

José Silvestre da Silva Neto

**Desenvolvimento de um Protótipo de
Dispositivo Vestível para Aferição de
Variabilidade da Frequência Cardíaca para
Determinação de Prontidão ao Treino.**

Brasil

2025

José Silvestre da Silva Neto

**Desenvolvimento de um Protótipo de Dispositivo Vestível
para Aferição de Variabilidade da Frequência Cardíaca
para Determinação de Prontidão ao Treino.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à banca avaliadora do curso de Engenharia de Controle e Automação da Escola Superior de Tecnologia da Universidade do Estado do Amazonas como pré-requisito para obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

Universidade do Estado do Amazonas – UEA

Escola Superior de Tecnologia – EST

Engenharia de Controle e Automação

Orientador: Marlene Araújo de Faria

Brasil

2025

José Silvestre da Silva Neto

Desenvolvimento de um Protótipo de Dispositivo Vestível para Aferição de Variabilidade da Frequência Cardíaca para Determinação de Prontidão ao Treino.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à banca avaliadora do curso de Engenharia de Controle e Automação da Escola Superior de Tecnologia da Universidade do Estado do Amazonas como pré-requisito para obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

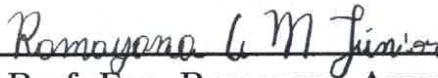
Trabalho aprovado. Brasil, 5 de dezembro de 2025:



Prof^ª. Dr. Marlene Araújo de Faria
Universidade do Estado do Amazonas (UEA)
- Orientador



**Prof. Dr. Miguel Angel Orellana
Postigo**
Universidade do Estado do Amazonas (UEA)



**Prof. Esp. Ramayana Assunção
Menezes Junior**
Universidade do Estado do Amazonas (UEA)



**Prof^ª. Dr. Renata da Encarnação
Onety**
Universidade do Estado do Amazonas (UEA)

Brasil

2025

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus, meu Pai Celestial, que me proporcionou tudo que eu sou e aquilo que eu posso me tornar e por ser a minha salvação.

Agradeço a minha esposa, Ingrid, pelo seu apoio em mais essa etapa da minha vida.

Agradeço também aos meus pais, Adelino e Ana, por toda dedicação e zelo que tiveram comigo e pelo apoio incomensurável que me permitiu chegar até aqui.

Agradeço a meu irmão, Dheynnes, que deu apoio e me auxiliou em minha pesquisa.

Por fim, agradeço a todos os professores do curso de Engenharia de Controle e Automação, pela sua dedicação e zelo no ensino que me proporcionaram conhecimento para realização deste trabalho.

A todos vocês, obrigado por tudo!

"Temor do Senhor é o princípio do conhecimento" Provérbios 1:7.

Resumo

O monitoramento da recuperação fisiológica tornou-se indispensável para a otimização do desempenho esportivo e prevenção do overtraining. Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um protótipo de dispositivo vestível de baixo custo para a aferição da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC), utilizando o microcontrolador ESP32 e o sensor fotopletismográfico (PPG) reflexivo XD-58C. O objetivo principal foi validar uma arquitetura de hardware e firmware capaz de determinar a prontidão para o treino através da métrica RMSSD. A metodologia baseou-se na implementação de técnicas de Processamento Digital de Sinais (PDS) embarcados para o tratamento do sinal de pulso. Foram realizados testes comparativos entre diferentes topologias de filtros, resultando na definição de uma abordagem híbrida que combina suavização exponencial e um filtro Butterworth de 2^a ordem com frequência de corte em 8 Hz. Os resultados demonstraram que essa configuração elevou a relação Sinal-Ruído (SNR), permitindo a detecção robusta dos picos sistólicos através de um algoritmo de threshold dinâmico. Apesar das limitações de latência na transmissão Bluetooth, que apresentaram perdas de pacotes na ordem de 15%, o sistema mostrou-se eficaz para aplicações de nível bem-estar (wellness), validando o uso da fotopletismografia de luz verde como ferramenta não invasiva para análise de recuperação autonômica em repouso.

