

Universidade de Brasília
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Arquitetura de Hardware e Software Portátil e de Baixo Custo para Monitoramento Cardíaco

Pedro Fernandes

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Engenharia da Computação

Orientador
Prof. Dr. Pedro Garcia Freitas

Brasília
2025



Universidade de Brasília
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Arquitetura de Hardware e Software Portátil e de Baixo Custo para Monitoramento Cardíaco

Pedro Fernandes

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Engenharia da Computação

Prof. Dr. Pedro Garcia Freitas (Orientador)
CIC/UnB

Prof. Dr. Hugo Tadashi Muniz Kussaba
ENE/UnB

Prof. Dr. Renam Castro da Silva
ENE/UnB

Prof. Dr. Guilherme Novaes Ramos
Coordenador do Engenharia da Computação

Brasília, 1 de dezembro de 2025

Dedicatória

Dedico este trabalho ao meu pai, que me mostrou, pelo exemplo, o que é ser um verdadeiro engenheiro.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente à minha avó Ana, pois sem o seu apoio eu jamais teria conseguido ingressar na faculdade.

Agradeço também aos meus pais, Dulcimar e Carlos, cujo trabalho árduo, cuidado e dedicação moldaram quem sou hoje. A eles devo não apenas a formação, mas a presença constante nos bons e nos maus momentos, acompanhando-me através de todas as dificuldades.

Agradeço também ao meu orientador, Pedro, cuja orientação, paciência e conhecimento foram fundamentais para a realização deste trabalho. Se alcancei este resultado, foi porque tive o privilégio de me apoiar em pessoas extraordinárias ao longo da jornada.

Por fim, quero agradecer à todos os membros da banca pelo tempo dedicado a este trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES), por meio do Acesso ao Portal de Periódicos.

Resumo

O avanço das tecnologias e do uso de dispositivos vestíveis se dá graças ao desenvolvimento de sistemas embarcados e ao crescente interesse por soluções de monitoramento de saúde acessíveis. Este trabalho apresenta o projeto e a implementação de um dispositivo vestível de baixo custo para medição da FC baseado na técnica de PPG. O objetivo do projeto é ser uma solução de software e hardware abertos para a aquisição de sinais brutos em altas frequências de amostragem, visando aplicações em pesquisa, ensino e o desenvolvimento de novos algoritmos de análise de sinais biomédicos.

O dispositivo se baseia em um microcontrolador ESP32 que, integrado ao módulo de sensor óptico MAX30102, faz a captura dos dados brutos e a transmissão via BLE. Esses dados são recebidos por uma aplicação móvel. A aplicação, desenvolvida em *Ionic Vue*, permite configurar a frequência de amostragem, visualizar o sinal em tempo real e exportar dados em formatos CSV, JSON e PDF. O cálculo da FC é realizado localmente, empregando um algoritmo baseado em janelas deslizantes, filtragem por média móvel e detecção de picos com limiar adaptativo.

Os resultados obtidos indicam que o sistema proposto atende aos requisitos de precisão, estabilidade e reprodutibilidade, constituindo uma alternativa viável para ensino e pesquisa em engenharia biomédica. Além disso, a arquitetura aberta do projeto favorece futuras expansões, como integração de múltiplos sensores, aprendizado de máquina e aplicações em IoT.

Palavras-chave: Fotopletismografia, Dispositivos vestíveis, Bluetooth Low Energy, Processamento de sinais biomédicos, Engenharia biomédica, Sistemas embarcados

Abstract

This work presents the development of a low-cost, open-source wearable device for heart rate monitoring using PPG. The system aims to provide an accessible platform for the acquisition of raw data at high sampling frequencies, supporting research and education in biomedical signal processing.

The prototype uses a MAX30102 optical sensor integrated with an ESP32 microcontroller, transmitting data via BLE. A mobile application built with *Ionic Vue* allows low latency visualization, configuration, and export of collected data in formats such as CSV, JSON, and PDF. Heart rate estimation is performed locally through a sliding-window algorithm with moving average filtering and adaptive peak detection.

The results demonstrate that the proposed system combines accuracy, stability, and low cost, providing a viable open-source platform for academic and biomedical applications.

Keywords: Photoplethysmography, Wearable devices, Bluetooth Low Energy, Biomedical signal processing, Biomedical engineering, Embedded systems

Sumário

1 Introdução **1**

1.1 Descrição do Problema 2

1.2 Objetivos 3

1.3 Contribuições deste Trabalho 4

1.4 Organização deste Trabalho 5

2 Revisão da Literatura **6**

2.1 Fundamentos da Fotopletismografia 6

2.2 Algoritmo de Detecção de Picos 9

3 Metodologia **12**

3.1 Solução Proposta 12

3.2 Etapas do Desenvolvimento 13

3.2.1 Concepção 13

3.2.2 Protótipo 17

3.3 Algoritmo de Detecção de Picos 17

3.3.1 Interface do usuário e exportação de dados 24

3.3.2 Montagem e ajustes finais 25

4 Resultados e Discussões **27**

4.1 Configuração Experimental 27

4.2 Resultados Experimentais 29

4.3 Avaliação Experimental 34

4.4 Discussão 36

5 Conclusão **38**

Referências **40**

Lista de Figuras

1.1 Certificado OSHWA do hardware desenvolvido 5

2.1 Princípio de Operação da Fotopletismografia (PPG) por Reflexão. Cortesia de Lucafo et al. [1] 7
2.2 Estimativa do intervalo entre batimentos (*Inter-beat interval*) utilizando o intervalo RR do eletrocardiograma e o correspondente intervalo pico a pico da fotopletismografia. Cortesia de Suzuki [2]. 9

3.1 Fluxograma do funcionamento do projeto, apresentando as principais etapas de leitura, processamento e comunicação dos dados. 14
3.2 Esquemático elétrico do circuito, destacando as conexões do sensor MAX30102, tela OLED e alimentação com o microcontrolador ESP32. 16
3.3 (a) Primeira versão do protótipo montado em *protoboard*. (b) Segunda versão com ajustes nas conexões. 18
3.4 Representação do algoritmo da janela deslizante com um *window size* de W s 19
3.5 Representação do limiar adaptativo em um sinal. 21
3.6 Interface do aplicativo móvel para o monitoramento remoto do sinal PPG. (a) tela de busca do dispositivo via BLE; (b) tela exibida após a conexão; (c) tela durante a medição; (d) resumo e opções de exportação ao final da sessão. 25
3.7 Prototipo final do dispositivo embarcado para coleta de sinais de fotopletismografia (PPG) 26

4.1 Relação experimental para janela de 8 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de baixa amostragem. (a) Dispositivo 25 Hz; (b) Dispositivo 50 Hz. 30
4.2 Relação experimental para janela de 8 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de alta amostragem. (a) Dispositivo 100 Hz; (b) Dispositivo 150 Hz. 31

4.3 Relação experimental para janela de 15 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de baixa amostragem. (a) Dispositivo 25 Hz; (b) Dispositivo 50 Hz. 32
4.4 Relação experimental para janela de 15 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de alta amostragem. (a) Dispositivo 100 Hz; (b) Dispositivo 150 Hz. 33

Lista de Tabelas

4.1 Comparação entre o dispositivo proposto e o dispositivo comercial usado como referência (Xiaomi Smart Band 8) para diferentes configurações de amostragem e janela temporal (coluna origem). As colunas denotadas pelos símbolos μ_{BPM} e σ_{BPM} correspondem à media e ao desvio padrão dos batimentos por minuto. A coluna 'Configuração' indica a combinação de taxa de amostragem e o tamanho da janela usada. 34

4.2 Métricas de desempenho comparando os BPM entre o dispositivo proposto e o dispositivo de referência (Xiaomi Smart Band). 36

Lista de Abreviaturas e Siglas

ADC Analog-to-Digital Converter (*Conversor Analógico-Digital*).

BLE Bluetooth Low Energy.

BPM batimentos por minuto (*beats per minute*).

CAD Computer-Aided Design.

CSV Comma-Separated Values.

DCV Doenças Cardiovasculares.

ECG Eletrocardiograma.

EEG eletroencefalograma.

ESP32 Microcontrolador Espressif ESP32.

FC Frequência Cardíaca.

GUI Graphical User Interface.

HRV Variabilidade da Frequência Cardíaca (*Heart Rate Variability*).

I^2C Inter-Integrated Circuit.

IBI Inter-Beat Interval (*Intervalo entre Batimentos*).

IoT Internet das Coisas (*Internet of Things*).

JSON JavaScript Object Notation.

LED diodo emissor de luz.

MAE Mean Absolute Error.

MIT Massachusetts Institute of Technology.

OLED *Organic Light-Emitting Diode*.

OMS Organização Mundial da Saúde.

PCI Placa de Circuito Impresso.

PDF Portable Document Format.

PLA Ácido Polilático (*Polylactic Acid*).

PPG Photoplethysmography (*Fotopletismografia*).

RMSE Root Mean Square Error.

SNR Signal-to-Noise Ratio.

STL Stereolithography or Standard Tessellation Language.

TIA transimpedância.

Capítulo 1

Introdução

O aumento da expectativa de vida e o ritmo acelerado de urbanização trouxeram novas exigências à medicina preventiva. Nesse contexto, o acompanhamento contínuo da função cardíaca tornou-se essencial para detectar precocemente alterações fisiológicas e reduzir complicações de Doenças Cardiovasculares (DCV). Segundo um relatório de 2005 da Organização Mundial da Saúde (OMS), as doenças cardiovasculares causaram 17,5 milhões (30%) dos 58 milhões de óbitos registrados no mundo [3]. Em um estudo recente que utilizou dados históricos sobre mortalidade e anos de vida ajustados por incapacidade, estimou-se que haverá um aumento contínuo na ocorrência de DCV, atingindo 35,6 milhões de mortes causadas por doenças cardiovasculares em 2050 [4]. Além disso, o aumento das doenças cardiovasculares se estende para além das estatísticas de mortalidade, impactando significativamente a qualidade de vida, os sistemas de saúde e a produtividade econômica dos povos [5]. Neste cenário, a medição de parâmetros fisiológicos relacionados ao comportamento cardíaco, como oximetria e Frequência Cardíaca (FC), surge como informação essencial que pode ser utilizada para o controle e a profilaxia de pacientes que sofrem de doenças crônicas [6].

A FC é um dos indicadores mais diretos da atividade do sistema circulatório, refletindo o esforço do coração em bombear sangue e oxigênio aos tecidos. Sua medição fornece informações valiosas sobre o estado físico e emocional do indivíduo, auxiliando na avaliação de desempenho, estresse e fadiga, bem como na identificação de arritmias e disfunções cardíacas. Por isso, a capacidade de mensurar a FC de forma contínua, confiável e acessível é de grande interesse para a engenharia aplicada à saúde.

O método tradicional de medição da FC é o Eletrocardiograma (ECG), que registra a atividade elétrica do coração. Atualmente, o ECG permanece como método padrão-ouro para realizar essas medições, e em geral, requer a experiência de um profissional treinado para fornecer uma aferição mais confiável FC. No entanto, apesar de ser o padrão de referência clínica, o ECG demanda infraestrutura hospitalar, uso de eletrodos adesivos e

acompanhamento profissional. Portanto, o uso de ECG para monitoramento contínuo de variáveis do sistema cardíaco ainda apresenta várias limitações atribuídas às suas dimensões físicas.

Com o avanço da eletrônica e da óptica aplicada, ganhou espaço a Photoplethysmography (*Fotopletismografia*) (PPG), uma técnica óptica não invasiva capaz de detectar variações no volume de sangue por meio da absorção e reflexão da luz em tecidos periféricos. A PPG se consolidou como alternativa viável por oferecer medições com boa precisão e baixo custo, além de ser facilmente integrada a dispositivos portáteis [7].

O progresso na miniaturização de sensores e no desenvolvimento de microcontroladores de baixo consumo energético abriu caminho para o surgimento de dispositivos vestíveis (*wearables*) dedicados ao monitoramento fisiológico. Produtos como relógios inteligentes e pulseiras *fitness* tornaram-se populares exatamente por unirem praticidade, mobilidade e conectividade. No entanto, a maioria dessas soluções pertence a ecossistemas fechados, nos quais o acesso a dados brutos é restrito e os algoritmos de análise são proprietários, o que limita sua aplicação em estudos científicos e em experimentos de engenharia.

Além disso, o sinal obtido por PPG é sensível a interferências externas, como luz ambiente, vibrações e movimento do corpo, exigindo filtragem e processamento adequados. Essa limitação, contudo, também cria oportunidades para a pesquisa: ao abrir o acesso aos sinais crus, torna-se possível propor novos métodos de análise, desenvolver algoritmos personalizados e compreender melhor o comportamento fisiológico individual. Nesse cenário, projetos de natureza aberta, que unam hardware modular e software livre, têm potencial de contribuir significativamente tanto para o ensino quanto para a inovação científica.

1.1 Descrição do Problema

Apesar do avanço dos dispositivos vestíveis, ainda há um descompasso entre o que o mercado oferece e o que a pesquisa necessita. A grande maioria dos equipamentos disponíveis é voltada ao consumidor final e não permite acesso direto aos dados fotopletismográficos em sua forma bruta. Em vez disso, os dispositivos entregam valores já processados, sem transparência sobre o método de cálculo ou filtragem aplicado. Essa barreira dificulta a validação científica, impede a reprodução de experimentos e restringe o desenvolvimento de novas abordagens de processamento de sinais fisiológicos. Diante desse panorama, o problema central que orienta este trabalho pode ser assim formulado:

> **Como projetar um dispositivo vestível capaz de adquirir e transmitir sinais brutos de PPG de forma estável e precisa, mantendo baixo custo e arquitetura aberta, para fins de pesquisa, ensino e experimentação biomédica?**

Responder a essa questão de pesquisa exige integrar diferentes áreas do conhecimento — desde o projeto eletrônico e o desenvolvimento embarcado até o tratamento digital de sinais e a comunicação sem fio.

1.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é desenvolver um dispositivo vestível de baixo custo, baseado em fotopletismografia, com arquitetura aberta e capacidade de coletar, processar e transmitir sinais brutos de forma confiável e com baixa latência, voltado ao uso em pesquisa, ensino e aplicações de engenharia biomédica. Para que este objetivo geral seja atingido, o projeto foi desenvolvido em seis etapas interdependentes. Inicialmente, é apresentada a revisão bibliográfica e o estado da arte dos trabalhos relacionados com PPG, sensores ópticos disponíveis e das técnicas de análise de sinais fisiológicos. Esta etapa de pesquisa bibliográfica permitirá o estabelecimento detalhado dos requisitos funcionais e não-funcionais que guiaram as fases subsequentes deste trabalho.

Outro objetivo específico está relacionado com o desenvolvimento do *hardware*. Este trabalho consistiu no projeto, na montagem e no teste de placa de circuito com a integração de componentes essenciais, como o sensor óptico, o microcontrolador de processamento e o módulo de comunicação sem fio via Bluetooth Low Energy (BLE), tudo isso em um formato vestível otimizado que garanta conforto e qualidade de aquisição de sinal.

O terceiro objetivo envolve o desenvolvimento do *firmware* embarcado, responsável pela aquisição contínua dos dados do sensor e pelo processamento primário dos sinais brutos. Esse *firmware* também busca mitigar artefatos e ruídos iniciais, além de cuidar da transmissão dos pacotes de dados. Complementar a isso, outro objetivo deste trabalho foi prover como *software* livre um aplicativo *Android*, o qual recebe os dados transmitidos e permite a exibição em com baixa latência dos dados coletados para análise.

