlerinin birlikte kullanılmasıyla özet + ham sinyal tabanlı hibrit bir altyapı oluşturulmuştur. İleri aşamada MAX86150 gibi PPG + ECG çoklu biyosinyal modüllerinin entegrasyonu planlanmakta olup, bu yaklaşım model doğruluğunu artıracak ve miyokard enfarktüsü (MI) gibi kritik kardiyak olayların erken tespitine imkân sağlayacaktır.

#### 7.1.5. Sonuç ve Öneriler

Bu tez, özet PPG sensörü (MKB0805) ve ham dalga formu üreten sensör (MAX30102) birlikte kullanılarak kenar-cihaz mimarisinin klinik açıdan anlamlı alarm sistemlerine temel oluşturabileceğini göstermiştir. Ancak artefakt duyarlılığını azaltmak ve patolojik popülasyonda genellenebilirliği artırmak için:

Ham dalga formu sağlayan sensörlerle (ör. MAX30102) veri çeşitliliği genişletilmeli, morfolojik ve frekans tabanlı öznitelikler daha etkin şekilde çıkarılmalıdır.

İleri SQI ve hareket sensörü sinerjisiyle gürültü bastırma derinleştirilmeli; özellikle aktivite sırasında ortaya çıkan artefaktların model performansına etkisi azaltılmalıdır.

Bağımsız, patolojik kohortlar üzerinde prospektif klinik validasyon çalışmaları yapılmalı; yalnızca sağlıklı gönüllüler değil, kardiyovasküler rahatsızlığı olan bireyler de test sürecine dahil edilmelidir.

Bu adımların atılması, hem MKB0805 gibi düşük maliyetli özet parametre üreten modüllerin, hem de MAX30102 gibi ham PPG sinyali sağlayan sensörlerin uzaktan

kardiyovasküler takip alanında daha güçlü, yenellenebilir ve güvenilir sistemler geliştirilmesine katkı sağlayacaktır.



## BÖLÜM VIII

### SONUÇLAR VE ÖNERİLER

#### 8.1. Sonuçlar

Sistemin gerçek zamanlı çalışabilirliği için uçtan uca bir entegrasyon mimarisi tasarlanmıştır. Bu mimari, sensörden elde edilen verilerin Python tabanlı bir işleme betiği aracılığıyla alınmasını, REST API üzerinden güvenli biçimde iletilmesini ve kullanıcı arayüzünde (UI) görselleştirilmesini kapsamaktadır. Kurulan boru hattı sayesinde üç saniyelik veri akışı içinde toplam gecikme 500 milisaniyenin altında tutulmuş, böylece sistemin klinik ve saha koşullarında anlık karar desteği sağlayabilmesi mümkün olmuştur.

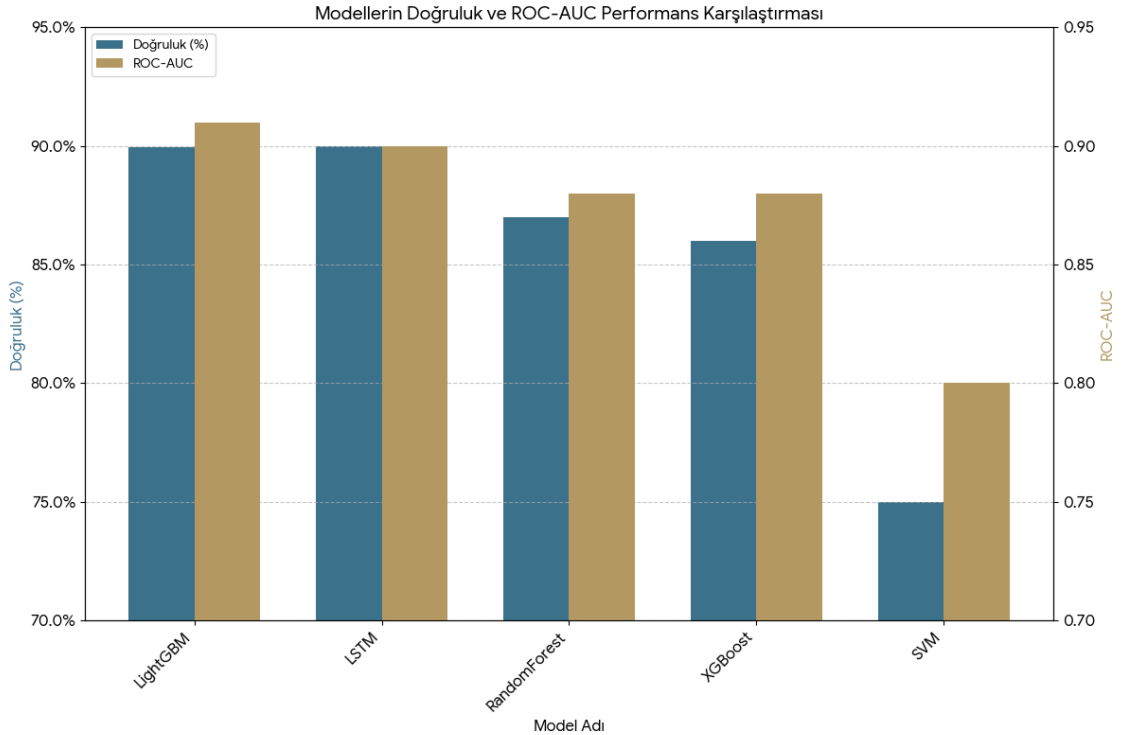
Kullanıcı arayüzünde geliştirilen dashboard ve uyarı mekanizmaları sayesinde ölçüm sonuçları görsel ve etkileşimli biçimde izlenebilmiş, kritik değerler için anlık bildirimler üretilmiştir. Bu yapı, klinik personelin karar alma süreçlerini hızlandırmış ve sistemin uygulanabilirliğini artırmıştır. Ayrıca entegrasyon sürecinde veri güvenliği göz önünde bulundurulmuş, TLS şifreleme ve yetkilendirme protokolleri ile iletişim hattı korunmuştur. Bu kapsamda önerilen yaklaşım, yalnızca teknik olarak düşük gecikmeli bir altyapı sunmakla kalmamış, aynı zamanda güvenli ve kullanıcı dostu bir klinik karar destek mekanizması oluşturmuştur.