Palavras-chave: Variabilidade da Frequência Cardíaca, Fotopletismografia, ESP32, Processamento Digital de Sinais, Prontidão para o Treino.

Abstract

The monitoring of physiological recovery has become indispensable for optimizing sports performance and preventing overtraining. This work presents the development of a low-cost wearable prototype for measuring Heart Rate Variability (HRV), utilizing the ESP32 microcontroller and the XD-58C reflective photoplethysmographic (PPG) sensor. The main objective was to validate a hardware and firmware architecture capable of determining training readiness through the RMSSD metric. The methodology relied on the implementation of embedded Digital Signal Processing (DSP) techniques for pulse signal treatment. Comparative tests were conducted among different filter topologies, resulting in the definition of a hybrid approach combining exponential smoothing and a 2nd-order Butterworth filter with an 8 Hz cutoff frequency. Results showed that this configuration increased the Signal-to-Noise Ratio (SNR), enabling robust systolic peak detection via an dynamic threshold algorithm. Despite latency limitations in Bluetooth transmission, which presented packet losses around 15%, the system proved effective for wellness-grade applications, validating the use of green light photoplethysmography as a non-invasive tool for resting autonomic recovery analysis.

Keywords: Heart Rate Variability, Photoplethysmography, ESP32, Digital Signal Processing, Training Readiness.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Gráfico relacional de LF e HF em relação as médias por gênero e idade.	16
Figura 2 – Princípio de funcionamento da PPG reflexiva.	19
Figura 3 – Lei de Beer–Lambert.	19
Figura 4 – Onda fotopletismográfica.	20
Figura 5 – ESP-WROOM-32 da Espressif.	25
Figura 6 – Sensor de Frequência Cardíaca XD-58C.	26
Figura 7 – Diagrama de blocos dividido em módulos.	28
Figura 8 – Circuito Esquemático do Sensor XD-58C.	29
Figura 9 – Esquema da ligação do ESP32 com XD-58C.	29
Figura 10 – Gráfico de pulso cardíaco gerado por PPG, com sensor em luva vestível.	30
Figura 11 – Base de fixação do ESP32 com XD-58C.	31
Figura 12 – Código de filtragem inicial utilizando Filtro de Suavização Exponencial.	32
Figura 13 – Código de implementação das equações diferenciais para o filtro de Butterworth de 2° ordem.	33
Figura 14 – Código de threshold dinâmico.	34
Figura 15 – Código de cálculo do RMSSD.	35
Figura 16 – Sinal bruto sem filtros.	36
Figura 17 – Sinal com suavização exponencial de primeira ordem.	37
Figura 18 – Sinal com filtro Butterworth para 5 Hz.	37
Figura 19 – Sinal com filtro Butterworth para 10 Hz.	38
Figura 20 – Sinal com filtro Butterworth para 8 Hz.	38
Figura 21 – Sinal com filtro Butterworth para 8 Hz e Suavização Exponencial.	39
Figura 22 – Verificação da VFC através do RMSSD usando o Terminal do Serial Bluetooth Terminal no Android.	40
Figura 23 – Código C++ Parte 1.	47
Figura 24 – Código C++ Parte 2.	48
Figura 25 – Código C++ Parte 3.	49
Figura 26 – Código C++ Parte 4.	50
Figura 27 – Código C++ Parte 5.	51
Figura 28 – Código C++ Parte 6.	52

Lista de abreviaturas e siglas

AC	Variável Alternada do Pulso
ADC	Conversor Analógico-Digital
bpm	Batimentos por Minuto
DC	Variável Contínua do Pulso
ECG	Eletrocardiograma
FC	Frequência Cardíaca
FIR	Resposta Finita ao Impulso
GPIO	Entrada/Saída de Propósito Geral
HF	Alta Frequência
IDE	Ambiente de Desenvolvimento Integrado
IIR	Resposta Infinita ao Impulso
IoT	Internet das Coisas
LDR	Resistor Dependente de Luz
LED	Diodo Emissor de Luz
LF	Baixa Frequência
MA	Artefatos de Movimento
PDS	Processamento Digital de Sinais
PPG	Fotopletismografia
RMSSD	Raiz Quadrada da Média das Diferenças Sucessivas
RSA	Arritmia Sinusal Respiratória
SDNN	Desvio Padrão dos Intervalos N-N
SNA	Sistema Nervoso Autônomo
SNR	Relação Sinal-Ruído