Finalmente, outro objetivo é demonstrar a validade do dispositivo através da apresentação de testes realizados. Estes testes enolveram a confrontação dos dados de PPG coletados pelo protótipo desenvolvido com as medições obtidas por um dispositivo de referência já estabelecido no mercado. O propósito é quantificar a acurácia das medições em diversos cenários, demonstrando a confiabilidade da solução proposta. Afim de tornar a solução reprodutível e amplamente acessível, a solução proposta neste trabalho é dispobibilizada com uma documentação completa de todo o projeto. Essa documentação inclui os esquemas de hardware, código-fonte do *firmware* e do aplicativo, cumprindo o ideal de arquitetura aberta.

1.3 Contribuições deste Trabalho

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um protótipo de dispositivo voltado ao monitoramento da FC por PPG, concebido com base em princípios de acessibilidade, reprodutibilidade e transparência científica. As principais contribuições deste projeto podem ser resumidas em quatro eixos:

- *Hardware*: elaboração de um módulo óptico baseado no sensor MAX30102, integrado a um microcontrolador Microcontrolador Espressif ESP32 (ESP32), em formato ergonômico similar a um relógio de pulso. O circuito foi projetado para baixo custo e fácil montagem;
- *Firmware*: implementação em *C/C++* de rotinas para aquisição contínua de PPG em taxas configuráveis (25–150 Hz) e transmissão via BLE;
- Aplicativo móvel: desenvolvimento, em *Ionic Vue*, de uma interface para configuração do dispositivo, visualização do sinal com baixa latência, cálculo de batimentos por minuto (*beats per minute*) (BPM) e exportação dos dados em formatos acessíveis (Comma-Separated Values (CSV) e Portable Document Format (PDF));
- Disponibilização aberta: publicação do código-fonte, esquemáticos e documentação, permitindo que pesquisadores e estudantes utilizem, modifiquem e aprimorem o sistema em contextos acadêmicos e de inovação tecnológica.

Este trabalho intenciona ser uma base para demais projetos, oferecendo os códigos-fontes que podem ser replicados, melhorados ou adaptados para outras necessidades de pesquisa. Todo o código-fonte do *firmware* embarcado, do modelo da capa de proteção e do projeto do aplicativo móvel que se comunica via BLE podem ser encontrados em

- `HEXTECH_WATCH` (Firmware ESP32 para Aquisição PPG via BLE): `https://github.com/PedroFernandesSpark/TCC_EMBARCADO`
- Aplicativo Android™ programado em Ionic+Vue [8, 9] para consumir os dados capturados pelo hardware desenvolvido: `https://github.com/PedroFernandesSpark/TCC_APLICATIVO`.
- Arquivo Stereolithography or Standard Tessellation Language (STL) contendo o modelo 3D para ser usado em softwares de Computer-Aided Design (CAD) e impressoras 3D: `https://github.com/PedroFernandesSpark/TCC_3D`

Além disso, o hardware desenvolvido foi concebido com o objetivo de ser totalmente aberto, adotando licenças de uso permissivas, em conformidade com a licença Massachusetts Institute of Technology (MIT). Como consequência desse compromisso com transparência,

reprodutibilidade e livre acesso ao projeto, foi realizada a submissão e obtenção do certificado da Open Source Hardware Association (OSHWA), que atesta a conformidade do dispositivo com os princípios de hardware aberto.



Figura 1.1: Certificado OSHWA do hardware desenvolvido

1.4 Organização deste Trabalho

O restante desse trabalho segue a seguinte organização: o Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura; o Capítulo 3 traz uma explicação da metodologia utilizada durante o desenvolvimento da pesquisa, enquanto o Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos e discussões acerca deles. Finalmente, o Capítulo **??** conclui mostrando as limitações do estudo e futuros desafios para estudo do tema.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

Neste capítulo são apresentados os conceitos que serviram como fundamentos para o trabalho realizado. Na Seção 2.1 é apresentado o funcionamento da PPG. A Seção 2.2 aborda os algoritmos relacionados à detecção de picos em sinais de PPG. A detecção de picos é um passo fundamental para diversas técnicas de mensuração de batimento cardíaco.

2.1 Fundamentos da Fotopletismografia

O princípio operacional de um PPG por reflexão está ilustrado na Figura 2.1. Nesse arranjo, o sistema é composto por um *driver* de diodo emissor de luz (LED), responsável por controlar a corrente que alimenta o emissor óptico, um fotodiodo que recebe a luz refletida pelo tecido, um amplificador de transimpedância (TIA), que converte a fotocorrente em tensão, e um filtro passa-baixa, que condiciona o sinal para posterior análise. O *driver* de LED conduz correntes de até algumas dezenas de miliamperes, modulando a intensidade luminosa emitida para dentro do tecido. Parte dessa luz é absorvida e parte é espalhada, retornando ao fotodiodo em quantidade proporcional às variações do volume sanguíneo. Durante a sístole, o aumento do volume sanguíneo reduz a intensidade luminosa refletida, enquanto na diástole ocorre o aumento da luz recebida pelo fotodiodo. A partir da forma de onda resultante, extraem-se os picos sistólicos, permitindo calcular a FC por meio do intervalo entre batimentos (IBI, do inglês *Inter-Beat Interval*), definido como a diferença temporal entre picos consecutivos (ou vales, dependendo do método utilizado).

Park et al. [10] descrevem que fabricantes utilizam intensidades de LED, aparatos ópticos, distâncias entre emissor e detector e taxas de amostragem profundamente diferentes, o que torna sinais obtidos por diferentes dispositivos incompatíveis entre si. Além disso, muitas vezes o sinal passa por processamentos específicos de filtragem que alteram a sua morfologia, sinal de alta frequência relevante e impossibilitam comparações entre dispositivos. Essa heterogeneidade dificulta a padronização dentro da área e reforça que,

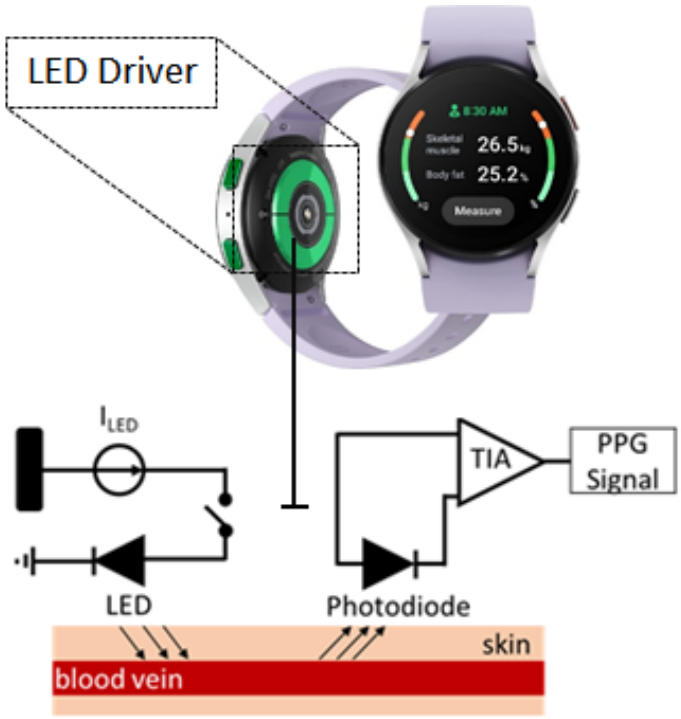


Figura 2.1: Princípio de Operação da Fotopletismografia (PPG) por Reflexão. Cortesia de Lucafo et al. [1]

sem acesso ao sinal bruto, algoritmos desenvolvidos na indústria não sejam transferíveis entre diferentes dispositivos de consumo.

A problemática é ampliada pela inexistência de bases de dados abertas obtidas usando dispositivos comerciais. Enquanto a pesquisa usando outros tipos de sinais biomédicos como ECG e eletroencefalograma (EEG) avançaram impulsionada por repositórios públicos e padronizados, o avanço nas pesquisas relacionadas com PPG possuem menos recursos disponíveis abertamente. Estudos como o de Charlton et al. [11] reforçam que, mesmo quando dispositivos vestíveis permitem exportação de dados, o sinal fornecido já não corresponde ao adquirido, mas sim a uma versão pós-processada e filtrada, cujo algoritmo de processamento é desconhecido. Charlton et al. revelaram que apenas cerca de 30% das janelas de sinais analisados possuíam qualidade suficiente para análise científica, sendo que as demais eram descartadas devido a artefatos ou deformações introduzidas pelo próprio dispositivo. Na ausência de dados brutos reais, pesquisadores são obrigados a utilizar sensores de laboratório ou repositórios limitados, o que dificulta a validação de algoritmos em cenários de uso cotidiano.

Em paralelo, a literatura aponta de forma consistente a necessidade de sinais brutos para avanços metodológicos. Métodos de avaliação de qualidade baseados em aprendizado de máquina, como os de Lucafó et al. [1], dependem de controle completo sobre filtragem e janelas de aquisição. Técnicas modernas de detecção de picos e cálculo de Inter-Beat

Interval (*Intervalo entre Batimentos*) (IBI), como as propostas por Fioravanti et al. [12], só alcançam precisão quando aplicadas a sinais sem interferências, uma vez que qualquer modificação na componente pulsátil compromete a localização dos picos sistólicos [13].

Diversos trabalhos recentes reforçam, portanto, a necessidade de plataformas abertas de aquisição [14, 15]. O estudo de Alves et al. [16] apresenta uma arquitetura de coleta PPG utilizando microcontroladores e comunicação sem fio, destacando a importância do controle direto sobre taxa de amostragem, parâmetros ópticos e canais de transmissão para garantir reprodutibilidade experimental, algo impossível em dispositivos fechados.

De maneira complementar, Wac et al. [17] evidenciam limitações de confiabilidade, latência e consistência do sinal em sistemas de monitoramento contínuo baseados em Internet das Coisas (*Internet of Things*) (IoT) quando o pesquisador não possui autonomia sobre o pipeline interno. Embora focado em monitoramento postural, o trabalho destaca um ponto crítico aplicável diretamente à PPG: sem acesso granular ao processo de aquisição, qualquer tentativa de inferência fisiológica se torna metodologicamente frágil.

No artigo de Fioravanti et al. [18], embora o foco principal seja a análise de PPG por métodos de wavelet e aprendizado de máquina, os autores indicam explicitamente que todos os sinais utilizados foram coletados com sensores dedicados de laboratório, e não com wearables comerciais. Essa decisão metodológica confirma a dificuldade de utilizar dispositivos de mercado como fonte de dados científicos, especialmente em aplicações que exigem precisão em IBI, Variabilidade da Frequência Cardíaca (*Heart Rate Variability*) (HRV) ou análise espectral.

Por fim, Arabboev et al. [19] demonstram que sensores ópticos como o MAX30102, quando integrados ao ESP32, fornecem uma infraestrutura ideal para a construção de plataformas acadêmicas. Esses dispositivos disponibilizam acesso completo ao sinal bruto, permitem configurar a intensidade dos LEDs, ajustar a taxa de amostragem e realizar coletas multiparamétricas, elementos fundamentais para experimentação e validação científica, mas normalmente indisponíveis em *wearables* comerciais. Assim, esta revisão reforça que o principal obstáculo para o avanço da pesquisa em PPG não é compreender melhor os princípios já estabelecidos da técnica de filtrage, cálculo e detecção, mas sim a escassez de dispositivos verdadeiramente abertos que permitam coletar e manipular dados de forma transparente e controlada.

Assim, os fundamentos teóricos do PPG, sua sensibilidade óptica e sua vulnerabilidade a artefatos são suficientemente compreendidos pela literatura. O problema real, reiterado por praticamente todos os autores citados, é a ausência de plataformas abertas, padronizadas e acessíveis que permitam a aquisição bruta necessária para pesquisa acadêmica, validação de algoritmos e construção de bases públicas robustas e reprodutíveis.

2.2 Algoritmo de Detecção de Picos

A detecção de picos em sinais correlacionados com o funcionamento do sistema cardiovascular é uma tarefa quase onipresente em diversas técnicas de aferição de FC. A motivação disso é ilustrada na Figura 2.2. Essa figura ilustra a similaridade nos períodos dos sinais de ECG e PPG e indica como qualquer um deles pode ser usado para se estimar o IBI. Dessa forma, a PPG é potencialmente uma boa alternativa ao ECG. Além disso, a Figura 2.2 enfatiza os picos frequentemente utilizados para avaliar indicadores de saúde relacionados à pressão arterial, saturação de oxigênio e outros. O tempo decorrente entre dois picos conseguintes (denotados como *cardiac cycle* in Figura 2.2) corresponde ao tempo entre dois batimentos do coração. Ao medirmos quantos picos existem em um minuto, podemos estimar quantos batimentos por minuto é feito pelo coração.

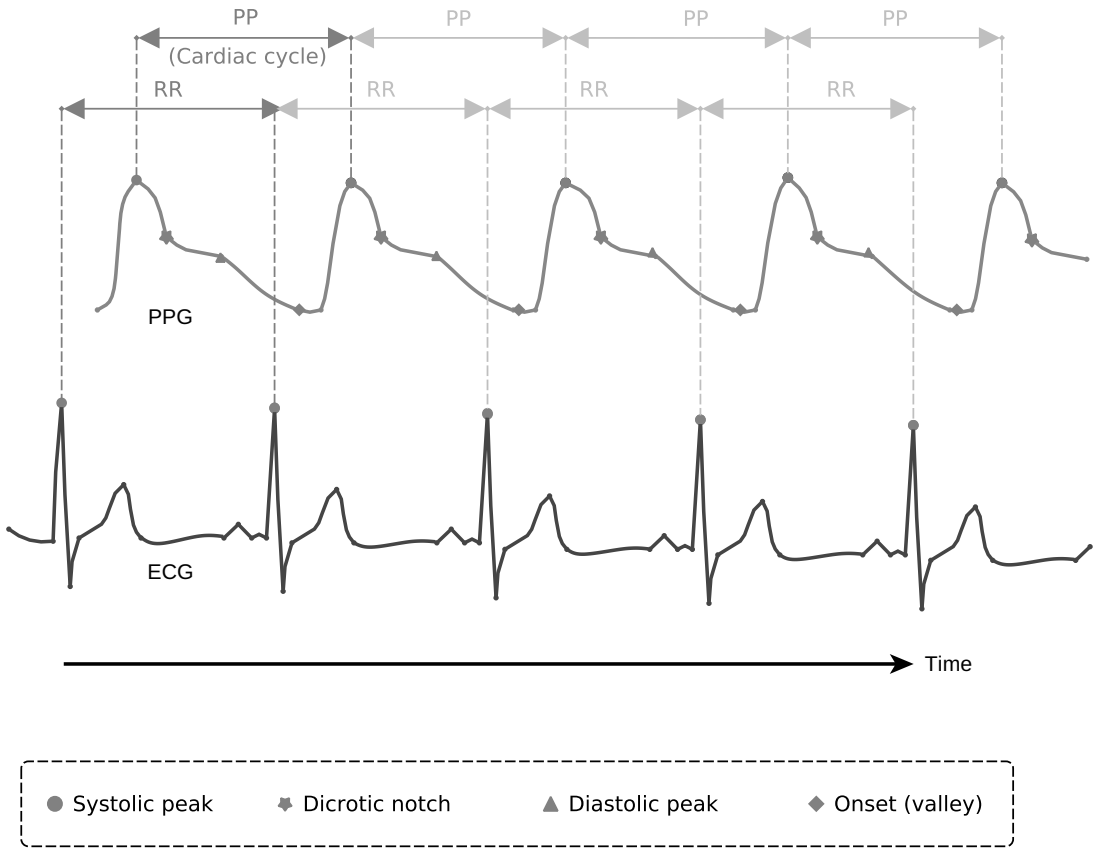


Figura 2.2: Estimativa do intervalo entre batimentos (*Inter-beat interval*) utilizando o intervalo RR do eletrocardiograma e o correspondente intervalo pico a pico da fotopletismografia. Cortesia de Suzuki [2].