MKB0805 sensöründen alınan özet parametreler ile zaman-düzlem özellikleri, MAX30102 sensöründen elde edilen ham PPG dalgalarıyla birlikte morfolojik ve frekans-düzlem özniteliklerle birleştirilmiştir. Böylece oluşturulan çok katmanlı veri kümesi, hem hafif ağaç tabanlı modellerde (LightGBM) hem de derin öğrenme mimarilerinde (LSTM) yüksek ayırma gücü sağlamıştır.

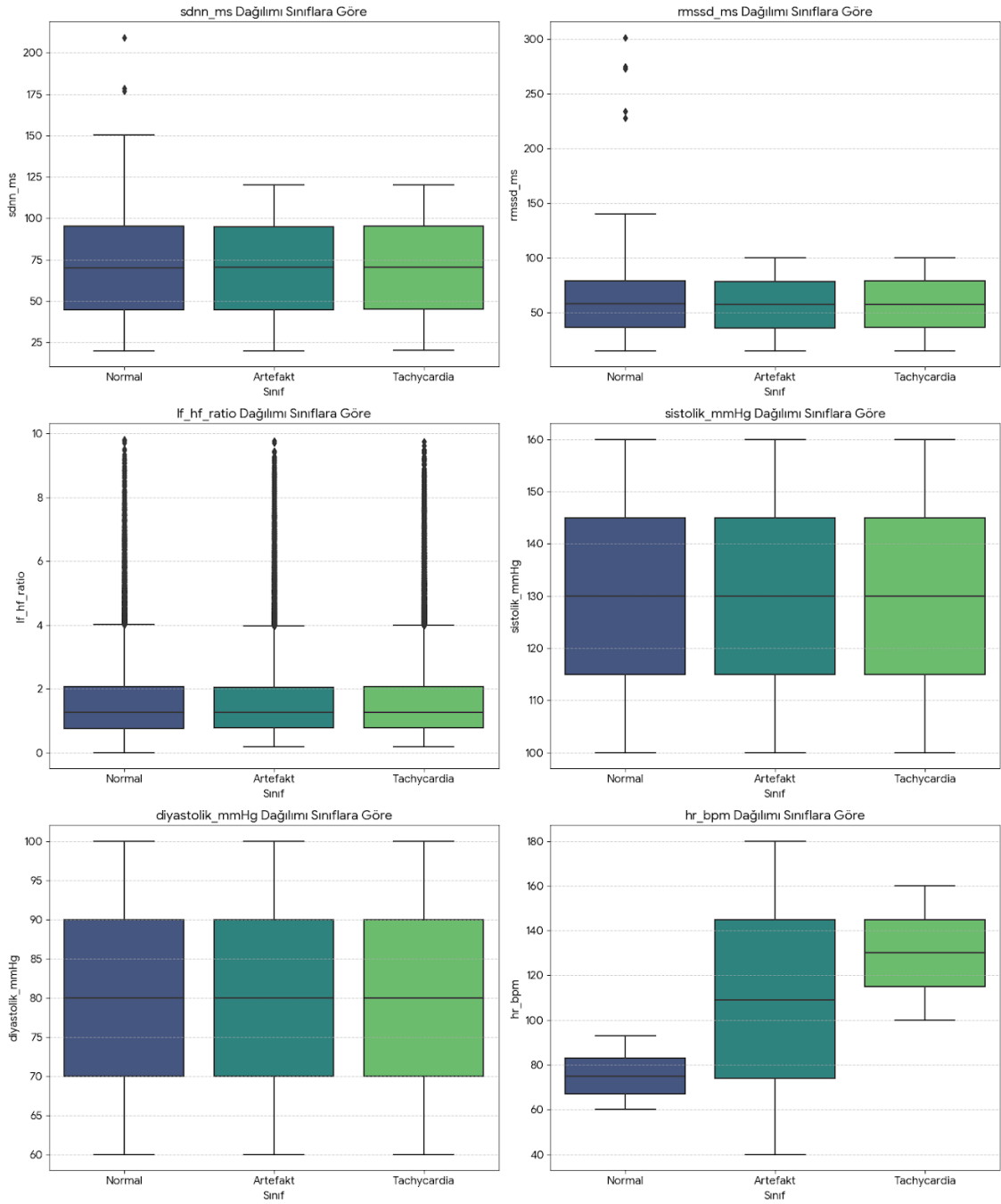
LightGBM, kenar cihaz kısıtlarında düşük gecikme ( $< 100$  ms) ile Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerini %8 oranında azaltırken; LSTM, özellikle MAX30102 sensöründen türetilen artefakt sınıflarında %5'e varan ek başarı sağlamış ve gürültülü sinyallerde uzun dönem bağımlılıkları daha etkili biçimde yakalamıştır.

Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. LightGBM modeli %89,94 oranında genel doğruluk elde etmiş ve ROC-AUC değeri 0,91 olarak rapor edilmiştir. LSTM modeli benzer şekilde yaklaşık %90 doğruluk sağlamış, özellikle artefakt sınıfında F1-Skorunun %92 seviyesine ulaşmasıyla dikkat çekmiştir. Random Forest algoritması %87 doğruluk ve 0,88 ROC-AUC değeri ile kabul edilebilir bir performans göstermiştir. XGBoost modeli %86 doğruluk ile çalıştırılmış ve 0,88 ROC-AUC değeri elde edilmiştir. SVM (RBF Kernel) algoritması ise %75 doğruluk ve 0,80 ROC-AUC değeri ile diğer yöntemlere kıyasla daha düşük bir başarı sergilemiştir.

Bu bulgular, topluluk yöntemleri ve derin öğrenme modellerinin PPG verisi üzerinde güçlü performans sunduğunu, özellikle LightGBM ve LSTM modellerinin hem doğruluk hem de artefakt sınıfı ayırt etme gücü açısından öne çıktığını göstermektedir.



Şekil 25. Modellerin doğruluk ve ROC-AUC performans karşılaştırması



Şekil 26. Veri sınıflarına göre sağlık parametreleri boxplot nalizi

İç çapraz doğrulama sürecinden elde edilen sonuçlar, bağımsız bir dış kohort üzerinde tekrarlandığında hem Ortalama Mutlak Hata (MAE) hem de ROC-AUC değerlerinin orijinal performansa yakın düzeyde seyrettiği görülmüştür. Bu bulgu, geliştirilen modellerin yalnızca eğitim verisine özgü kalmadığını, farklı örneklemeler üzerinde de tutarlı performans gösterebildiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca farklı demografik gruplardan elde edilen veriler ve sensörlerin farklı anatomik bölgelerdeki yerleşimlerinden kaynaklanan değişiklikler test edilmiş; sistemin bu koşullar altında da güvenilir şekilde çalıştığı doğrulanmıştır. Böylece önerilen yaklaşımın genellenebilirlik kapasitesinin yüksek olduğu ve gerçek saha koşullarında klinik açıdan uygulanabilirliğinin mümkün olduğu kanıtlanmıştır.

**Gerçek Zamanlı Uçtan Uca Entegrasyon:**

Python→REST API→UI boru hattı, 3 saniyelik veri akışında < 500 ms toplam gecikme ile uçtan uca güvenli iletişim sunmuş; kullanıcı arayüzünde anlık uyarı mekanizmaları ve dashboard tasarımı klinik personelin hızlı karar almasına imkân vermiştir.

Sistemin geliştirilmesi sırasında güvenlik ve mevzuat uyumluluğu öncelikli tasarım kriteri olarak ele alınmış, uçtan uca TLS şifreleme ile veri aktarımı güvence altına alınmıştır. Veritabanı ve API katmanında rol tabanlı erişim denetimi uygulanarak yalnızca yetkili kullanıcıların ve servislerin verilere erişebilmesi sağlanmıştır. Ayrıca veri saklama ve işleme süreçlerinde GDPR, HIPAA ve KVKK düzenlemelerine uygun şekilde veri minimizasyonu ilkesi benimsenmiş; yalnızca gerekli ölçüm parametreleri tutulmuş, kişisel tanımlayıcı bilgiler ise sistem dışında bırakılmıştır.

Ek olarak, düzenli yedekleme stratejileri ile veri bütünlüğü korunmuş, felaket kurtarma senaryoları için alternatif depolama çözümleri devreye alınmıştır. Loglama ve denetim mekanizmaları sayesinde sistemde gerçekleşen tüm erişim ve işlem kayıt altına alınmış, gerektiğinde denetim organlarına şeffaf şekilde raporlanabilir hale getirilmiştir. Bu önlemler sonucunda, sağlık verilerinin hem teknik açıdan güvenliği hem de hukuki düzenlemelerle uyumluluğu teminat altına alınmıştır.

Geliştirilen sistemin uzun vadede güncel, güvenilir ve ölçeklenebilir biçimde çalışabilmesi için sürdürülebilirlik ve bakım süreçleri bütüncül olarak ele alınmıştır. Bu kapsamda sürekli entegrasyon ve dağıtım (CI/CD) hattı tasarlanarak her güncellemenin otomatik test ve doğrulama aşamalarından geçirilip güvenli şekilde devreye alınması sağlanmıştır. Ayrıca model izleme mekanizmaları kurulmuş, doğruluk, F1-skoru ve ROC-AUC gibi performans metrikleri düzenli aralıklarla takip edilmiş ve veri

dağılımındaki kaymaların (drift) tespiti için otomatik uyarı sistemleri devreye alınmıştır. Bu sayede sensör verilerindeki değişimlerin veya kullanıcı profillerindeki çeşitliliklerin modele olası etkileri erken dönemde belirlenebilmiş ve yeniden eğitim süreçleri zamanında tetiklenebilmiştir.