SoC	Sistema em um Chip
UART	Receptor/Transmissor Assíncrono Universal
VFC	Variabilidade da Frequência Cardíaca

Sumário

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivos	13
1.1.1	Objetivo geral	13
1.1.2	Objetivos específicos	13
2	REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1	Fisiologia Cardiovascular e Autonômica	15
2.1.1	Introdução	15
2.1.2	O Sistema Nervoso Autônomo e a Modulação Cardíaca	15
2.1.3	Variabilidade da Frequência Cardíaca como Biomarcador	17
2.1.4	Fundamentos da Fotopletismografia Reflexiva	18
2.2	Processamento Digital de Sinais	21
2.2.1	Sinais e Sistemas Discretos e Amostragem	21
2.2.2	Caracterização de Ruídos em Sinais de Fotopletismografia	22
2.2.3	Projeto de Filtros Digitais para Sistemas Embarcados	23
2.3	Hardware e Sistemas Embarcados	24
2.3.1	O Microcontrolador ESP32	24
2.3.2	Sensor Óptico Reflexivo	26
3	METODOLOGIA	28
3.1	Arquitetura de Hardware para Aquisição de Dados	28
3.1.1	Sensor Fotopletismográfico Ativo XD-58C e o Microcontrolador ESP32	28
3.2	Firmware e Estratégia de Amostragem	31
3.2.1	Amostragem	31
3.2.2	Filtragem Digital em Tempo Real	32
3.2.3	Deteção de Picos e Algoritmo Adaptativo	34
3.3	Interface de apresentação dos resultados	34
3.3.1	Cálculo da Métrica RMSSD	34
3.3.2	Interface de Comunicação e Transmissão de Dados	35
4	RESULTADOS	36
4.1	Eficiência das Etapas de Pré-Processamento	36
4.2	Determinação da Frequência de Corte Ideal	37
4.3	Desempenho da Topologia Híbrida	38
4.4	Validação da Deteção de Picos e Métrica RMSSD	39
4.5	Influência da Estabilização Mecânica	41

5	CONCLUSÃO	42
5.1	Trabalhos Futuros	42
	REFERÊNCIAS	44
	ANEXOS	46
	ANEXO A – CÓDIGO C++ UTILIZADO NO ARDUINO IDE . . .	47

1 Introdução

A tecnologia vestível (Wearebles) tem avançado de forma acelerada, principalmente no âmbito da engenharia biomédica (MENGARDA, 2025). Paradigmas referentes à monitorização da saúde têm sido superados com o surgimento de dispositivos que, hoje, fornecem avaliações primárias de sinais biológicos úteis para tomadas de decisão sobre a saúde dos usuários. Segundo Moraes et al. (2018), quando aplicada ao esporte, a tecnologia vestível desempenha um papel importante na quantificação do desempenho do atleta, abrangendo desde a mensuração do estresse fisiológico até calibrações em movimentos biomecânicos para otimização de resultados.

Essas métricas são fundamentais para atletas de alto rendimento, porém também podem ser de grande ajuda para entusiastas e praticantes de atividades físicas que desejam melhorar seu condicionamento, prevenir lesões e evitar o overtraining. Em Christmas et al. (2019) tem-se, dentre as métricas fisiológicas mais comumente aferidas, a Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) ela se destaca como um biomarcador não invasivo de alta relevância clínica e esportiva.