A seleção do algoritmo foi orientada por recomendações encontradas em revisões e estudos amplamente citados sobre detecção de picos em PPG e ECG, notadamente Clifford et al. [20], Elgendi [21], Liang et al. [22], bem como literatura consolidada de filtros simples e detecção local de máximos, como o trabalho introdutório de Smith sobre filtros de média

móvel [23]. Esses estudos convergem em três princípios centrais para algoritmos leves de detecção: (i) aplicar alguma forma de suavização para reduzir ruído de alta frequência; (ii) utilizar janelas temporais de tamanho fixo para contagem direta de picos; e (iii) usar limiares adaptativos e distância mínima entre picos baseada em restrições fisiológicas.

Essas diretrizes aparecem repetidamente na literatura moderna, incluindo revisões sobre extração de FC em *wearables* [24] e estudos sobre sensores ópticos comerciais e laboratoriais [11]. Mesmo métodos recentes de aprendizado de máquina ainda dependem, na maior parte dos casos, de algum estágio de detecção inicial por limiarização, como mostram Fioravanti et al. [12] e Lucafó et al. [1].

Com base nesses fundamentos, o algoritmo deste trabalho foi mantido propositalmente simples, adotando uma cadeia clássica composta por: 1) suavização por média móvel (ou *moving-average filter*) de baixa ordem, 2) normalização por janela, 3) detecção de máximos locais com limiar adaptativo, e 4) imposição de distância mínima entre picos.

A suavização inicial é suportada por diversos estudos, incluindo Elgendi [21], que demonstra que filtros simples são suficientes para isolar a componente pulsátil em condições de repouso. Em seguida, a normalização por janelas, prática recorrente em análises de PPG e ECG [20, 24], reduz variações lentas de amplitude e facilita a escolha de limiares.

A detecção de picos propriamente dita foi implementada através da identificação de máximos locais que superem um limiar dinâmico baseado na amplitude média da janela. Essa abordagem aparece em diferentes formas na literatura, desde variantes simples de limiarização [21] até modelos adaptativos desenvolvidos para sinais ruidosos [25].

Para garantir plausibilidade fisiológica, impôs-se distância mínima entre picos, estratégia amplamente utilizada em sistemas de monitoramento e relatada em trabalhos sobre validação de algoritmos de FC em ambientes reais [22]. Essa restrição impede múltiplos picos falsos dentro de um único ciclo cardíaco. Por fim, a frequência cardíaca é derivada pela fórmula clássica descrita em 2.1.

$$\mathrm{BPM} = 60 \times \frac{N_{\mathrm{picos}}}{T_{\mathrm{janela}}} \tag{2.1}$$

um método estabelecido na literatura de PPG e amplamente usado em estudos comparativos entre sensores [24, 22].

A adoção de um método computacionalmente simples, transparente e auditável garante que qualquer discrepância observada entre o protótipo e o dispositivo comercial se deve ao hardware ou ao processo de aquisição, e não a um *pipeline* opaco ou de alta complexidade. Além disso, essa simplicidade permite que algoritmos mais avançados possam futuramente ser incorporados ao sistema sem necessidade de modificar a infraestrutura de aquisição de dados brutos. Assim, o método implementado cumpre seu papel: apresenta coerência

fisiológica, está alinhado à literatura consolidada e funciona como elo entre o *hardware* desenvolvido e técnicas de detecção validadas.

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo descreve de forma detalhada a metodologia adotada para o desenvolvimento, validação e avaliação experimental do sistema proposto de monitoramento de FC via PPG com comunicação BLE. A metodologia foi estruturada em três pontos principais: (i) desenvolvimento do protótipo físico e do *firmware* embarcado; (ii) implementação do aplicativo móvel e da arquitetura de comunicação; (iii) realização dos experimentos de comparação com um dispositivo comercial.

3.1 Solução Proposta

O arcabouço proposto é ilustrado na Figura 3.1. O sistema desenvolvido integra as etapas de captura de sinais PPG, transmissão via BLE, processamento em tempo quase real e visualização de métricas fisiológicas derivadas, de forma *reprodutível* e *configurável*. Mais especificamente, as etapas do projeto são:

- Etapa 1 — Projeto e construção do dispositivo: seleção de componentes eletrônicos, definição da arquitetura de *hardware*, montagem do sensor óptico e integração com o microcontrolador ESP32.
- Etapa 2 — Desenvolvimento do *software* embarcado e BLE: implementação de rotinas de leitura do sensor MAX30102, organização dos dados em *buffers* e transmissão periódica via BLE.
- Etapa 3 — Aplicativo móvel: construção de uma aplicação multiplataforma (*Ionic + Vue*) para controle da aquisição, parametrização de frequência e janela, filtragem básica, detecção de picos e visualização dos dados em tempo real.
- Etapa 4 — Coleta experimental: definição de um protocolo de medições em repouso, variando frequência de amostragem e janelas temporais para avaliar o impacto desses parâmetros na estimação de FC.

- Etapa 5 — Análise e validação: comparação direta das estimativas de BPM com uma Xiaomi Smart Band 8, cálculo de métricas estatísticas simples e discussão das discrepâncias observadas.

Ao longo das seções seguintes, cada uma dessas etapas é detalhada, descrevendo as decisões de projeto, justificativas, formulações matemáticas adotadas e limitações identificadas.

3.2 Etapas do Desenvolvimento

3.2.1 Concepção

A concepção teve como objetivo definir a arquitetura geral do sistema, incluindo a escolha do microcontrolador, do sensor óptico de PPG, da interface de exibição local e da estratégia de alimentação, além de planejar o fluxo de comunicação entre *hardware* e aplicação móvel. Essa fase foi essencial para garantir que o dispositivo atendesse a quatro requisitos centrais deste trabalho: (i) fácil reprodutibilidade; (ii) baixo custo de montagem e aquisição; (iii) abertura à evolução e inclusão de novos módulos; e (iv) capacidade de transmitir dados brutos em frequências configuráveis.

A concepção foi guiada tanto pela análise de soluções comerciais (como *smartbands* e monitores ópticos de pulso) quanto pela literatura técnica sobre sensores fotopletismográficos e dispositivos vestíveis [10]. Nesse primeiro momento, ainda não havia decisão definitiva sobre o uso de BLE, mas partiu-se da premissa de que a comunicação deveria ser *sem fio*, compatível com *smartphones* e energeticamente eficiente.

Após a análise comparativa, o microcontrolador ESP32 foi selecionado como unidade principal de processamento e comunicação, por oferecer suporte nativo a BLE, múltiplos periféricos digitais, bibliotecas maduras e ampla documentação, o que o torna recorrente em projetos de IoT e dispositivos vestíveis de baixo custo. O sensor óptico escolhido foi o MAX30102, amplamente utilizado em aplicações de oximetria e PPG, com interface digital Inter-Integrated Circuit (I^2C) e integrado a LEDs e fotodiodo em um único encapsulamento, reduzindo ruído e complexidade de montagem. O sensor MAX30102 emprega LEDs nas faixas de 660 nm (vermelho), seguindo a tradição de sensores ópticos utilizados originalmente em oximetria. Entretanto, o padrão de mercado atual utiliza LEDs verdes(520–560 nm). A diferença entre essas bandas espectrais não é meramente de escolha tecnológica, mas decorre de propriedades ópticas fundamentais do tecido biológico, documentadas extensivamente na literatura. Estudos clássicos de difusão óptica em tecido mostram que a absorção da hemoglobina é significativamente maior na faixa do verde do que no vermelho ou infravermelho [26, 27]. Isso implica que LEDs verdes produzem uma componente pulsátil (AC) de maior amplitude no sinal PPG, especialmente na

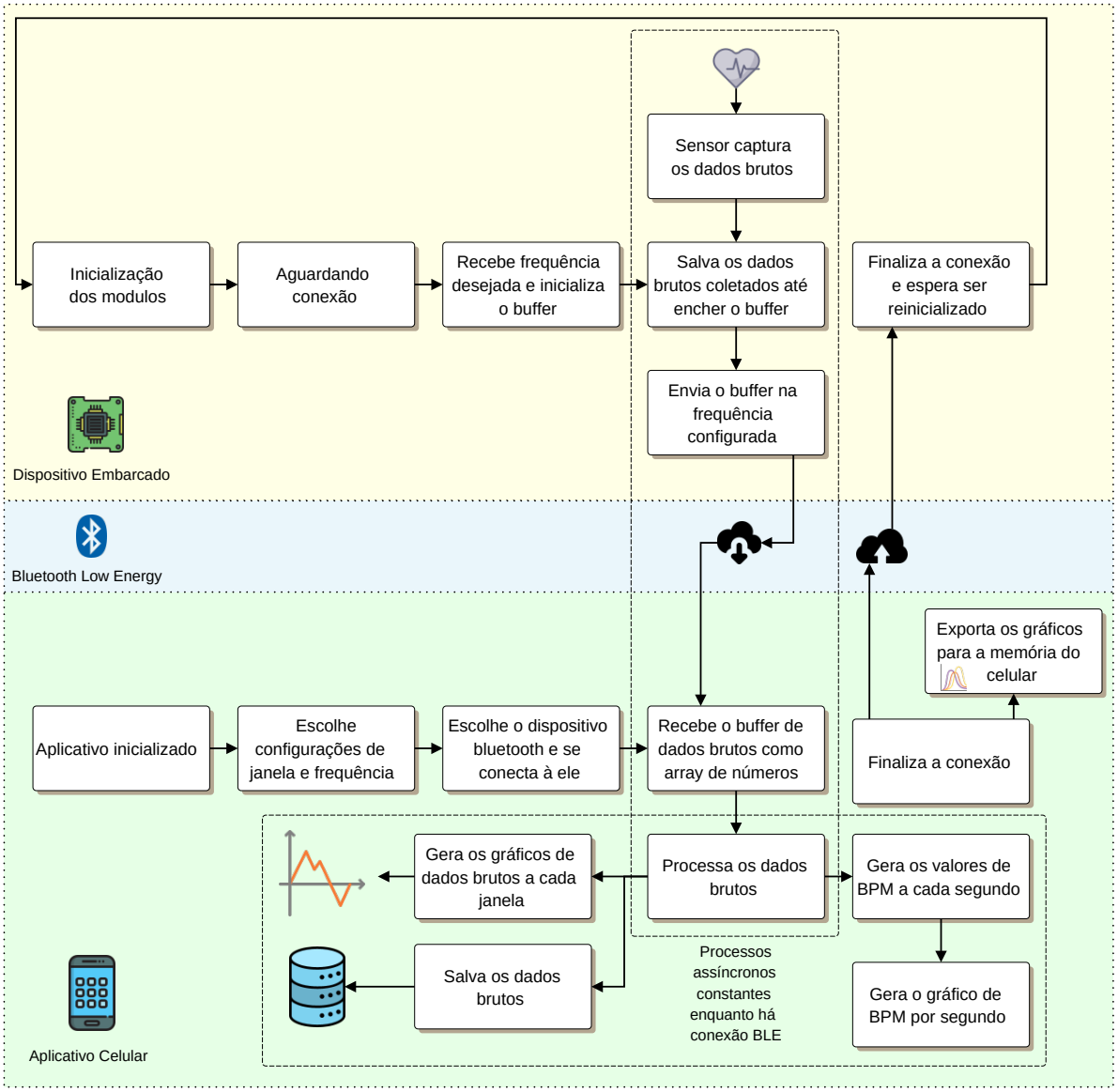


Figura 3.1: Fluxograma do funcionamento do projeto, apresentando as principais etapas de leitura, processamento e comunicação dos dados.

microvasculatura superficial, como a encontrada no punho. Por esse motivo, Allen & Murray [26] demonstram que sinais PPG verdes apresentam maior razão pulsátil (AC/DC) e maior resistência a artefatos de movimento em regiões periféricas. Por outro lado, comprimentos de onda vermelhos e infravermelhos penetram mais profundamente no tecido (2–5 mm), atingindo vasos maiores e sendo menos suscetíveis a variações superficiais de pressão [28, 29]). Essa característica é particularmente útil para aplicações de oximetria, já que a diferença entre absorção de oxi-hemoglobina e desoxi-hemoglobina é maximizada precisamente nesses comprimentos de onda, como demonstrado no modelo clássico de

Beer–Lambert modificado [30]. Em termos práticos, sensores com LEDs verdes tendem a oferecer maior qualidade de FC em uso diário, pois sua maior absorção superficial gera um sinal mais pulsátil e mais robusto ao movimento [28]. Já sensores baseados em LEDs vermelhos, como o MAX30102, oferecem maior profundidade óptica e permitem medições multiparamétricas (como SpO_2), mas são mais sensíveis a ruído mecânico e à variabilidade da pressão de contato. Assim, a escolha pelo LEDs vermelho no MAX30102 decorre de suas capacidades multipropósito, maior profundidade óptica e compatibilidade com métodos de oximetria, enquanto dispositivos comerciais de FC utilizam majoritariamente LEDs verdes devido à sua maior amplitude pulsátil e menor sensibilidade a artefatos de movimento em regiões superficiais como o pulso. Além disso, os LEDs vermelhos tendem a ter um menor custo, reforçando o caráter de baixo custo do projeto.

Do ponto de vista da aquisição do sinal, o MAX30102 não se comporta como um simples sensor analógico, mas como um subsistema completo de PPG. Internamente, o dispositivo integra os LEDs vermelho e infravermelho, o fotodiodo, o front-end analógico de leitura, circuitos de cancelamento de luz ambiente, um conversor analógico–digital (Analog-to-Digital Converter (*Conversor Analógico-Digital*) (ADC)) de alta resolução e uma memória *FIFO* dedicada ao armazenamento temporário das amostras. Em outras palavras, o ESP32 não lê diretamente tensões analógicas, mas valores digitais já processados, acessados por meio de registradores internos via barramento I^2C.

O ciclo de aquisição é organizado em etapas bem definidas. A cada período de amostragem, o MAX30102 aplica um pulso de corrente programável aos LEDs, com largura de pulso e intensidade configuradas em registradores de controle. A luz emitida penetra o tecido, é parcialmente absorvida pela hemoglobina e parcialmente espalhada de volta ao encapsulamento, onde é capturada pelo fotodiodo. Essa luz refletida é convertida em fotocorrente e encaminhada ao front-end analógico, que realiza o cancelamento ativo da componente de luz ambiente e o condicionamento do sinal útil. Em seguida, a corrente resultante é digitalizada pelo ADC interno (com profundidade de até 18 bits, conforme especificação do fabricante) e o valor convertido é armazenado em uma *FIFO* de 32 posições, que funciona como um *buffer* circular de amostras de PPG.

Durante a aquisição, o *firmware* interroga periodicamente o nível de ocupação da *FIFO* e realiza leituras em bloco via I^2C, esvaziando a fila interna do sensor e transferindo os valores para um *buffer* em memória. Cada amostra lida corresponde a um valor inteiro proporcional à intensidade do sinal de PPG. As principais especificações relevantes do MAX30102 podem ser encontradas diretamente na documentação `https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/max30102.pdf`.