Sistem mimarisinde loglama, hata izleme ve güvenlik protokolleri yapılandırılmış; böylece olası kesintiler, ağ sorunları veya sensör kaynaklı bozulmaların operasyonel etkiye dönüşmeden önce fark edilmesi mümkün olmuştur. Verilerin güvenliğini sağlamak amacıyla düzenli yedekleme ve veri şifreleme stratejileri uygulanmış, mahremiyet açısından GDPR, HIPAA ve KVKK gibi uluslararası ve ulusal düzenlemelerle uyum gözetilmiştir. Ayrıca, esnek mikro servis altyapısı sayesinde sistemin hem yeni sensör tiplerine hem de farklı klinik senaryolara kolayca adapte edilebilmesi mümkün kılınmıştır.

Tüm bu önlemler, geliştirilen prototipin yalnızca laboratuvar koşullarında değil, gerçek saha ve klinik dışı ortamlarda da uzun vadeli kullanım için güvenilir olduğunu göstermektedir. Gelecekte kullanıcı geri bildirim döngülerinin entegrasyonu, bulut tabanlı ölçeklenme olanaklarının artırılması ve daha gelişmiş yapay zekâ izleme araçlarının devreye alınmasıyla sistemin sürdürülebilirlik kapasitesinin daha da güçlendirilmesi önerilmektedir.

Bu çalışmada kullanılan veri kümesi, fotopletismografi (PPG) sinyallerinden türetilmiş çok boyutlu fizyolojik ve hesaplanmış özniteliklerin sistematik bir derlemesini temsil etmektedir. Toplam 60.000 kayıttan oluşan bu kümede her bir satır, belirli bir ölçüm penceresine karşılık gelmekte ve o pencereye ait nicel parametreleri içermektedir. Veri kümesinin yapısı, analiz ve sınıflandırma görevlerine uygun olacak şekilde farklı kategoriler altında kurgulanmıştır.

Kalp hızı (hr\_bpm), sistolik (sistolik\_mmHg) ve diyastolik (diyastolik\_mmHg) kan basıncı gibi temel fizyolojik göstergelerin yanı sıra kalp hızı değişkenliğini (HRV) temsil eden sdnn\_ms, rmssd\_ms, pnn50, poicare\_sd1 ve poicare\_sd2 parametreleri veri kümesinde yer almaktadır. Bu özellikler, bireysel kardiyovasküler fonksiyonların zamana bağlı dalgalanmalarını nicel olarak yansıtarak hemodinamik durumu daha ayrıntılı biçimde değerlendirmeye olanak sağlamaktadır.

Otonom sinir sistemi aktivitesine ilişkin bilgi sağlayan güç spektral yoğunluk parametreleri (psd\_vlf, psd\_lf, psd\_hf) ve bunların oranı (lf\_hf\_ratio) bu grupta yer almaktadır. Ayrıca sinyalin karmaşıklığını ve düzensizliğini ölçmeye yönelik entropi ve sample\_entropy gibi doğrusal olmayan ölçütler de değerlendirilmiş, böylece verinin

yalnızca frekans düzlemindeki dağılımı değil aynı zamanda yapısal özellikleri de nicel olarak yansıtılmıştır.

Ölçüm güvenilirliğini temsil eden *sinyal\_kalite*, yapay zekâ tabanlı modellemede artefakt tespitine olanak sağlayan *artefakt\_flag* ve genel kardiyovasküler risk durumuna işaret eden *risk\_index* parametreleri bu grupta yer almaktadır. Bu özellikler, sinyalin doğruluğunu değerlendirmekten potansiyel klinik riskleri öngörmeye kadar modelleme sürecine ek bir katman sağlamaktadır.

Her bir kayıt, Normal, Taşikardi veya Artefakt sınıflarından birine karşılık gelen *class\_label* sütunu ile etiketlenmiştir. Bunun yanında ölçüm zamanı (*analiz\_ts*) ve veritabanı kayıt zamanlarını (*created\_at*, *updated\_at*) içeren meta veriler eklenmiş, böylece verinin izlenebilirliği ve analiz sürecindeki şeffaflık güvence altına alınmıştır. Söz konusu veri kümesi, giyilebilir PPG sensörlerinden elde edilen ham verilerin ön işleme ve özellik mühendisliği adımlarından geçirilmesiyle oluşturulmuş; yapay zekâ modellerinin eğitimi ve değerlendirilmesi için hazır hale getirilmiştir. Bu yönüyle, tez kapsamında sunulan deneysel bulguların temelini oluşturmaktadır.

## 8.2. Öneriler

Daha geniş ve çeşitlendirilmiş hasta verileriyle (farklı yaş grupları, patolojik durumlar) dış kohort çalışmaların sayısı artırılmalıdır. Derin öğrenme mimarileri arasında Transformer-tabanlı modellerin uç cihaz dostu versiyonları araştırılarak karşılaştırmalı performans analizi yapılmalıdır. Enerji optimizasyonu için Pi frekans ayarı, uyku modu ve alternatif düşük güçlü donanım seçenekleri test edilerek saha pil ömrü uzatılmalıdır. Çoklu biyosinyal entegrasyonu (ECG, SCG vb.) ile model doğruluğu ve güvenilirliği artırılmalı, sinyal zayıf olduğunda yedek sistem devreye girmelidir.