Para Morgan e Mora (2017) diferente da simples medição da frequência cardíaca (batimentos por minuto, ou bpm) a VFC analisa a variação dos intervalos de tempo entre batimentos cardíacos consecutivos (intervalos R-R ou pulso-a-pulso), refletindo diretamente a modulação do Sistema Nervoso Autônomo (SNA) sobre o nodo sinusal. Uma VFC elevada é geralmente associada a uma boa adaptação autonômica e indica prontidão para o esforço, enquanto uma VFC reduzida pode sinalizar estresse sistêmico, fadiga ou recuperação incompleta.

Embora o padrão-ouro para a aquisição desses dados seja o Eletrocardiograma (ECG), conforme amplamente documentado na literatura médica, a utilização de equipamentos de ECG no cotidiano torna-se impraticável devido à complexidade de manuseio e ao custo elevado. Em contrapartida, a fotopletismografia (PPG) emergiu como uma alternativa viável para a aquisição de sinais cardíacos em dispositivos vestíveis. (MENGARDA, 2025).

Neste contexto, este trabalho propõe o desenvolvimento de um protótipo de dispositivo de baixo custo para a aferição da VFC, visando a determinação da prontidão para o treino para atletas e entusiastas do esporte. O sistema fundamenta-se na utilização do microcontrolador ESP32 (ESP-WROOM-32), escolhido por sua capacidade de processamento e conectividade, integrado ao sensor óptico XD-58C para validação da ideia e prova de conceito.

Uma particularidade técnica relevante deste projeto é a utilização do princípio

de PPG com fonte de luz verde, sendo diferente dos tradicionais sensores infravermelhos utilizados na oximetria e em sensores de frequência cardíaca (FC) mais simples como KY-39HS. Essa escolha visa obter uma melhor relação sinal-ruído (SNR) na detecção superficial do fluxo sanguíneo capilar no dedo. Dado que os sinais de PPG são inerentemente suscetíveis a ruídos de movimento e interferências da luminosidade do ambiente, o projeto implementa etapas robustas de processamento digital de sinais, aplicando filtros IIR (Resposta Infinita ao Impulso) e técnicas de suavização exponencial para garantir a integridade dos dados necessários aos algoritmos de cálculo das métricas de variabilidade. (NATARAJAN et al., 2020).

Assim investigando se a análise da VFC pode ser obtida de forma confiável a partir deste dispositivo embarcado. Buscando demonstrar que, através da coleta, filtragem e armazenamento adequados desses dados, é possível fornecer ao usuário um indicativo claro de sua condição física, mensurando objetivamente sua prontidão para o treino.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Desenvolver e validar um protótipo de dispositivo baseado no microcontrolador ESP32 e no sensor XD-58C para aquisição e processamento de sinais de Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) via fotopleletismografia.

1.1.2 Objetivos específicos

1. Estudar as características fisiológicas do sinal de PPG e da VFC;
2. Projetar e integrar o circuito de instrumentação conectando o sensor óptico reflexivo XD-58C ao microcontrolador ESP32, garantindo a estabilidade elétrica necessária para a captura de sinais biológicos de baixa amplitude;
3. Projetar e implementar algoritmos de processamento digital de sinais embarcados;
4. Desenvolver um algoritmo robusto para a detecção precisa dos picos sistólicos na onda de pulso (intervalos pulso-a-pulso) para o cálculo dos intervalos de tempo necessários para a análise da VFC;
5. Estruturar um sistema de armazenamento local ou em nuvem dos dados coletados, permitindo a construção de um histórico (linha de base) individual do usuário;
6. Elaborar a lógica de classificação que correlaciona os valores de VFC obtidos com o estado de recuperação do usuário, gerando o indicador de prontidão para o treino;

7. Avaliar a eficiência computacional dos filtros digitais implementados no ESP32;
8. Demonstrar a funcionalidade do protótipo através da apresentação dos dados processados.