Para exibição local das informações (como o estado da conexão), adotou-se uma tela *Organic Light-Emitting Diode* (OLED), também conectada ao barramento I^2C. Essa decisão

simplifica a topologia do circuito, permitindo que múltiplos dispositivos compartilhem as mesmas linhas `SDA` e `SCL`, sem consumo adicional de pinos de E/S. O sistema é alimentado por uma bateria de polímero de lítio (3,7 V, 1000 mAh), valor compatível com módulos de fornecimento para o ESP32 e adequado para ciclos de coleta de dezenas de minutos sem necessidade de recarga.

Para comunicação entre o ESP32, o sensor PPG e a tela OLED, utilizou-se a interface I^2C, com os pinos D22 (SCL) e D21 (SDA), conforme a Figura 3.2. A escolha desses pinos se fundamentou em dois fatores:

1. São os pinos padrão de I^2C no ESP32, amplamente suportados pelas bibliotecas da *framework Arduino* e de terceiros.

2. Sua posição física no módulo facilita o roteamento dos fios, minimizando cruzamentos entre linhas e interferência elétrica.

Essa configuração permitiu que o MAX30102 e a tela OLED compartilhassem o mesmo barramento, com comunicações alternadas controladas por endereço I^2C.

A disposição física dos componentes foi planejada para reduzir o comprimento dos cabos de dados e energia, minimizando perdas e interferências. O microcontrolador foi posicionado na região superior da montagem; o sensor PPG, na base, para garantir contato direto com a pele; e a tela OLED, na face frontal, facilitando o retorno (*feedback*). A bateria foi alojada sob o módulo principal, respeitando distância térmica segura em relação ao regulador de tensão.

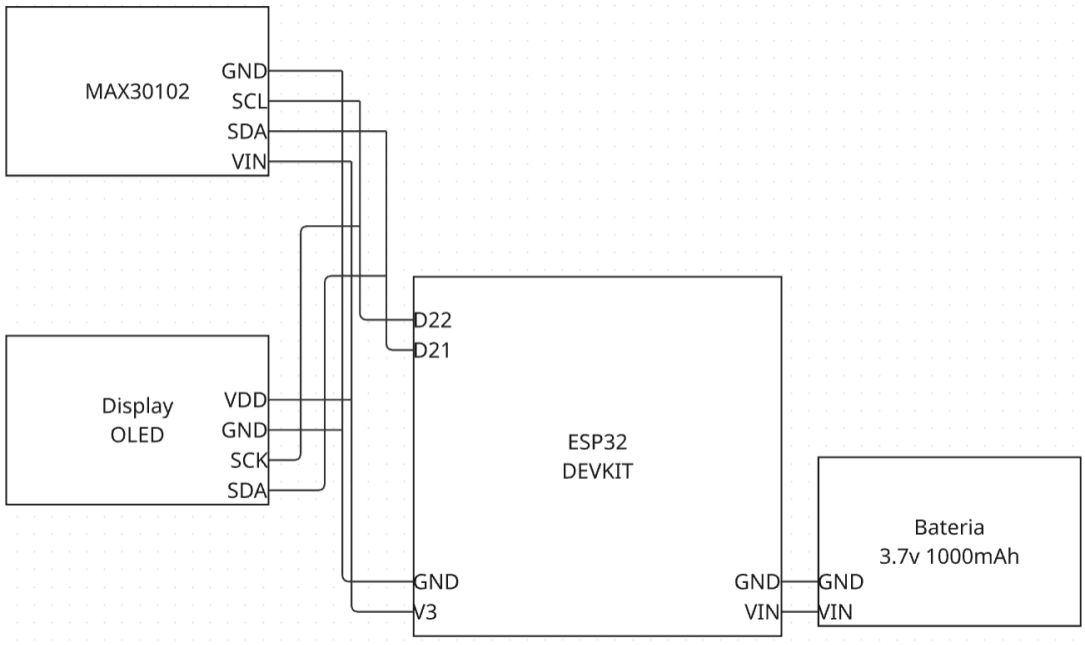


Figura 3.2: Esquemático elétrico do circuito, destacando as conexões do sensor MAX30102, tela OLED e alimentação com o microcontrolador ESP32.

3.2.2 Protótipo

A primeira fase de implementação consistiu na montagem do sistema em uma *protoboard*, com o objetivo de validar a comunicação entre os componentes e realizar os testes iniciais de aquisição de PPG.

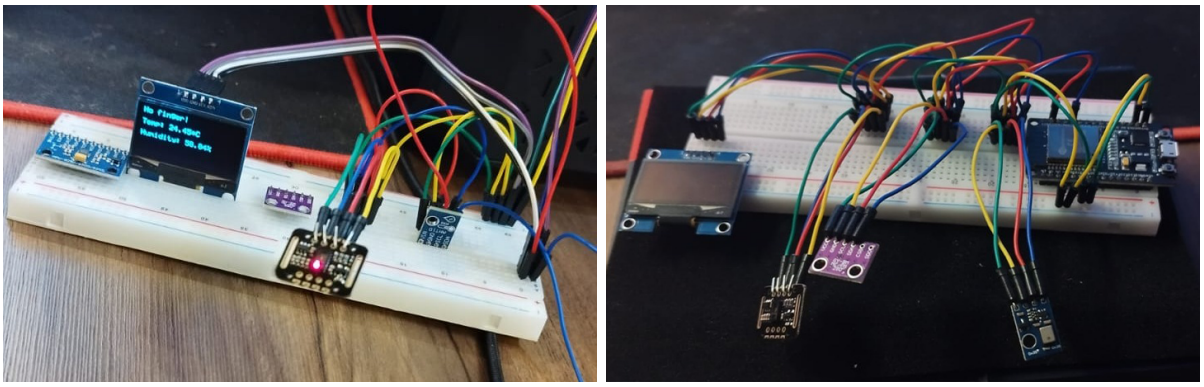
O objetivo principal nessa etapa foi assegurar que o ESP32 fosse capaz de ler continuamente os registradores do MAX30102 e exibir os valores resultantes em uma tela OLED, servindo como verificação visual de funcionamento. Um dos primeiros desafios práticos foi o contato elétrico instável entre os sensores e a *protoboard*, ocasionando falhas intermitentes de leitura. Dessa forma, com o funcionamento básico validado, iniciou-se o desenvolvimento do aplicativo móvel capaz de estabelecer a conexão via BLE e receber, em tempo quase real, os dados brutos do sensor. A escolha do arcabouço *Ionic* [9] em conjunto com *Vue.js* [8] baseou-se na facilidade de integração com a biblioteca `@capacitor-community/bluetooth-le` [31]. Essas tecnologias foram escolhidas porque são amplamente documentadas, possuem licenças de uso permissivas, o que possibilita a geração de aplicações para dispositivos *Android* sem dificuldades de integração e de dependências.

A tecnologia BLE [32] foi adotada por oferecer baixo consumo de energia e ampla compatibilidade com *smartphones* modernos. Nos testes preliminares, observou-se que a taxa máxima estável de recebimento de pacotes era de aproximadamente 40 Hz, limitada pela comunicação do BLE. Para possibilitar a aquisição em frequências mais altas no lado do sensor, foi implementado um *buffer* circular no *firmware* do ESP32. Em vez de enviar cada amostra individualmente, o dispositivo acumula um bloco com buf_size amostras e transmite o bloco consolidado. Assim temos duas frequência principais, a frequência de envio dos dados, que é de 40 Hz e, com a utilização do *buffer*, temos uma frequência de valores brutos de $f_{\text{amostragem}} \approx 40 \times \texttt{buf_size}$.

3.3 Algoritmo de Detecção de Picos

Com o dispositivo já funcional em sua fase de protótipo e com o fluxo básico de envio/recepção via BLE estabelecido, iniciou-se o desenvolvimento da lógica de armazenamento, tratamento e exibição dos dados no aplicativo móvel. Assim, o objetivo dessa etapa foi transformar os dados brutos em estimativas de FC e visualizações interpretáveis, permitindo ao usuário configurar parâmetros de aquisição, observar o comportamento do sinal em tempo quase real e exportar os dados para análise posterior.

De forma geral, o algoritmo implementado no aplicativo segue o paradigma clássico de detecção de batimentos em sinais fotopletismográficos: os dados são acumulados em um *buffer* temporal, seleciona-se uma janela deslizante de análise, aplica-se uma etapa de



(a) (b)

Figura 3.3: (a) Primeira versão do protótipo montado em *protoboard*. (b) Segunda versão com ajustes nas conexões.

suavização, calcula-se um limiar adaptativo e, por fim, identificam-se picos válidos a partir de critérios de morfologia e de plausibilidade fisiológica do intervalo entre batimentos [24, 21, 22]. A janela deslizante é feita com sobreposição, sendo deslocada 1 s para a direita a cada nova janela, mantendo uma sobreposição de tamanho da janela menos 1 s, conforme ilustrado na Figura 3.4

A seguir, cada etapa é descrita de forma matemática, de modo a tornar a lógica do código reprodutível em outras linguagens e plataformas.

Cada leitura recebida do dispositivo contém um ou mais valores inteiros de PPG, associados ao mesmo instante de chegada no *smartphone*. Essas leituras são armazenadas em um *buffer* temporal, representado por

$$\mathcal{B} = \{(v_i, t_i)\}_{i=1}^{N}, \tag{3.1}$$

em que $v_i \in \mathbb{R}$ é a amostra bruta de PPG e $t_i \in \mathbb{R}^+$ é o *timestamp* (em milissegundos) correspondente ao instante de recebimento da amostra. Na implementação, cada nova leitura recebida via BLE é decodificada, convertida para valores numéricos e inserida no final dessa estrutura, sem remoção imediata de amostras antigas.

O cálculo da FC é feito sobre uma janela temporal deslizante de duração configurável pelo usuário. Seja T_{user} o tamanho de janela escolhido na interface (em segundos). O sistema impõe um limite inferior de 8 s para garantir que a janela contenha um número mínimo de batimentos em repouso, conforme discutido na literatura de análise de FC a partir de sinais PPG[20, 22]. Define-se, portanto, o comprimento efetivo da janela como

$$W = \max\{T_{\text{user}},\, 8 \text{ s}\}\,. \tag{3.2}$$

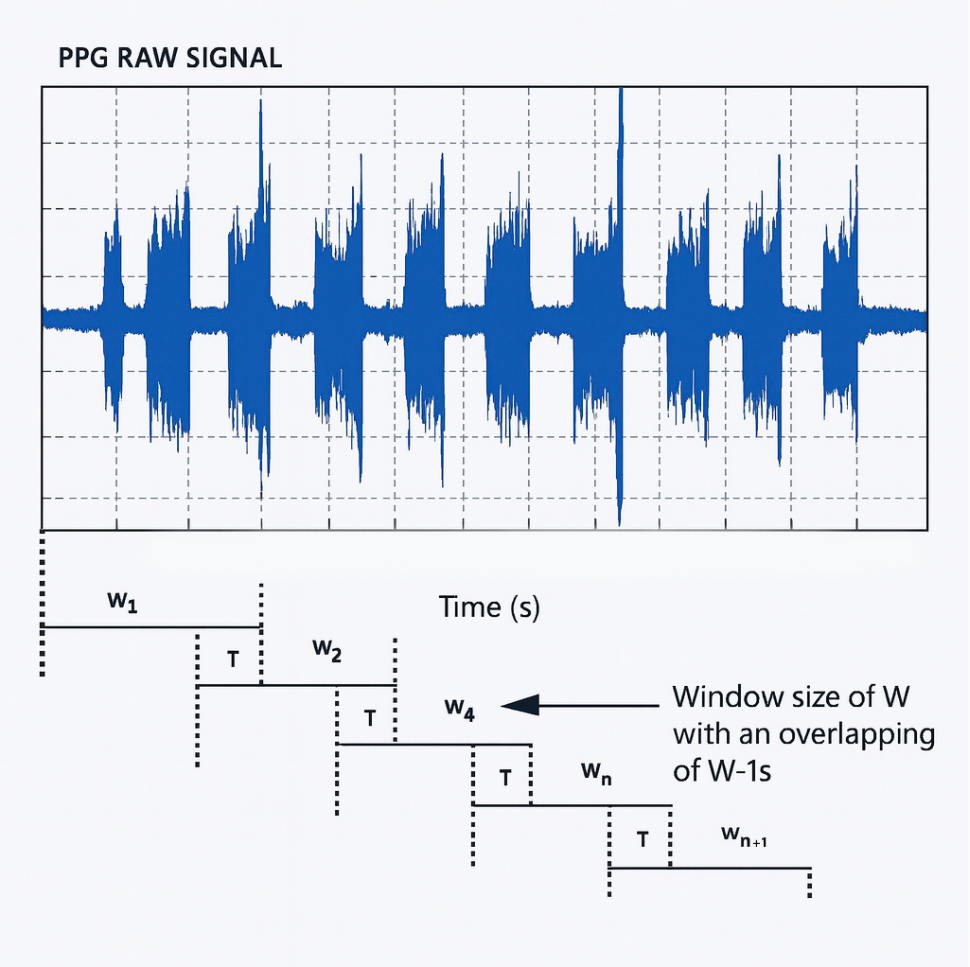


Figura 3.4: Representação do algoritmo da janela deslizante com um *window size* de W s

A cada atualização, considera-se o tempo atual t_{agora}, em ms, que é obtido a partir do relógio do *smartphone*, e define-se o instante inicial da janela como

$$t_{\text{ini}} = t_{\text{agora}} - W_{\text{ms}}, \tag{3.3}$$

em que $W_{\text{ms}} = 1000 \cdot W$ é a duração da janela expressa em milissegundos. A janela ativa $\mathcal{W}$ é obtida filtrando-se o *buffer* global:

$$\mathcal{W} = \{(v_i, t_i) \in \mathcal{B} \,|\, t_{\text{ini}} \leq t_i \leq t_{agora}\}\,. \tag{3.4}$$

Na prática, isso corresponde a reter apenas as amostras cujo *timestamp* se encontra dentro do intervalo $[t_{\text{ini}},\, t_{\text{agora}}]$; as demais permanecem em $\mathcal{B}$, mas não participam do cálculo da janela corrente. Dessa forma, seja $N_W = |\mathcal{W}|$ o número de amostras na janela, o algoritmo impõe um critério de quantidade mínima de dados, combinando um limite absoluto e um

limite relativo em função da frequência configurada f_s (em Hz):

$$N_W \geq N_{\min}, \qquad N_{\min} = \max\{50,\ 0{,}3 \cdot f_s \cdot W\}\,. \tag{3.5}$$

Caso essa condição não seja satisfeita, a janela é considerada insuficiente para uma estimação estável da FC, e o algoritmo opta por não atualizar o valor exibido, mantendo o último valor válido calculado. Para simplificar a notação, reindexa-se a janela ativa como

$$\mathcal{W} = \{(u_i, \tau_i)\}_{i=1}^{N_W}, \tag{3.6}$$

em que u_i representa o valor de PPG e τ_i o tempo associado, em milissegundos.