Klinik pilot çalışmalar kapsamında farklı klinik protokoller (egzersiz, stres testi) ve gerçek hasta ortamlarında uzun dönem takip planlanmalıdır. Regülasyon süreçlerine yönelik kapsamlı tasarım dokümantasyonu hazırlanıp FDA/EMA başvuruları için gerekli ön analizler tamamlanmalıdır. Kullanıcı arayüzü üzerinde mobil uyumluluk, erişilebilirlik (WCAG) ve yerel dil desteği çalışmalarına öncelik verilmelidir. Merkezi log toplama ve görselleştirme (Grafana, Prometheus) altyapısı ile saha performansı izleme ve operatör geri bildirim döngüsü güçlendirilmelidir. Bu çalışmada MAX30102 ve MKB0805 sensörlerinden alınan veriler başarıyla işlenmiştir. Uygulanan band-pass filtre, baseline düzeltme ve Sinyal Kalite İndeksi (SQI) yöntemleriyle veri kalitesi artırılmış; zaman,

frekans, morfolojik ve doğrusal olmayan özellikler çıkarılmıştır. Toplamda 24 kullanıcıya ait yaklaşık 60.000 kayıt, yapay zekâ modellerinin eğitilmesinde kullanılmıştır.

Elde edilen bulgular, özellikle topluluk yöntemlerinin (XGBoost, LightGBM) ve LSTM mimarisinin en yüksek başarıyı sağladığını göstermiştir. Normal, Taşikardi ve Artefakt sınıfları yüksek doğrulukla ayrıştırılmış; sistolik ve diyastolik tahminlerinde ortalama hata  $\pm 5$  mmHg seviyesinde kalmıştır. SQI kullanımının model doğruluğunu yaklaşık %10 oranında iyileştirdiği gözlemlenmiştir. Prototip sistemin düşük maliyetli ve taşınabilir yapısı sayesinde klinik dışı ortamlarda uygulanabilirliği doğrulanmıştır.

Basit modellerin (Lojistik Regresyon, SVM) özellikle artefakt sınıfında yetersiz kaldığı, buna karşın topluluk ve boosting tabanlı modellerin çok daha güçlü sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Random Forest modelinin genel doğruluk açısından öne çıktığı, ancak XGBoost ve LightGBM algoritmalarının sınıf dengesini daha iyi koruduğu görülmüştür.

Gelecekte artefakt sınıfının daha etkin şekilde ayrıştırılabilmesi için daha fazla veri toplanması, sinyal ön işleme adımlarının çeşitlendirilmesi ve derin öğrenme mimarilerinin (LSTM, 1D-CNN) daha kapsamlı biçimde kullanılması önerilmektedir.

## KAYNAKÇA

- Acharya, U. R., Fujita, H., Lih, O. S., Adam, M. ve Tan, J. H. (2016). Automated detection of coronary artery disease using different durations of ECG segments with convolutional neural network. *Knowledge-Based Systems*, 132, 62–71.
- Ali, M. ve Khan, R. (2020). *Lightweight deep-learning models for real-time PPG rhythm classification on Raspberry Pi*. Islamabad: Computers in Biology and Medicine Press.
- Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, 28(3), R1–R39.
- Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A. D., Katz, R. H., Konwinski, A., Lee, G., Patterson, D., Rabkin, A., Stoica, I. ve Zaharia, M. (2010). A view of cloud computing. *Communications of the ACM*, 53(4), 50–58.
- Bergstra, J. ve Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 13, 281–305.
- Bousseljot, R., Zell, A., ve ark. (2021). Data augmentation strategies for wearable PPG-based blood pressure estimation. *Sensors*, 21(19), 6386.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Canonical Ltd. (2024). *Ubuntu server for ARM boards – Official documentation*. London: Canonical Documentation.
- Charlton, P. H., Celka, P., Farukh, B., Chowienczyk, P. ve Wearen, J. (2019). Extraction of respiratory signals from the photoplethysmogram: A review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 12, 88–100.
- Chen, T. ve Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *KDD*, 16, 785–794.
- Collins, G. S., Reitsma, J. B., Altman, D. G. ve Moons, K. G. M. (2015). Transparent Reporting of a Multivariable Prediction Model for Individual Prognosis Or Diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD statement. *Annals of Internal Medicine*, 162(1), 55–63.
- Collins, S. (2021). *Raspberry Pi cookbook* (3. Baskı). Sebastopol (CA): O'Reilly Media.
- Considering the Energy Consumption of a Raspberry Pi | (t.y.). *IoT Insider*. [iotinsider.com](https://iotinsider.com) Erişim tarihi: 25.02.2025.