2 Referencial Teórico

2.1 Fisiologia Cardiovascular e Autonômica

2.1.1 Introdução

A compreensão aprofundada dos mecanismos fisiológicos que regem o ritmo cardíaco é um pré-requisito fundamental para o desenvolvimento de qualquer dispositivo de monitoramento de sinais cardíacos, especialmente aqueles voltados para a análise de desempenho. (MIRANDA-VEGA et al., 2025). O coração não atua como um marca-passo perfeito, ele possui uma ritmicidade dinâmica, não linear, flutuando continuamente em resposta a demandas metabólicas, emocionais, térmicas e físicas. Esta flutuação temporal, não pode ser entendida como um erro do sistema, é um sinal de saúde e adaptabilidade, constituindo a base da análise da VFC.

2.1.2 O Sistema Nervoso Autônomo e a Modulação Cardíaca

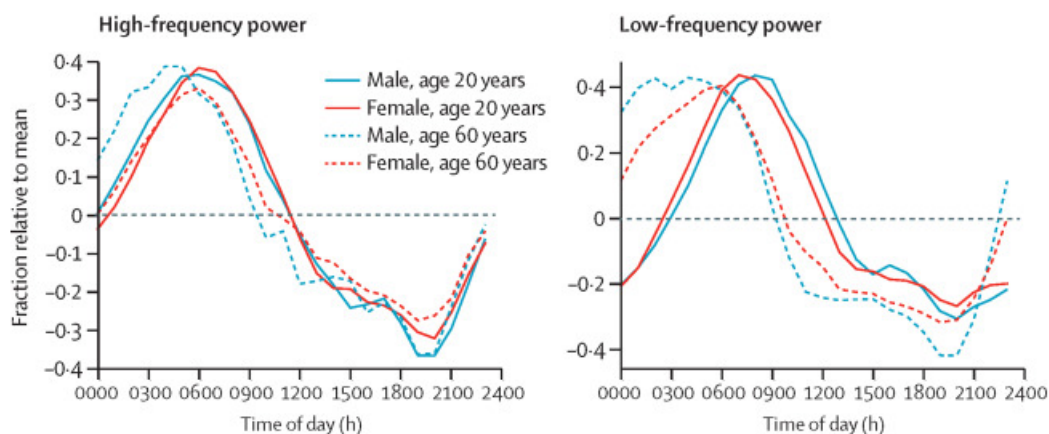
Segundo Moraes et al. (2018), o controle da FC é mediado primariamente pelo SNA, que atua diretamente sobre o nó sinoatrial, o marcapasso natural do coração que gera os pulsos elétricos responsáveis pelo batimento cardíaco. O SNA é a interface entre o cérebro, especificamente a Rede Autonômica Central, e o sistema cardiovascular, sendo dividido funcionalmente em dois ramos antagônicos e complementares: o sistema simpático e o sistema parassimpático.

O sistema nervoso simpático é responsável pela mobilização de energia e pela resposta de luta ou fuga, ou estado de alerta. Sua ativação libera o neurotransmissor norepinefrina, que atua nos receptores beta-adrenérgicos do miocárdio. O resultado fisiológico é o aumento da frequência de disparo do nó sinoatrial, aumento da velocidade de condução elétrica e aumento da força de contração. É importante notar que a resposta simpática possui uma latência maior (segundos a minutos), o que a torna responsável pela modulação de baixa frequência (LF) da FC em conjunto com o sistema parassimpático, que atua em ambos baixa e alta frequência. (ESCO et al., 2018).

Em contrapartida, o sistema nervoso parassimpático (ou vagal) atua na conservação de energia, restauração homeostática e recuperação, ou resposta de repouso e digestão, ou relaxamento. Através do nervo vago, é liberado o neurotransmissor acetilcolina, que se liga aos receptores muscarínicos M2. O que segundo Esco et al. (2018) resulta na diminuição da frequência cardíaca e, crucialmente, no aumento da variabilidade entre os batimentos. A atividade vagal é extremamente rápida (latência de milissegundos), capaz de alterar o

ritmo cardíaco a cada ciclo respiratório, sendo o principal contribuinte para a VFC de alta frequência em repouso por atuar diretamente na modulação de alta frequência (HF).

Figura 1 – Gráfico relacional de LF e HF em relação as médias por gênero e idade.



Fonte: [Natarajan et al. \(2020, p. e654\)](#).