Dessa forma, a primeira etapa de tratamento do sinal na janela consiste na aplicação de um filtro de média móvel no domínio do tempo, com objetivo de reduzir ruídos de alta frequência e pequenas flutuações amostrais, preservando a componente pulsátil associada ao ciclo cardíaco [24]. Assim, a ordem do filtro é ajustada em função da frequência configurada:

$$M = \begin{cases} 5, & f_s < 80 \text{ Hz}, \\ 8, & \text{caso contrário.} \end{cases} \tag{3.7}$$

Ao aplicar filtros de suavização baseados em médias móveis centradas, surge um problema estrutural nas regiões iniciais e finais da janela de análise. Para uma janela de tamanho M, denotando $m = \lfloor M/2 \rfloor$, a definição idealizada da média móvel centrada seria

$$x_i = \frac{1}{M} \sum_{k=i-m}^{i+m} u_k, \qquad i = 1, \ldots, N_W, \tag{3.8}$$

onde u_i representa as amostras do sinal bruto na janela de análise de comprimento N_W. Entretanto, a expressão (3.8) não é válida quando $i - m < 1$ ou $i + m > N_W$, pois índices fora do intervalo $\{1, \ldots, N_W\}$ não possuem correspondência no vetor original. Essa situação, conhecida como *problema de borda*, exige um método explícito para definir como tratar amostras que extrapolam o domínio do sinal.Assim, existem diversas formas clássicas de manejar bordas (clamping, reflexão, padding com zeros, extensão periódica, entre outras). Contudo, o aplicativo desenvolvido utiliza uma abordagem matematicamente simples e muito comum em implementações práticas: a redução adaptativa da janela. Seja $m = \lfloor M/2 \rfloor$, para cada amostra u_i, define-se a versão suavizada x_i como a média das amostras em uma vizinhança centrada em i, com manejo de bordas por redução adaptativa da janela, isto é, quando o intervalo $i - m$ a $i + m$ ultrapassa os limites do vetor, a janela

é automaticamente recortada para permanecer dentro dos índices válidos:

$$x_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=\max(1,\, i-m)}^{\min(N_W,\, i+m)} u_k, \qquad i = 1, \ldots, N_W. \tag{3.9}$$

Aqui, N_i corresponde ao número efetivo de amostras somadas. Dessa forma, o filtro mantém sua centragem na maior parte da série, mas reduz o tamanho da janela em regiões próximas ao início e ao fim do sinal. Assim, a série suavizada $\{x_i\}_{i=1}^{N_W}$ serve de base para todas as etapas subsequentes de limiarização, detecção de picos e estimação de FC. Dessa

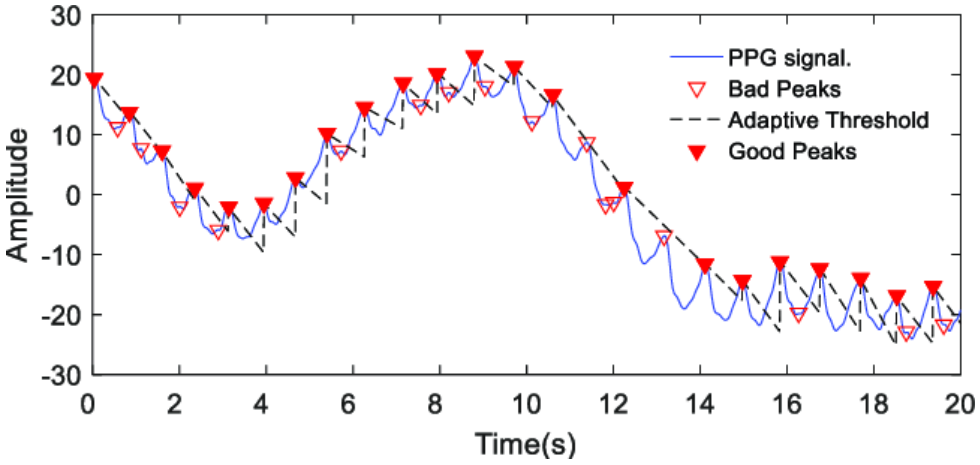


Figura 3.5: Representação do limiar adaptativo em um sinal.

forma, sobre a série suavizada, calcula-se a média aritmética

$$\mu = \frac{1}{N_W} \sum_{i=1}^{N_W} x_i \tag{3.10}$$

e o desvio padrão

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_W} \sum_{i=1}^{N_W} (x_i - \mu)^2}. \tag{3.11}$$

Essas grandezas são usadas para definir um limiar adaptativo que se ajusta ao nível e à variabilidade local do sinal, conforme a Figura3.5. O multiplicador do desvio padrão depende da frequência de amostragem configurada:

$$k = \begin{cases} 1{,}5, & f_s < 80 \text{ Hz}, \\ 1{,}2, & f_s \geq 80 \text{ Hz}, \end{cases} \tag{3.12}$$

e o limiar é dado por

$$T = \mu + k\,\sigma. \tag{3.13}$$

Além disso, estabelece-se uma amplitude mínima relativa, proporcional à variabilidade do sinal na janela, dada por

$$A_{\min} = 0{,}5\,\sigma. \tag{3.14}$$

Intuitivamente, apenas flutuações que se afastam de forma significativa da média local são consideradas candidatas a batimento, o que reduz a probabilidade de contagem de pequenos ruídos como picos válidos.

A detecção de batimentos é realizada sobre a série suavizada $\{x_i\}$ e os instantes correspondentes $\{\tau_i\}$. Define-se inicialmente um período refratário mínimo, expresso em milissegundos, que impede a detecção de múltiplos picos dentro de um mesmo ciclo:

$$\Delta t_{\min} = \begin{cases} 480 \text{ ms}, & f_s < 80 \text{ Hz}, \\ 650 \text{ ms}, & f_s \geq 80 \text{ Hz}. \end{cases} \tag{3.15}$$

Esse parâmetro atua diretamente sobre o intervalo mínimo interpicos aceito pelo algoritmo. Um índice i é marcado como candidato a pico se satisfizer simultaneamente às seguintes condições:

- máximo local estrito em relação aos vizinhos imediatos,
- valor acima do limiar adaptativo T,
- respeito ao período refratário em relação ao último pico aceito.

Formalmente, denotando por $t_{p,\text{últ}}$ o instante do último pico já aceito (iniciado em zero) e por τ_i o tempo da amostra i, um índice $i \in \{2, \ldots, N_W - 1\}$ é aceito como pico se

$$\begin{aligned} &x_i > x_{i-1}, \\ &x_i > x_{i+1}, \\ &x_i > T, \\ &\tau_i - t_{p,\text{últ}} \geq \Delta t_{\min}. \end{aligned} \tag{3.16}$$

Sempre que a condição (**??**) é satisfeita, registra-se um novo pico em $t_{p,j} = \tau_i$ e atualiza-se $t_{p,\text{últ}} = \tau_i$. Ao final da varredura sobre a janela, obtém-se uma sequência de instantes de pico

$$\{t_{p,j}\}_{j=1}^{M}, \tag{3.17}$$

em que M é o número de picos aceitos na janela. A partir da sequência $\{t_{p,j}\}$, calculam-se os intervalos interpicos sucessivos:

$$\Delta_j = t_{p,j} - t_{p,j-1}, \qquad j = 2, \ldots, M. \tag{3.18}$$

Em seguida, aplica-se um filtro de plausibilidade fisiológica, descartando intervalos muito curtos ou muito longos em relação ao cenário de repouso adotado no estudo:

$$\Delta_j \in [\Delta t_{\min},\, 1500 \text{ ms}]\,. \tag{3.19}$$

Os intervalos que não satisfazem (3.19) são ignorados. Seja $\{\Delta_j^\star\}_{j=1}^{M^\star}$ o subconjunto de intervalos válidos. Calcula-se então a média desses intervalos:

$$\overline{\Delta} = \frac{1}{M^\star} \sum_{j=1}^{M^\star} \Delta_j^\star, \tag{3.20}$$

e a FC estimada na janela é dada por

$$\widehat{\mathrm{FC}} = \frac{60\,000}{\overline{\Delta}}, \tag{3.21}$$

em BPM, uma vez que $\overline{\Delta}$ está em milissegundos.

Se nenhum intervalo válido é obtido (por exemplo, devido à ausência de picos confiáveis na janela), o algoritmo não calcula um novo valor e mantém a última FC válida armazenada em um histórico curto de estimativas recentes. Esse histórico também é usado para suavizar eventuais flutuações abruptas, limitando o impacto de janelas isoladas com poucos batimentos detectados. Para fins de visualização, a série suavizada $\{x_i\}$ é normalizada em cada janela para o intervalo $[0, 1]$, de modo a facilitar a comparação visual entre segmentos adquiridos em diferentes níveis de amplitude. Definem-se

$$x_{\min} = \min_{1 \le i \le N_W} x_i, \qquad x_{\max} = \max_{1 \le i \le N_W} x_i, \tag{3.22}$$

e a amostra normalizada $\tilde{x}_i$ é calculada por

$$\tilde{x}_i = \begin{cases} \dfrac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, & \text{se } x_{\max} > x_{\min}, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \qquad i = 1, \ldots, N_W. \tag{3.23}$$

O caso degenerado $x_{\max} = x_{\min}$ corresponde a janelas em que praticamente não há variação do sinal; nesses casos, não há informação pulsátil relevante e as amostras são representadas como zero na visualização.

Para a construção do gráfico associado a cada janela, utiliza-se o tempo relativo em segundos, tomando o primeiro *timestamp* da janela como referência:

$$\ell_i = \frac{\tau_i - \tau_1}{1000}, \qquad i = 1, \ldots, N_W. \tag{3.24}$$

O par $(\ell_i, \tilde{x}_i)$ define os pontos exibidos em cada gráfico individual do sinal PPG normalizado, rotulado com o valor de $\widehat{\mathrm{FC}}$ calculado na janela correspondente.

Além desses gráficos de janelas individuais, o aplicativo mantém uma série $\{\widehat{\mathrm{FC}}_k\}$ com as estimativas sucessivas ao longo do tempo (*FC por janela*), que é utilizada para compor um gráfico agregado de BPM ao longo da sessão de medição. Essa combinação de visualização dos dados brutos normalizados por janela e da série temporal de FC estimada torna o comportamento do algoritmo transparente e facilita a reprodutibilidade dos resultados por outros pesquisadores, a partir da descrição matemática apresentada neste capítulo.

3.3.1 Interface do usuário e exportação de dados

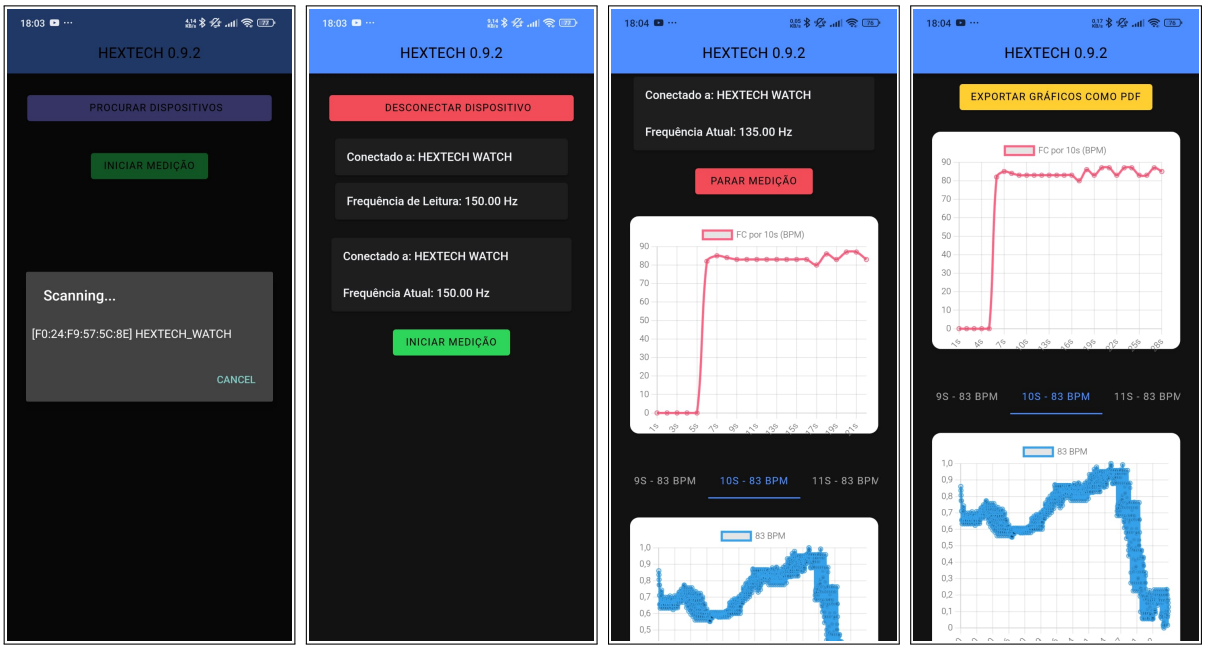
O principal objetivo deste projeto é a captura de dados brutos em diferentes frequências e janelas, de modo que a interface do usuário e os mecanismos de exportação de dados desempenham papel central na reprodutibilidade dos experimentos (Figura 3.6). A interface foi desenvolvida com foco em simplicidade e transparência. Em um primeiro passo, o usuário seleciona os parâmetros de aquisição (frequência alvo e duração da janela deslizante). Em seguida, o aplicativo lista os dispositivos BLE disponíveis e permite a conexão com o protótipo. Uma vez conectado, a tela principal exibe:

- A frequência efetiva de recebimento de dados brutos, estimada a partir do intervalo entre *payloads*.
- Um gráfico de BPM ao longo do tempo, calculado a partir do algoritmo descrito na Seção 3.3.
- Gráficos das janelas de dados brutos normalizados, atualizados em tempo quase real, permitindo inspeção visual da morfologia do PPG.

Ao final de cada medição iniciada e encerrada explicitamente pelo usuário, o aplicativo permite exportar:

- todos os gráficos gerados em formato PDF, um por página, para documentação e anexos;
- os dados brutos em formato CSV, incluindo para cada amostra o valor do PPG e o *timestamp* de chegada.

Esses artefatos viabilizam que outros pesquisadores repliquem as análises, apliquem novos algoritmos de processamento ou integrem os dados a estudos comparativos com bancos públicos de PPG [11, 22].



(a) Busca de dispositivo. (b) Dispositivo conectado. (c) Medição em tempo real. (d) Relatório.

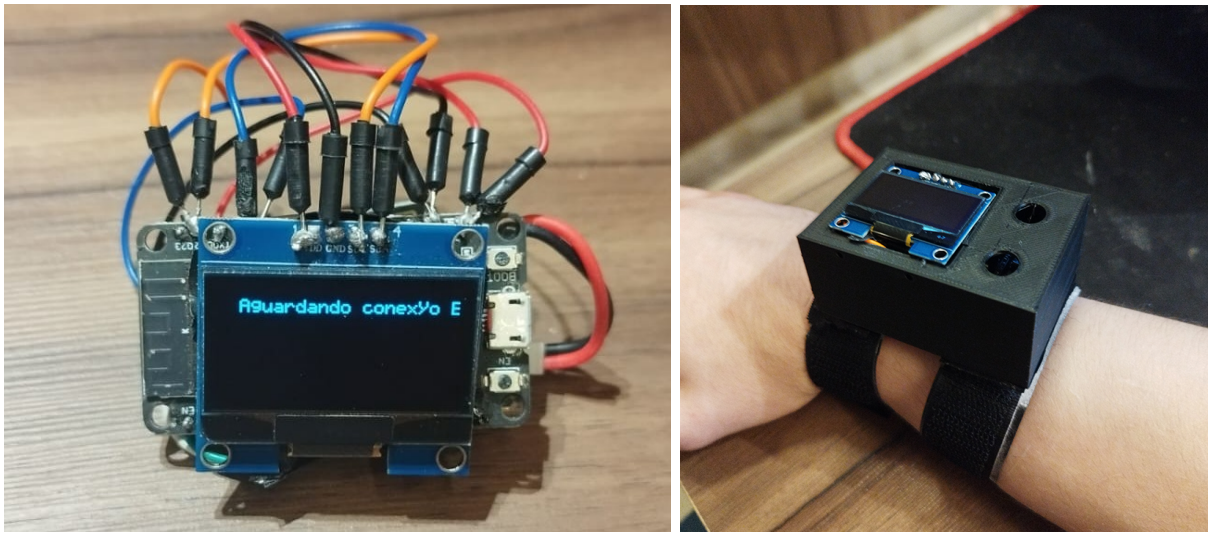
Figura 3.6: Interface do aplicativo móvel para o monitoramento remoto do sinal PPG. (a) tela de busca do dispositivo via BLE; (b) tela exibida após a conexão; (c) tela durante a medição; (d) resumo e opções de exportação ao final da sessão.