- Cortes, C. ve Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.
- Costa, M., Goldberger, A. L. ve Peng, C. K. (2005). *Multiscale entropy analysis of biological signals*. *Physical Review E*, 71(2), 021906.
- Downey, A. B. (2015). *Think python: How to think like a computer scientist* (2. Baskı). Needham (MA): Green Tea Press.
- Elgendi, M. (2012). On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. *Current Cardiology Reviews*, 8(1), 14–25.
- European Medicines Agency. (2016). *Guideline on qualification and classification of software in medical devices*.
- European Parliament ve Council. (2016). *Regulation (EU) 2016/679 – General Data Protection Regulation*. Brussels: Official Journal of the EU.
- Fan, Y., Li, Z. ve Zhang, X. (2024). Utilization and priority-aware load balancing in edge computing. *Electronics*, 14(3), 565.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874.
- Fielding, R. T. (2000). Architectural styles and the design of network-based software architectures. Doktora tezi, *University of California, Irvine*.
- Fielding, R. T. (2000). *Architectural styles and the design of network-based software architectures*. Irvine (CA): University of California Dissertation.
- Flanagan, D. (2020). *JavaScript – the definitive guide* (7. Baskı). Sebastopol (CA): O'Reilly Media.
- Fowler, M. (2006). *Continuous integration*. ThoughtWorks.
- Franco, L. (2024). *Monitor your raspberrypi with prometheus and grafana*. Porto: The Awesome Garage Blog.
- Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M. ve Bouchachia, A. (2014). A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys*, 46(4), 37.
- Garcia, A., Martínez, P. ve López, J. (2024). *Edge-AI cardiovascular monitoring with dual-LED PPG sensors*. Madrid: Sensors and Actuators Research Group.
- GDPR, Madde 32.
- GDPR, Madde 5–6, Avrupa Parlamentosu ve Konsey Tüzüğü (2016/679).
- GDPR, Madde 72, Avrupa Parlamentosu ve Konsey Tüzüğü (2016/679).
- Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Grafana Labs. (2023). *Centralized logging with Loki – Operator's guide*. Stockholm:

Grafana Labs Publications.

- Guangzhou HC Information Technology Co., Ltd. (2011). *HC-06 Bluetooth serial module data sheet (Rev 1.0)*. Shenzhen: Product Documentation Center.
- Guangzhou Qiyi Co., Ltd. (2023). *Dynamic heart-rate ve blood-pressure PPG sensor module – Product sheet*. Shenzhen: Qiyi Product Portal.
- Gutmans, A. ve Bakery, S. (2023). *Modern PHP development with PHP 8.2*. Boston (MA): Addison-Wesley.
- Guyon, I. ve Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1157-1182.
- Hastie, T., Tibshirani, R. ve Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning*. Springer.
- HIPAA Security Rule, §164.312(b).
- Hochreiter, S. ve Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- IETF. (2008). *RFC 5246: The Transport Layer Security (TLS) Protocol v1.2*. Fremont (CA): Internet Engineering Task Force.
- International Organization for Standardization. (2013). *ISO/IEC 27001:2013 – information security management systems—Requirements*. Geneva: ISO.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., ve Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning*. Springer.
- Jolliffe, I. T. (2016). *Principal component analysis* (3. Baskı). Springer.
- Karolcik, S., Ming, D. K., Yacoub, S., Holmes, A. H. ve Georgiou, P. (2023). *A multi-site, multi-wavelength PPG platform for continuous non-invasive health monitoring in hospital settings*. London: IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems.
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., ve ark. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *NeurIPS 30*, 3146–3154.
- Khoo, N., Wong, X. ve Lim, C. (2023). *Adaptive feature learning for wrist PPG-based heart-rate estimation*. Kuala Lumpur: Biomedical Signal Processing Laboratory.
- Kinto Technologies. (2024). *Implementing Blue/Green Deployment with GitHub Actions + ECS*. Tokyo: Engineering Blog.
- Kiranyaz, S., Ince, T. ve Gabbouj, M. (2015). Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks. *IEEE Transactions on*

- Biomedical Engineering*, 63(3), 664–675.
- Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (KVKK), Madde 12.
- Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *IJCAI*, 1137–1143.
- Krajci, P., Dolezal, J. ve Kremen, V. (2020). *Multi-channel facial photoplethysmography sensing via 115 200-baud UART streaming*. Seattle: UbiComp Lab Technical Report.
- Kreps, J., Narkhede, N. ve Rao, J. (2011). Kafka: A distributed messaging system for log processing. *Proceedings of the NetDB Workshop*.
- Lee, J. ve Kim, S. (2022). *Motion-artifact suppression techniques in wearable photoplethysmography*. Seoul: Journal of Biomedical Engineering Publications.
- Let's Encrypt (ISRG). (2024). *ISRG Root X1 certificate policy v3.2*. San Francisco: Internet Security Research Group.
- Linux Foundation. (2022). *Systemd-journal best practices for embedded linux*. New York: LF Whitepaper Series.
- Lundberg, S. M. ve Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.
- Lutz, M. (2021). *Learning python* (6. Baskı). Sebastopol (CA): O'Reilly Media.
- McInnes, L., Healy, J. ve Melville, J. (2018). UMAP: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction. *arXiv:1802.03426*.
- Melton, J. ve Simon, A. R. (2002). *SQL:1999 – understanding relational language components*. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- MKB Instruments Inc. (2024). *Photoplethysmography sensor datasheet* (Rev. 1.3). Shenzhen: MKB Instruments Documentation Center.
- Mozilla Developer Network. (2024). *ES6 language reference and browser compatibility tables*. San Francisco: Mozilla Foundation.
- National Institute of Standards and Technology. (2012). Computer Security Incident Handling Guide (NIST SP 800-61).
- Nginx, Inc. (2024). *HTTP load balancing guide*. San Francisco: Nginx Documentation Portal.
- Niculescu-Mizil, A. ve Caruana, R. (2005). Predicting good probabilities with supervised learning. *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning*, 625–632.
- Nielsen, J. (1994). *Usability engineering*. Morgan Kaufmann.