Segundo [Esco et al. \(2018\)](#) a razão LF/HF é uma métrica derivada das potências espectrais das bandas LF e HF e é amplamente utilizada como um indicador de balanço simpatovagal. Como vemos na Figura 1, embora exista algumas controvérsias, geradas pela idade e gênero e quanto aos mecanismos fisiológicos exatos subjacentes à relação LF/HF, ela é utilizada como uma aproximação do balanço entre os dois braços do SNA:

1. Razão LF/HF elevada: Sugere um aumento relativo da atividade simpática e/ou uma diminuição relativa da atividade parassimpática (vagal).
2. Razão LF/HF reduzida: Sugere um predomínio parassimpático.

É uma característica relevante para o protótipo, pois o aumento da VFC é uma característica do predomínio parassimpático, associado a um estado de relaxamento e boa capacidade adaptativa do organismo. ([MENGARDA, 2025](#)).

Um outro fenômeno relevante neste contexto, segundo [Song e Lehrer \(2003\)](#) é a Arritmia Sinusal Respiratória (RSA), onde a frequência cardíaca aumenta durante a inspiração (inibição vagal) e diminui durante a expiração (ativação vagal). A presença de uma RSA marcada é um sinal clínico de um sistema parassimpático saudável e de um bom acoplamento cardiorrespiratório.

Portanto, a análise dos intervalos entre batimentos cardíacos não é apenas uma medida de tempo, mas uma janela não invasiva para observar o balanço simpatovagal do

indivíduo e a integridade de seus mecanismos de regulação interna, sendo então um dos marcadores biológicos que se deve levar em consideração na prototipagem do dispositivo que pretende determinar a capacidade de prontidão de um indivíduo para um novo estresse biológico e mental.

2.1.3 Variabilidade da Frequência Cardíaca como Biomarcador

A VFC descreve as oscilações nos intervalos entre batimentos cardíacos consecutivos, denominados tecnicamente como intervalos R-R, em que se calcula o tempo decorrido entre os picos R do ECG, ou intervalos N-N (Normal-to-Normal) quando batimentos ectópicos são removidos (MENGARDA, 2025). Diferente da frequência cardíaca média, que fornece um valor estático, por exemplo 60 bpm, e representa apenas o ponto de equilíbrio final, a VFC analisa a microestrutura temporal dessas oscilações, revelando a capacidade do sistema de ajustar-se rapidamente.

Moraes et al. (2018) estabelece que uma VFC elevada é um indicador robusto de saúde cardiovascular e plasticidade autonômica, que é a capacidade do corpo de se adaptar a estressores ambientais e psicológicos. Por outro lado, uma VFC reduzida está fortemente relacionada a quadros de inflamação sistêmica, fadiga crônica, overtraining, diabetes e maior risco de mortalidade pós-infarto.

Pode-se concluir a partir de uma grande quantidade de evidências, segundo Lehrer e Gevirtz (2014), que os indivíduos são mais resilientes, física e emocionalmente, quando as amplitudes das oscilações da VFC são maiores e mais complexas. A VFC é, portanto, frequentemente vista como uma medida de resiliência física e emocional.

Segundo Christmas et al. (2019) a VFC, pode então determinar a prontidão para atividade em atletas e praticantes de atividade física. Sendo ela uma métrica que também pode ser avaliada pelo domínio do tempo, metodologia mais aplicável em sistemas embarcados devido à menor complexidade computacional e menor necessidade de memória em comparação à análise espectral (Domínio da Frequência via Transformada Rápida de Fourier) que leva em consideração a LF e HF, como apontador por Kofjač et al. (2018), Mengarda (2025). Na análise temporal se destacam duas métricas fundamentais.