3.3.2 Montagem e ajustes finais

Após a validação completa dos processos de envio, recepção e processamento dos dados, iniciou-se a etapa de montagem física definitiva do dispositivo. Nessa fase, foi incorporada ao sistema uma bateria de lítio de 3,7 V e 1000 mAh, selecionada por oferecer boa relação entre densidade energética e portabilidade, além de ser comumente empregada em aplicações embarcadas de baixo consumo [19].

Devido à limitação de tempo para o desenvolvimento de uma Placa de Circuito Impresso (PCI) dedicada, as conexões entre os componentes foram realizadas por soldagem direta de *jumpers*, como mostrado na Figura 3.7(a). Apesar de provisória, essa solução consolidou a arquitetura elétrica final, garantindo estabilidade mecânica e elétrica suficientes para testes de longa duração.

A bateria foi posicionada na parte inferior do conjunto, abaixo do microcontrolador, otimizando o uso de espaço e favorecendo a dissipação térmica. O sensor PPG foi mantido na base, em posição adequada para contato direto com a pele, enquanto a tela OLED e os botões do ESP32 permaneceram acessíveis na face superior. Por fim, foi projetada uma capa protetora personalizada para o dispositivo, com o objetivo de assegurar integridade estrutural. A carcaça foi modelada no aplicativo *Blender*, um *software* de modelagem aberto, gratuito de fácil uso e com uma comunidade ativa. Os arquivos de impressão



(a) Construção final do circuito já soldado, com sensor MAX30102, ESP32, OLED e bateria integrados.

(b) Montagem com capa externa impressa em filamento PLA e pulseira ajustável, simulando o uso como dispositivo vestível de pulso.

Figura 3.7: Prototipo final do dispositivo embarcado para coleta de sinais de fotopletismografia (PPG)

estão listados nas contribuições em um repositório separado. O resultado está conforme a Figura 3.7(b). O modelo foi concebido para manter o conjunto firmemente fixado, proteger as soldas e demais partes sensíveis contra impactos e desgaste mecânico e, ao mesmo tempo, garantir que a janela óptica do sensor permanecesse livre para contato com a pele. Foram necessárias algumas tentativas com tamanhos e formas diferentes. A simplicitade do formato modelado tem como objetivo facilitar, em futuras evoluções do projeto, a modelagem apenas mudando as proporções e tamanhos. Uma possível evolução, descoberta de forma empírica com o uso desse *model*, é a criação de uma forma mais fácil de se retirar o dispositivo para carregamento e acesso aos botões do ESP32. Na parte inferior, foi acoplada uma pulseira ajustável, permitindo o uso em diferentes tamanhos de punho e aproximando o formato final de um dispositivo vestível real.

Capítulo 4

Resultados e Discussões

Este capítulo apresenta os resultados experimentais obtidos com o dispositivo desenvolvido, comparando seu desempenho ao de um dispositivo Xiaomi Smart Band 8™. O objetivo principal é comprovar a funcionalidade do envio de dados e comparar os resultados entre diferentes frequências e janelas de envio de dados brutos com um dispositivo comercial com padrões de mercado. O Xiaomi Smart Band 8 não oferece informações claras sobre algoritmo, uso de inteligência artificial ou frequência de aquisição de dados, algo que se mostra comum entre os dispositivos mais difundidos que capturam FC via PPG.

4.1 Configuração Experimental

Os experimentos foram conduzidos em ambiente controlado, com temperatura entre 22 e 25 °C e iluminação artificial constante, de modo a minimizar ruídos ópticos no sinal PPG. A pessoa utilizada para os testes é um homem de 25 anos, sem problemas cardíacos e em repouso. Diferentemente do dispositivo desenvolvido, a Xiaomi Smart Band 8 não possui uma interface gráfica que exiba BPM correlacionada ao tempo. Por esse motivo, o experimento foi conduzido da seguinte forma: cada um dos dispositivos foi posicionado sobre um pulso, sendo a Xiaomi Smart Band 8 no direito e o dispositivo desenvolvido no esquerdo. Uma câmera foi posicionada de forma a capturar simultaneamente a interface Graphical User Interface (GUI) do aplicativo desenvolvido e a da Xiaomi Smart Band 8, permitindo assim uma correlação visual clara entre ambos os dispositivos. Assim, um vídeo de 30s foi gravado, onde os 10s iniciais é o tempo que ambos os dispositivos, em média, levam para ter resultados confiáveis após a inicialização. Então, é pego segundo a segundo do vídeo e se relaciona o valor, em BPM, em cada dispositivo naquele segundo.

Outro ponto a ser considerado é que a Xiaomi Smart Band 8 não tem como objetivo a apresentação contínua de valores da FC por segundo, o que levou ao uso da função de exercício físico da pulseira durante o teste para forçar a atualização constante dos dados.

Com base nesses pontos, foram realizados os experimentos com os seguintes parâmetros, com o objetivo de testar a modularidade disponível no dispositivo desenvolvido:

- **Janela de 8 s**
  - Tempo total: 20 s
  - Frequências de amostragem: 25 Hz, 50 Hz, 100 Hz, 150 Hz
- **Janela de 15 s**
  - Tempo total: 20 s
  - Frequências de amostragem: 25 Hz, 50 Hz, 100 Hz, 150 Hz

A escolha das frequências de amostragem e dos tamanhos de janela utilizados nos experimentos não foi arbitrária, mas guiada por três fatores complementares: (i) o comportamento fisiológico do sinal fotopletismográfico; (ii) práticas consolidadas em dispositivos comerciais de monitoramento cardíaco; e (iii) limitações instrumentais do BLE, que impõem um teto prático de transmissão contínua de dados.

Do ponto de vista fisiológico, a componente pulsátil do sinal PPG situa-se majoritariamente entre 0,5 e 5 Hz, correspondendo à variabilidade natural da frequência cardíaca humana (30–300 bpm) conforme documentado em estudos de detecção de picos e análise espectral de PPG [21, 24]. Assim, pelo teorema de Nyquist, uma taxa de amostragem mínima de aproximadamente 10 Hz seria suficiente para reconstruir a forma de onda pulsátil fundamental. Entretanto, literatura recente demonstra que a acurácia do algoritmo de detecção de batimentos depende não apenas da frequência mínima, mas da preservação adequada da morfologia dos pulsos, principalmente a inclinação sistólica, a incisão dicrótica e a estabilidade do platô diastólico [22, 20]. Para essa aplicação, taxas entre 25 Hz e 100 Hz são frequentemente consideradas suficientes para estimativas robustas de FC e IBI, especialmente em condições de repouso [21].

Esse cenário converge com as escolhas adotadas pela indústria. Revisões sistemáticas de *wearables* mostram que grande parte dos dispositivos comerciais, incluindo monitores ópticos de pulso, opera com taxas efetivas de aquisição entre 20 Hz e 32 Hz para estimativa contínua de frequência cardíaca [10]. Dessa forma, a adoção de frequências próximas a 25 Hz nos experimentos não apenas facilita a comparação direta com o dispositivo comercial avaliado, mas também alinha o estudo às práticas consolidadas de mercado.

Quanto ao tamanho da janela, estudos clássicos de análise de PPG indicam que janelas muito curtas (tipicamente <5 s) não fornecem estabilidade suficiente para a estimação de FC. Em repouso, uma janela de 3–4 s contém apenas cerca de 3 a 5 batimentos, de modo que qualquer erro de detecção ou pequena distorção na morfologia do pulso altera

significativamente a média dos IBI [20]. Essa sensibilidade é ampliada em sinais PPG, que apresentam variabilidade natural de amplitude e forma devido a pressão de contato, ruído mecânico e flutuações transitórias [21].

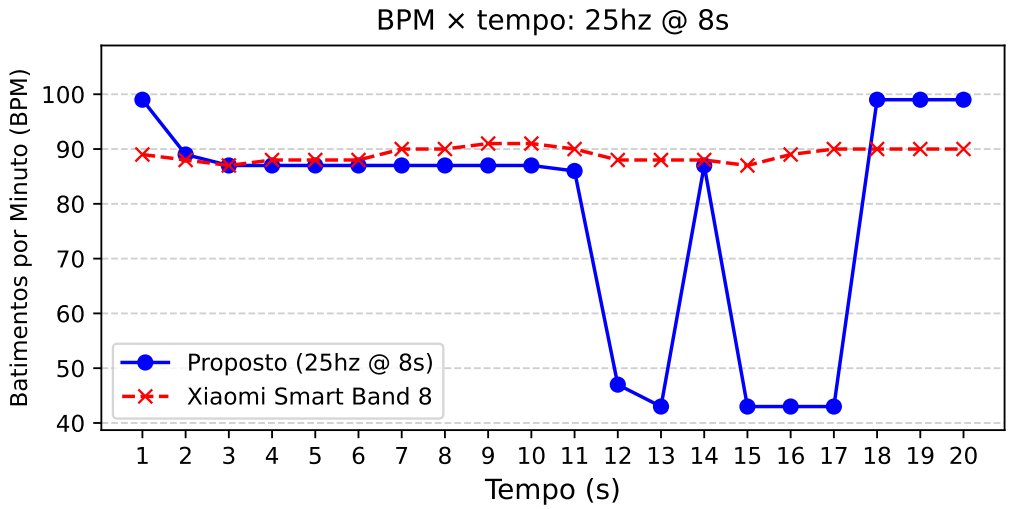
Com poucos batimentos disponíveis, a variância da estimativa cresce e o valor de FC torna-se altamente dependente de eventos momentâneos do sinal, produzindo oscilações artificiais que não representam alterações fisiológicas reais [22]. Por esse motivo, foi escolhido o mínimo, 8 s para garantir um número adequado de ciclos cardíacos e maior robustez estatística, especialmente em condições de repouso e utilizando sensores ópticos suscetíveis a artefatos [24]. Por outro lado, janelas excessivamente longas suavizam demais a dinâmica da FC, mascarando variações naturais e dificultando a análise em tempo quase real. Assim, a escolha de janelas de 8 s e 15 s reflete um compromisso entre estabilidade estatística (maior número de batimentos por janela) e responsividade temporal, permitindo comparar diretamente a consistência das estimativas sob diferentes condições de aquisição.

Portanto, tanto as frequências quanto os tamanhos de janela utilizados foram fundamentados em critérios fisiológicos, instrumentais e práticos, garantindo que os experimentos realizados representassem condições realistas e compatíveis com a literatura contemporânea e com os dispositivos comerciais considerados como referência.

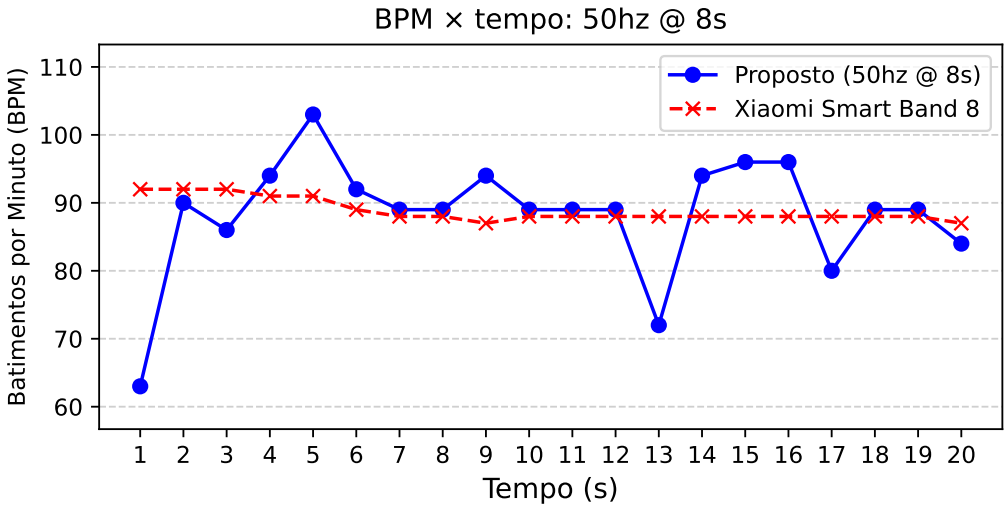
4.2 Resultados Experimentais

Em testes práticos, observou-se que tanto o protótipo quanto a Xiaomi Smart Band 8 necessitam de aproximadamente 10 s após o início da medição para estabilizar e fornecer valores confiáveis de FC. Por esse motivo, as análises desconsideram os primeiros segundos de cada sessão, correspondentes ao período inicial de estabilização. Dessa mesma forma, também se verificou uma perda média de cerca de 5% dos pacotes transmitidos via BLE, considerada na análise estatística e nas comparações ponto a ponto.

Por fim, embora o aplicativo desenvolvido permita configurar taxas arbitrárias de amostragem acima de 200 Hz, o dispositivo reinicia automaticamente devido ao volume de dados transmitidos e às limitações de processamento e energia. Assim, todas as sessões deste estudo foram limitadas a 150 Hz para garantir a estabilidade. Os resultados das medições realizadas estão representados nas figuras 4.1, 4.2, 4.3 e 4.4

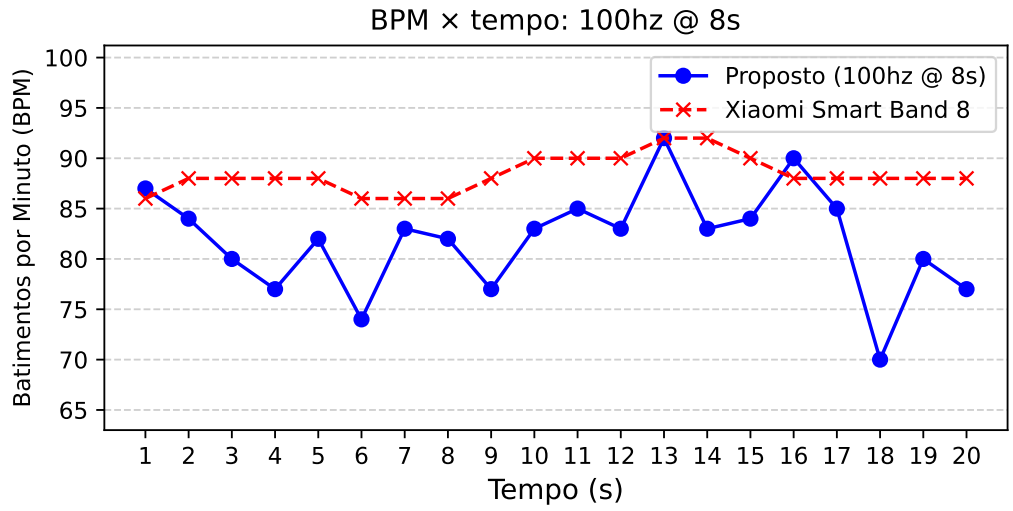


(a) 25 Hz.