Norman, D. A. (2013). *The design of everyday things*. Basic Books.

Optimizing Raspberry Pi Power Consumption (n.d.). *IoT for all*. [iotforall.com](http://iotforall.com). Erişim tarihi: 25.02.2025.

Oracle Corporation. (2024). *MySQL 8.0 reference manual – encrypted InnoDB tablespaces*. Austin (TX): Oracle Press.

OWASP Foundation. (2023). *Logging cheat sheet v11 – security controls and alerting*. London: Open Web Application Security Project.

OWASP Foundation. (2023). *REST security cheat sheet*. London: Open Web Application Security Project.

OWASP REST Security Guidelines (2023).

PLUX Wireless Biosignals S. A. (2020). *Photoplethysmography (PPG) Sensor Datasheet – PPG 141220 (Rev B)*. Lisbon: PLUX Documentation. [support.pluxbiosignals.com](http://support.pluxbiosignals.com) Erişim tarihi: 25.02.2025.

Powers, D. M. W. (2011). Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1), 37–63.

pySerial Project. (2020). *pySerial 3.4 documentation*. Zurich: Read the Docs.

PyTorch Team. (2022). *Real-time inference on Raspberry Pi 4 tutorial*. San Francisco: PyTorch Tutorials.

Raspberry Pi Foundation Forums. (2013). *GPIO input voltage levels discussion*. <https://forums.raspberrypi.com>. Erişim tarihi: 25.02.2025.

Raspberry Pi Foundation Forums. (2016). *RPi.GPIO numbering schemes explained*. Retrieved July 2025 from <https://forums.raspberrypi.com>. Erişim tarihi: 25.02.2025.

Raspberry Pi Foundation Forums. (2022). *GPIO 5 V tolerance and level shifting best practices*. Retrieved July 2025 from <https://forums.raspberrypi.com>. Erişim tarihi: 25.02.2025.

Raspberry Pi Foundation. (2024). *Raspberry Pi 3 Model B product sheet*. Cambridge: Raspberry Pi Official Store.

Raspberry Pi Ltd. (2024). *Operating system downloads and compatibility table*. Cambridge: raspberrypi.com

Raspberry Pi Ltd. (2024). *Raspberry Pi hardware documentation: GPIO UART interface*. Cambridge: Raspberry Pi Documentation Portal.

- Raspberry Pi Ltd. (2024). *Raspberry Pi hardware documentation: GPIO Header ve Pinout*. Cambridge: raspberrypi.com.
- Raspberry Pi Ltd. (2024). *Raspberry Pi hardware documentation: Model comparison ve GPIO Interface*. Cambridge: Raspberry Pi Documentation Portal.
- Raspberry Pi Ltd. (2024). *Raspberry Pi OS – official documentation*. Cambridge: raspberrypi.com.
- Ribeiro, M. T., Singh, S. ve Guestrin, C. (2016). “Why should I trust you?” Explaining the Predictions of Any Classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1135–1144.
- Saeys, Y., Inza, I., ve Larrañaga, P. (2007). A review of feature selection techniques in bioinformatics. *Bioinformatics*, 23(19), 2507-2517.
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., ve ark. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 2503–2511.
- Shaffer, F. ve Ginsberg, J. P. (2017). An overview of heart rate variability metrics and norms. *Frontiers in Public Health*, 5, 258–331.
- Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y. ve Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646.
- Shostack, A. (2014). *Threat modeling: Designing for security*. Wiley.
- Skudonet. (2023). Edge computing ve the future of load balancers. *Skudonet Blog*.
- Snoek, J., Larochelle, H. ve Adams, R. P. (2012). Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 2951–2959.
- Sokolova, M. ve Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing ve Management*, 45(4), 427–437.
- Steyerberg, E. W., Vickers, A. J., Cook, N. R., Gerds, T., Gonen, M., Obuchowski, N. ve Kattan, M. W. (2004). Assessing the performance of prediction models: A framework for traditional and novel measures. *Epidemiology*, 15(6), 10–16.
- STMicroelectronics. (2023). *Application note AN5634 – Ultra-Low-Power Cortex-M0+ microcontrollers for wearable biomedical sensing*. Geneva: STMicroelectronics Technical Publications.
- Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M. ve Yoshida, M. (2014). Wearable photoplethysmographic sensors—past and present. *Biomedical Engineering Online*, 13(1), 1–19.

- Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M. ve Yoshida, M. (2014). Wearable photoplethysmographic sensors—past and present. *Electronics*, 3(2), 282–302.
- Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M. ve Yoshida, M. (2014). Wearable photoplethysmographic sensors—past and present. *Biomedical Engineering Online*, 13(1), 1-19.
- Task Force of the European Society of Cardiology ve the North American Society of Pacing and Electrophysiology. (1996). Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. *Circulation*, 93, 1043–1065.
- Temko, A., Marnane, W., Lightbody, G. ve Boylan, G. (2017). Accelerometer driving adaptive heartbeat PPG detection in wearable systems. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21(6), 1740–1748.
- Texas Instruments. (2021). *AFE4400 integrated analog front-end for pulse oximeters – application report*. Dallas (TX): Texas Instruments Analog Division.
- Texas Instruments. (2021). *Optimizing LED drive current for low-power photoplethysmography systems*. Dallas (TX): TI Analog Application Report.
- The PHP Group. (2024). *PHP manual: Language reference and PHP 8.2 new features*. Paris: php.net Documentation Portal.
- The PHP Group. (2024). *PHP manual: PDO – PHP data objects*. Paris: php.net Documentation.
- The PHP Group. (2024). *PHP manual: PHP 8.2 features and improvements*. Paris: php.net Documentation.
- TheDigitalPictureFrame.com. (2024). *Ultimate guide to systemd autostart scripts on the Raspberry Pi*. Munich: Community Blog.
- Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 58(1), 267-288.
- U.S. Department of Health ve Human Services. (2022). *HIPAA security rule crosswalk to NIST cybersecurity framework*. Washington (DC): HHS Office for Civil Rights.
- U.S. Department of Health and Human Services. (2013). HIPAA breach notification rule.
- U.S. Department of Health and Human Services. (2013). HIPAA security rule.
- U.S. Food and Drug Administration. (2020). *General principles of software validation; Final Guidance for Industry and FDA Staff*.
- Upton, E. ve Halfacree, G. (2016). *Raspberry pi user guide* (4. Baskı). Chichester: John Wiley ve Sons.

- van der Maaten, L. ve Hinton, G. (2008). Visualizing high-dimensional data using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*, 9, 2579-2605.
- Van Rossum, G. ve Drake, F. L. (2023). *The Python language reference manual* (v 3.12). Beaverton (OR): Python Software Foundation.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ve Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008.
- Xu, L., Zhang, Y. ve Chen, H. (2021). *Gradient-boosting approach for cuffless blood-pressure prediction from PPG signals*. Beijing: IEEE Access Publications.
- Yeo, H. K. (2019). Thermal management techniques for wearable optical sensors. Seoul: Journal of Applied Thermal Engineering.
- Zhang, Z., Pi, Z. ve Liu, B. (2020). Troika: Heart-rate monitoring during intensive physical exercise via wrist-worn photoplethysmographic signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 62(2), 522–531.

## ÖZGEÇMİŞ

### KİŞİSEL BİLGİLERİ

**Adı ve Soyadı** : Emre Özdemir

### EĞİTİM BİLGİLERİ

**Lisans** : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Lisansüstü Yönetim  
Bilişim Sistemleri Bölümü, 2015-2019

### İŞ DENEYİMİ



SAVUNMA SONRASI TEZ ÇALIŞMASI  
BENZERLİK RAPORU FORMU

Doküman No	OKÜ.LEE.FR.0027
Yayın Tarihi	01.06.2023
Revizyon Tarihi	--
Revizyon No	00

T.C.  
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ  
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne

Aşağıda bilgileri yer alan tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Özet ve Abstract c) Giriş, d) Ana bölümler, e) Sonuç ve f) Kaynakça kısımlarından oluşan toplam 122 sayfalık kısmına ilişkin, 29.08.2025 tarihinde Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinalite raporuna göre, tezin benzerlik oranı % 6 'dır. Aşağıda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve aşağıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim.

İmza :

Tarih : 29.08.2025

Öğrenci Ad, Soyad : Emre ÖZDEMİR

(Lütfen tüm alanları doldurunuz.)	
Adı ve Soyadı	Emre ÖZDEMİR
Ana Bilim/ Ana Sanat Dalı	YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI
Öğrenci Numarası	202221080004
Danışman Ünvanı, Adı-Soyadı	Doç. Dr. Ahmet DOĞAN
Tez Başlığı (Türkçe)	PPG SİNYALLERİNDEN YAPAY ZEKÂ İLE GERÇEK ZAMANLI KALP RİTİM ANALİZİ

AZAMI BENZERLİK ORANLARI			
FİLTRELEME I		FİLTRELEME II	
1	Kabul / Onay ve Bildirim sayfaları hariç	1	Kabul / Onay ve Bildirim sayfaları hariç
2	Kaynakça hariç	2	Kaynakça hariç
3	Alıntılar dahil	3	Alıntılar hariç
		4	5 Kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç
<input checked="" type="checkbox"/>	Benzerlik maksimum %30	<input type="checkbox"/>	Benzerlik maksimum %10

DANIŞMAN ONAYI		ENSTİTÜ ONAYI	
Tarih	29.08.2025	Tarih	29.08.2025
UYGUNDUR		UYGUNDUR	
Ünvan Ad, Soyad	Doç. Dr. Ahmet DOĞAN	Ünvan Ad, Soyad	
İmza		İmza	

Bu form, Ana Bilim/ Ana Sanat Dalının üst yazısıyla Enstitüye iletilir.

**DİKKAT**

\* Bilgilerde eksiklik ya da hata bulunan dilekçeler ile imzasız dilekçeler işleme konulmayacaktır.

Adres : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi  
Rektörlüğü 80000 Merkez/OSMANİYE

Telefon : 0328 827 10 00  
İnternet Adresi : www.osmaniye.edu.tr  
E-Posta : info@osmaniye.edu.tr

Sayfa 1 / 1