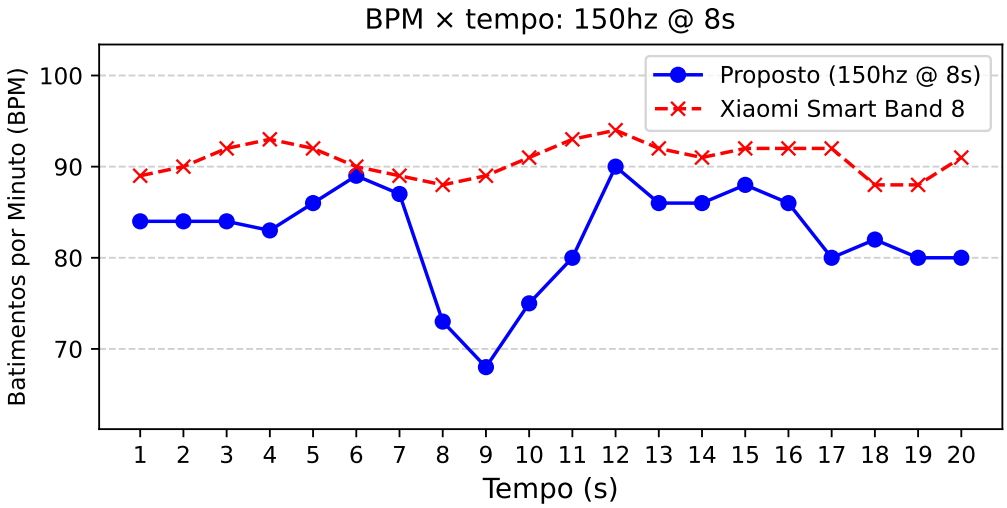


(b) 50 Hz.

Figura 4.1: Relação experimental para janela de 8 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de baixa amostragem. (a) Dispositivo 25 Hz; (b) Dispositivo 50 Hz.

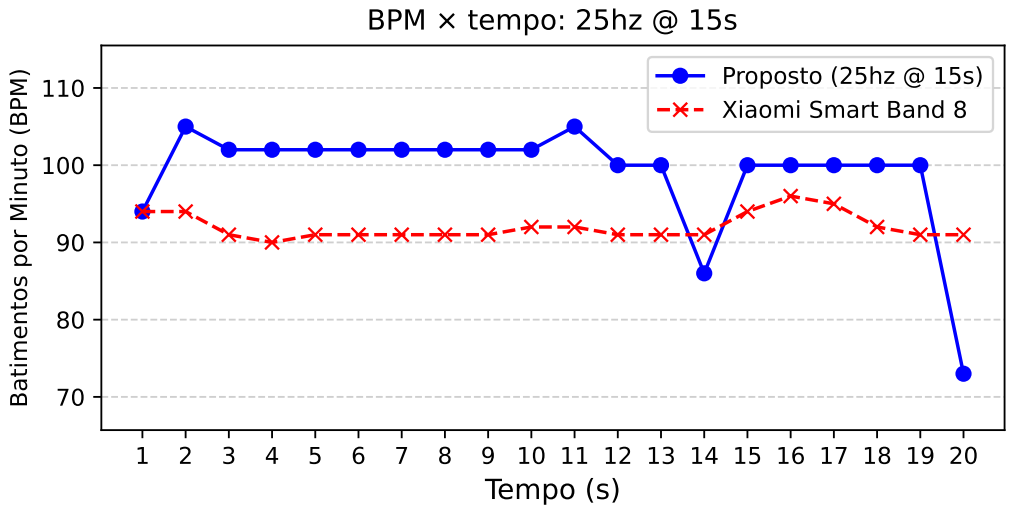


(a) 100 Hz.

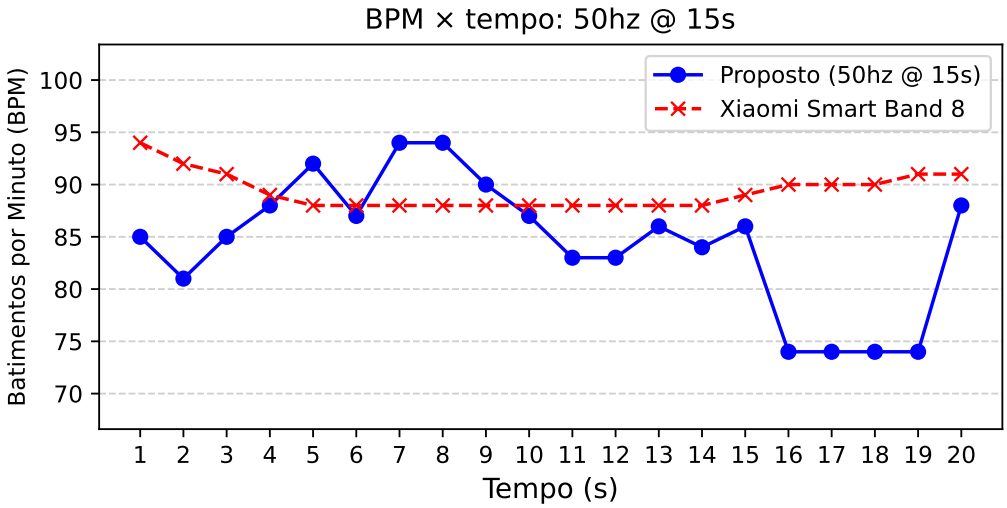


(b) 150 Hz.

Figura 4.2: Relação experimental para janela de 8 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de alta amostragem. (a) Dispositivo 100 Hz; (b) Dispositivo 150 Hz.

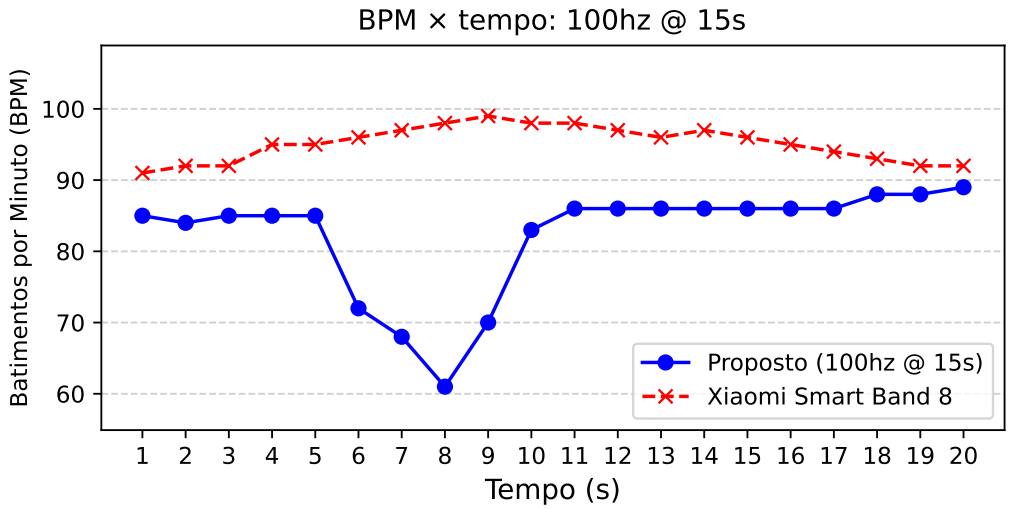


(a) 25 Hz.

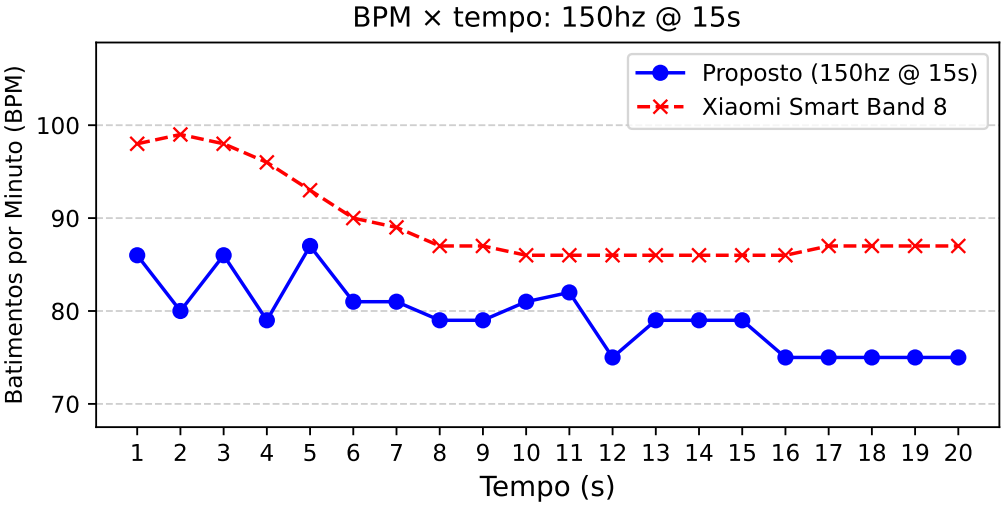


(b) 50 Hz.

Figura 4.3: Relação experimental para janela de 15 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de baixa amostragem. (a) Dispositivo 25 Hz; (b) Dispositivo 50 Hz.



(a) 100 Hz.



(b) 150 Hz.

Figura 4.4: Relação experimental para janela de 15 s entre Xiaomi Smart Band 8 e o dispositivo desenvolvido em frequências de alta amostragem. (a) Dispositivo 100 Hz; (b) Dispositivo 150 Hz.

4.3 Avaliação Experimental

Para se avaliar a qualidade dos resultados obtidos [33], primeiramente a média e desvio padrão foram calculados e descritos conforme a tabela 4.1. O objetivo é avaliar a dispersão dos resultados e comparar entre o padrão de mercado e o dispositivo desenvolvido. A média permite quantificar o comportamento central dos dados, enquanto o desvio padrão expressa a variabilidade em torno desse valor [34], [35].

Tabela 4.1: Comparação entre o dispositivo proposto e o dispositivo comercial usado como referência (Xiaomi Smart Band 8) para diferentes configurações de amostragem e janela temporal (coluna origem). As colunas denotadas pelos símbolos μ_{BPM} e σ_{BPM} correspondem à media e ao desvio padrão dos batimentos por minuto. A coluna 'Configuração' indica a combinação de taxa de amostragem e o tamanho da janela usada.

Configuração	**Origem**	$\mu_{\mathbf{BPM}}$	$\sigma_{\mathbf{BPM}}$
25 Hz – 8 s	Proposto	78,65	20,65
	Referência	89	1,22
50 Hz – 8 s	Proposto	88,35	8,52
	Referência	88,5	1,60
100 Hz – 8 s	Proposto	81,9	5,05
	Referência	88,4	1,74
150 Hz – 8 s	Proposto	82,55	7,60
	Referência	90,8	1,78
25 Hz – 15 s	Proposto	98,95	7,14
	Referência	92	1,61
50 Hz – 15 s	Proposto	84,45	6,19
	Referência	89,35	1,68
100 Hz – 15 s	Proposto	82,25	7,60
	Referência	95,15	2,39
150 Hz – 15 s	Proposto	79,4	3,72
	Referência	89,35	4,54

Para quantificar a diferença entre as estimativas de frequência cardíaca do dispositivo desenvolvido e os valores exibidos pela Xiaomi Smart Band 8™, foram utilizadas métricas estatísticas amplamente adotadas em estudos de comparação entre dispositivos biomédicos. A literatura mostra que métricas como Erro Médio, Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE) e Signal-to-Noise Ratio (SNR) são amplamente empregadas para avaliar a concordância entre sensores e dispositivos vestíveis de frequência cardíaca em PPG.

Zhang et al. [36] empregaram MAE e RMSE para validar um sistema vestível, reportando MAE de 0,21 bpm e RMSE de 1,20 bpm em condições controladas. De forma semelhante, Rodríguez et al. [37] utilizaram RMSE e variabilidade para avaliar um sistema baseado em vídeo PPG, obtendo RMSE médio de 1,70 BPM em ambiente estacionário.

Revisões recentes sobre métodos de estimativa de frequência cardíaca por fotopletismografia reforçam que essas métricas constituem padrão metodológico na literatura internacional [38]. Tais métricas são essenciais para avaliar o desempenho de sensores ópticos, especialmente quando comparados a dispositivos comerciais de referência.

Dessa forma, a MAE é uma métrica fundamental para avaliar a precisão de estimativas, pois quantifica a diferença média absoluta entre o valor estimado e o valor de referência. É amplamente utilizado na literatura para validar sistemas de monitoramento cardíaco baseados em PPG, por ser intuitivo, robusto e reportar o erro em unidades fisiologicamente interpretáveis. Estudos recentes demonstram seu uso recorrente na comparação de dispositivos biomédicos e algoritmos de estimativa de frequência cardíaca [36, 38, 37]. A fórmula utilizada para este cálculo é 4.1.

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\widehat{\mathrm{FC}}_i - \mathrm{FC}_{\mathrm{ref},i}\right|. \tag{4.1}$$

Além disso, o RMSE quantifica a raiz da média dos erros quadráticos, penalizando erros maiores e sendo sensível à variabilidade do sinal. Essa característica torna-o útil para avaliar a estabilidade e a precisão global de sistemas de medição fisiológica. É uma métrica amplamente adotada na literatura de fotopletismografia e estimativa de frequência cardíaca, sendo utilizada em avaliações de dispositivos vestíveis, algoritmos de detecção de picos e sistemas PPG [37, 36, 38]. A fórmula utilizada é

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\widehat{\mathrm{FC}}_i - \mathrm{FC}_{\mathrm{ref},i}\right)^2}. \tag{4.2}$$

Ademais, a métrica SNR expressa a razão entre a potência ou amplitude do sinal relevante e a do ruído ou artefatos. Neste caso, foi usado os valores de BPM de referência como o sinal relevante e os valores de BPM dispositivo como o sinal estimado, sendo a diferença entre eles o ruído. Dessa forma, o SNR mede o quanto o protótipo acompanha o dispositivo comercial, sendo que quanto maior o SNR, menor o erro e maior a fidelidade [39, 37]. Cossu et al. [40] os protocolos experimentais devem considerar tanto a maximização da SNR (via boa aquisição, mínimo movimento, filtro adequado) quanto a sua medição explícita como critério de qualidade.

$$\mathrm{SNR} = 10\log_{10}\left(\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{FC}_{\mathrm{ref},i}^2}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\widehat{\mathrm{FC}}_i - \mathrm{FC}_{\mathrm{ref},i}\right)^2}\right). \tag{4.3}$$

Tabela 4.2: Métricas de desempenho comparando os BPM entre o dispositivo proposto e o dispositivo de referência (Xiaomi Smart Band).

Configuração	Erro Médio	RMSE	SNR (dB)	MAE
25 Hz – 8 s	-1	0	38,988	1
50 Hz – 8 s	2	1	29,431	12
100 Hz – 8 s	4	6	18,101	6
150 Hz – 8 s	6	12	19,162	6
25 Hz – 15 s	-11	8	17,692	11
50 Hz – 15 s	11	4	39,022	4
100 Hz – 15 s	8	10	19,568	6
150 Hz – 15 s	19	10	14,413	6

4.4 Discussão

Primeiramente, verificou-se empiricamente que o limite de frequência do dispositivo está em aproximadamente 190 Hz, uma vez que valores superiores provocavam travamento e reinicialização do sistema. A Tabela 4.1 demonstra que a Xiaomi Smart Band 8 apresentou valores de desvio padrão muito inferiores aos do protótipo em todas as condições, sugerindo o uso de filtragens internas e algoritmos estatísticos proprietários. Em contrapartida, o protótipo operou com dados brutos e assumiu apenas filtragens simples, justificando dispersões maiores, especialmente em 25 Hz com janela de 8 s, onde o desvio padrão ultrapassou 20 BPM. A Tabela 4.2 reforça o impacto das configurações de coleta sobre o erro estatístico. A menor divergência entre os dispositivos ocorreu na condição de 50 Hz com janela de 15 s, que apresentou MAE igual a 4 BPM e SNR igual a 39,02 dB. Em frequências maiores, a variabilidade aumentou, justificando erros elevados, como RMSE igual a 12 na condição de 150 Hz/8 s. Outro aspecto relevante é a tendência de redução da SNR conforme as taxas de amostragem aumentaram. Isso é coerente com o fato de que taxas maiores capturam mais ruído de alta frequência, sem ganho significativo para a detecção de picos no sinal.

Por fim, o comportamento inicial de estabilização de ambos os dispositivos reforça que medições em tempo real de sinais PPG exigem o descarte dos segundos iniciais na análise. Essa correção foi adotada em todas as sessões experimentais. Os experimentos realizados demonstraram que o dispositivo proposto é funcional e capaz de estimar a FC em tempo real a partir de dados PPG adquiridos via BLE. No entanto, sua precisão e estabilidade dependem da combinação entre taxa de amostragem e janela temporal aplicadas.

Os resultados indicaram que taxas muito baixas (25 Hz) reduziram a precisão da detecção de picos, taxas muito altas (150 Hz) aumentaram o ruído e o custo computacional, sem melhoria proporcional, a janela de análise foi fator crítico: janelas de 15 s resultaram em menor variação em relação às janelas de 8 s e a configuração mais equilibrada entre

precisão e eficiência foi 50 Hz com janela de 15 s. Além disso, esses resultados comprovam a viabilidade do dispositivo como plataforma experimental de aquisição e estudo de sinais PPG, permitindo controle de taxa de amostragem, filtros, janelas temporais e exportação dos dados, algo não oferecido pela Xiaomi Smart Band 8. Porém, demonstra a necessidade de um tratamento mais complexo dos dados para se gerar estimativas estáveis de BPM. Dessa forma, sugere-se, como continuidade, a implementação de algoritmos de filtragem adaptativa, estabilização automática do sinal nos segundos iniciais e integração com sensores adicionais, como acelerômetros, para detecção de movimento durante a aquisição.

Capítulo 5

Conclusão

O presente trabalho desenvolveu, implementou e validou um dispositivo vestível de baixo custo para a aquisição de sinais PPG e cálculo da FC em tempo real, com arquitetura aberta e comunicação via BLE. O sistema foi composto por um hardware baseado no sensor óptico MAX30102 acoplado ao microcontrolador ESP32, um firmware otimizado para transmissão contínua de dados brutos e um aplicativo móvel multiplataforma desenvolvido em Ionic Vue, permitindo configuração dinâmica, visualização gráfica e exportação de dados.

Os resultados obtidos demonstraram que o protótipo é funcional, preciso em condições controladas e capaz de gerar dados comparáveis aos provenientes de dispositivos comerciais, confirmando sua aplicabilidade para fins acadêmicos de aquisição de dados brutos. A metodologia experimental foi estruturada para avaliar o desempenho do dispositivo em diferentes frequências de amostragem, com janelas temporais variadas e validação cruzada com equipamentos já consolidados no mercado, conforme recomendado em pesquisas correlatas [24, 41].

A análise dos sinais PPG foi realizada com base em técnicas clássicas de filtragem (como a média móvel) e abordagens modernas de detecção de picos, incluindo limiar adaptativo e o período refratário. Tais estratégias permitiram mitigar o ruído inerente à aquisição óptica em dispositivos vestíveis e garantir maior estabilidade nos cálculos de FC, em cenários de repouso.

Além do aspecto técnico, destaca-se o potencial impacto social do dispositivo proposto. Ao combinar baixo custo com robustez e abertura de código, este sistema pode ser empregado em contextos educacionais, em estudos clínicos exploratórios ou em iniciativas voltadas para a democratização de tecnologias de saúde, sobretudo em países em desenvolvimento, onde barreiras econômicas e logísticas dificultam o acesso a equipamentos médicos especializados [42]. Por fim, ressalta-se que a modularidade da solução oferece caminhos para expansões futuras, tais como o uso de aprendizado de máquina na classificação de

sinais e ruídos, integração com sistemas de prontuário eletrônico e adaptação para medições multivariadas (como oximetria ou variabilidade da FC). Outra evolução promissora consiste na inclusão de um módulo giroscópio, permitindo a detecção de movimentos do usuário para dar suporte a algoritmos de compensação de artefatos e aprimorar a interpretação dos sinais PPG em condições de maior variabilidade cinética. Dessa forma, o trabalho contribui para o avanço das tecnologias de monitoramento contínuo de sinais vitais, reforçando o papel dos dispositivos vestíveis como ferramentas relevantes na pesquisa biomédica e na promoção da saúde digital.

Referências

[1] Lucafó, Giovani Decico, Pedro Freitas, Rafael Lima, Gustavo da Luz, Ruan Bispo, Paula Rodrigues, Frank Cabello e Otavio Penatti: *Signal quality assessment of photoplethysmogram signals using hybrid rule- and learning-based models*. Journal of Health Informatics, 15(Especial), jul. 2023. https://jhi.sbis.org.br/index.php/jhi-sbis/article/view/1080. viii, 7, 10

[2] Suzuki, Guilherme Chagas: *Projection-based photoplethysmography signal quality assessment*. Trabalho de conclusão de curso (bacharelado em ciência da computação), Universidade de Brasília (UnB), Brasília, DF, 2024. https://bdm.unb.br/handle/10483/40766. viii, 9

[3] World Health Organization e Public Health Agency of Canada: *Preventing chronic diseases: a vital investment: WHO global report*. World Health Organization, Geneva, 2005, ISBN 9789241563000. http://www.who.int/chp/chronic_disease_report/en/. 1

[4] Chong, Bryan, Jayanth Jayabaskaran, Silingga Metta Jauhari, Siew Pang Chan, Rachel Goh, Martin Tze Wah Kueh, Henry Li, Yip Han Chin, Gwyneth Kong, Vickram Vijay Anand, Jiong Wei Wang, Mark Muthiah, Vardhmaan Jain, Anurag Mehta, Shir Lynn Lim, Roger Foo, Gemma A Figtree, Stephen J Nicholls, Mamas A Mamas, James L Januzzi, Nicholas W S Chew, A Mark Richards e Mark Y Chan: *Global burden of cardiovascular diseases: projections from 2025 to 2050*. European Journal of Preventive Cardiology, 32(11):1001–1015, setembro 2024, ISSN 2047-4881. https://doi.org/10.1093/eurjpc/zwae281. 1

[5] WHO CVD Risk Chart Working Group: *World health organization cardiovascular disease risk charts: revised models to estimate risk in 21 global regions*. The Lancet Global Health, 7(10):e1332–e1345, 2019. https://www.thelancet.com/journals/langlo/article/PIIS2214-109X(19)30318-3/fulltext. 1

[6] Suzuki, Guilherme e Pedro Freitas: *On the performance of composite 1d-to-2d projections for signal quality assessment*. Em *Anais do XXIV Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde*, páginas 319–330, Porto Alegre, RS, Brasil, 2024. SBC. https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas/article/view/28828. 1

[7] Schmith, Jean, Carolina Kelsch, Beatriz Cappelozza Cunha, Lucio Rene Prade, Eduardo Augusto Martins, Armando Leopoldo Keller e Rodrigo Marques de Figueiredo: *Photoplethysmography signal quality assessment using attractor reconstruction analysis*.

Biomedical Signal Processing and Control, 86:105142, 2023, ISSN 1746-8094. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S174680942300575X. 2

[8] Vue.js: *Vue.js: The progressive javascript framework*. https://vuejs.org/, 2025. Acessado em 21 de Novembro de 2025. 4, 17

[9] Ionic: *Ionic framework*. https://ionicframework.com/, 2025. Acessado em 21 de Novembro de 2025. 4, 17

[10] Park, Junyung, Hyeon Seok Seok, Sang Su Kim e Hangsik Shin: *Photoplethysmogram analysis and applications: An integrative review*. Frontiers in Physiology, 12:808451, 2022. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2021.808451/full. 6, 13, 28

[11] Charlton, Peter H., Panicos Kyriacou, Jonathan Mant e Jordi Alastruey: *Acquiring wearable photoplethysmography data in daily life: The ppg diary pilot study*. Eng Proc, 2(1):80, 2020. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7610437/. 7, 10, 24

[12] Fioravanti, Vanessa B. O., Pedro Garcia Freitas, Paula G. Rodrigues, Rafael G. de Lima, Giovani D. Lucafo, Frank C. Cabello, Ismael Seidel e Otávio A. B. Penatti: *Machine learning framework for inter-beat interval estimation using wearable photoplethysmography sensors*. Biomedical Signal Processing and Control, 88:105689, 2024. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809423011229. 8, 10

[13] Silva, Leonardo, Rafael Lima, Giovani Lucafo, Italo Sandoval, Pedro Freitas e Otávio Penatti: *Photoplethysmography signal quality assessment using attentive-cnn models*. Em *Anais do XXIV Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde*, páginas 308–318, Porto Alegre, RS, Brasil, 2024. SBC. https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas/article/view/28827. 8

[14] Freitas, Pedro Garcia, Rafael G. De Lima, Giovani D. Lucafo e Otávio A. B. Penatti: *Assessing the quality of photoplethysmograms via gramian angular fields and vision transformer*. Em *2023 31st European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, páginas 1035–1039, 2023. 8

[15] Freitas, Pedro Garcia, Rafael G. De Lima, Giovani D. Lucafo e Otávio A.B. Penatti: *Photoplethysmogram signal quality assessment via 1d-to-2d projections and vision transformers*. Em *2023 15th International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, páginas 165–170, 2023. 8

[16] Alves, J. *et al.*: *Iot system for physiological signal monitoring*. Em *Engineering Proceedings*, 2022. 8

[17] Wac, K. *et al.*: *Tailor: A wearable sleeve for monitoring repetitive strain injuries*. Em *CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2020. 8

[18] Fioravanti, V. *et al.*: *Machine learning framework for inter-beat interval estimation using wearable photoplethysmography sensors*. Biomedical Signal Processing and Control, 2023. 8

[19] Arabboev, M., S. Begmatov e K. Nosirov: *Design and development of a wearable device for multi-parametric human health monitoring*. EAI Endorsed Transactions on Internet of Things, 10, 2024. `https://publications.eai.eu/index.php/IoT/article/view/7025`. 8, 25

[20] Clifford, G. D., F. Azuaje e P. McSharry: *Advanced methods and tools for ecg and ppg signal analysis*. Biomedical Engineering Handbook, 2012. 9, 10, 18, 28, 29

[21] Elgendi, M.: *On the analysis of photoplethysmogram signals*. Current Cardiology Reviews, 8(1):14–25, 2012. 9, 10, 18, 28, 29

[22] Liang, Y., M. Elgendi e Z. Chen: *Analysis of heart rate variability using photoplethysmography*. IEEE Access, 6:77777–77785, 2018. 9, 10, 18, 24, 28, 29

[23] Smith, Steven W.: *The scientist and engineer's guide to digital signal processing — chapter 15*, 1997. `http://www.dspguide.com/ch15/1.htm`. 10

[24] Allen, John: *Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement*. Physiological Measurement, 28(3):R1–R39, 2007. 10, 18, 20, 28, 29, 38

[25] al., Walter Karlen et: *Multiparameter respiratory rate estimation from the photoplethysmogram*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 60(7):1946–1953, 2012. `https://ieeexplore.ieee.org/document/6486875`. 10

[26] Allen, J. e A. Murray: *Similarity in pulse shape of the photoplethysmogram: implications for pulse wave analysis*. Physiological Measurement, 28(3):S1–S7, 2007. 13, 14

[27] Bashkatov, A. N., E. A. Genina e V. V. Tuchin: *Optical properties of skin, subcutaneous, and muscle tissues: a review*. Journal of Innovative Optical Health Sciences, 2(03):231–244, 2005. 13

[28] Maeda, Y. e M. Sekine: *The advantages of green light for photoplethysmography*. Journal of Medical and Biological Engineering, 31(4):1–7, 2011. 14, 15

[29] Kamshilin, A. A. et al.: *A new look at the essence of the photoplethysmographic signal*. Scientific Reports, 5:14617, 2015. 14

[30] Mendelson, Y.: *Pulse oximetry: theory and applications*. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 22(6):70–77, 2019. 15

[31] Capacitor Community e Developers: *Capacitor community bluetooth le plugin*. `https://github.com/capacitor-community/bluetooth-le`, 2025. Acessado em 21 de Novembro de 2025. 17

[32] Bluetooth Special Interest Group (SIG): *The Bluetooth Core Specification, Version 5.4*. Bluetooth Special Interest Group (SIG), Kirkland, WA, USA, 2023. `https://www.bluetooth.com/specifications/bluetooth-core-specification/`, A versão e o ano podem variar. Acessado em 21 de Novembro de 2025. 17

[33] Pearson, E. S. e C. Chandra Sekar: *The efficiency of statistical tools and a criterion for the rejection of outlying observations.* Biometrika, 28(3–4):308–320, 1936. 34

[34] Theodorsson, Elvar: *Optimal measures for describing measurement results' central tendency and variation.* Journal of Laboratory and Precision Medicine, 9(1):1–14, 2024. https://cdn.amegroups.cn/journals/jlpm/files/journals/27/articles/9677/public/9677-PB1-3027-R1.pdf, Acesso em: 2025-01-01. 34

[35] Agbachi, C. P. E.: *A metric for qualitative analysis: Case study of standard deviation.* International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), 63(1):49–57, 2018. https://ijettjournal.org/assets/year/2018/volume-63/IJETT-V63P208.pdf. 34

[36] Zhang, Q. *et al.*: *Highly wearable cuff-less blood pressure and heart rate monitoring system.* BioMedical Engineering OnLine, 16, 2017. https://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12938-017-0317-z. 34, 35

[37] Rodríguez, A. Melchor e J. Ramos-Castro: *Video pulse rate variability analysis in stationary and motion conditions.* BioMedical Engineering OnLine, 17, 2018. https://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12938-018-0437-0. 34, 35

[38] Lee, Ru Jing, Saaveethya Sivakumar e King Hann Lim: *Review on remote heart rate measurements using photoplethysmography.* Multimedia Tools and Applications, 83:44699–44728, 2024. https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-023-16794-9. 35

[39] Research, Samsung: *Enhancement of remote ppg and heart rate estimation with optimal signal quality index.* https://sra.samsung.com/publications/enhancement-of-remote-ppg-and-heart-rate-estimation-with-optimal-signal-quality-i 2023. Acesso em: 2025-01-01. 35

[40] Cossu, G. *et al.*: *Adaptive and self-learning bayesian filtering algorithm improves heart rate monitoring accuracy under motion.* Sensors, 24(13):4561, 2024. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11463221/. 35

[41] Hung, Y. e collaborators: *Performance evaluation of wearable ppg-based heart rate monitors in clinical settings.* Sensors, 23(1):112, 2023. 38

[42] Organization, World Health: *Global strategy on digital health 2020–2025*, 2021. Disponível em: https://www.who.int/publications/i/item/9789240020924. Acesso em: 01 nov. 2025. 38