Uma delas é o Desvio padrão de todos os intervalos normais registrados (SDNN):

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (NN_i - \overline{NN})^2}{N - 1}}$$

Esta métrica reflete a variabilidade global e a soma de todas as influências cíclicas (simpáticas, parassimpáticas, termorregulatórias e hormonais). Em Esco et al. (2018) foram feitos estudos que compararam segmentos ultra-curtos (1 minuto) com registros de

5 minutos, o SDNN demonstrou correlação muito forte a quase perfeita com o componente de LF e a razão LF/HF. Contudo, sua interpretação depende fortemente da duração do registro, sendo mais útil em monitoramentos de 24 horas usados em testes de ECG, como citado por [Mengarda \(2025\)](#).

A outra a Raiz quadrada da média do quadrado das diferenças entre intervalos sucessivos (RMSSD):

$$\text{RMSSD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (NN_{i+1} - NN_i)^2}$$

Devido à matemática baseada na diferença entre batimentos sucessivos, o RMSSD filtra componentes de baixa frequência e foca nas alterações rápidas do ritmo cardíaco. Como visto anteriormente, apenas o sistema parassimpático tem velocidade suficiente para modular o coração batimento a batimento. Portanto, o RMSSD é considerado o padrão-ouro para estimar a atividade puramente vagal, pois demonstrou correlação quase perfeita com o componente HF em todos os pontos de tempo analisados, sendo o ideal para análises de segmentos ultra-curtos. ([ESCO et al., 2018](#))

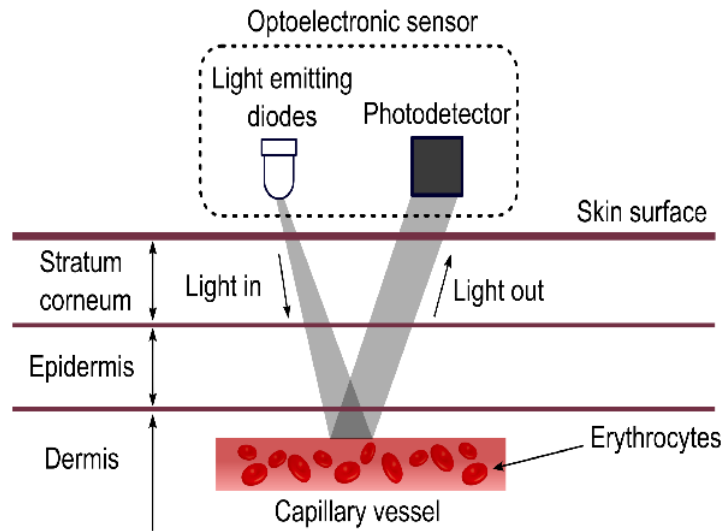
Ela também é menos influenciada pela ciclo respiratório e a monitorização longitudinal deste parâmetro permite traçar a curva de recuperação do atleta. Ainda segundo [Esco et al. \(2018\)](#), um valor de RMSSD basal alto ou estável em relação à média móvel pessoal indica que o atleta se recuperou do estresse anterior (predominância parassimpática restaurada). Uma queda abrupta no RMSSD sugere que o sistema simpático ainda está predominante ou que o parassimpático está suprimido, indicando fadiga sistêmica, estresse não assimilado ou início de processos infecciosos, recomendando-se a redução da carga de treino naquele dia ou até um descanso ativo sem treino.

2.1.4 Fundamentos da Fotopletismografia Reflexiva

Enquanto o Eletrocardiograma mede a atividade elétrica do coração, segundo [Park et al. \(2022\)](#) a Fotopletismografia é uma técnica óptica que mede as variações volumétricas do sangue na microcirculação periférica. O princípio se baseia na emissão de luz sobre a pele e na medição da intensidade luminosa que retorna ao fotodetector. Em dispositivos vestíveis como anéis e pulseiras, utiliza-se a configuração de PPG Reflexiva, onde o emissor e o detector estão posicionados lado a lado na mesma superfície.

Como demonstrado na Figura 2 o sensor PPG é composto por um diodo emissor de luz (LED), e um fotodetector que a detecta. O princípio de funcionamento do sensor PPG se baseia na emissão de luz. O PPG registra a quantidade de luz transmitida ou refletida pela mudança na concentração de substâncias no sangue e pelo caminho óptico de acordo

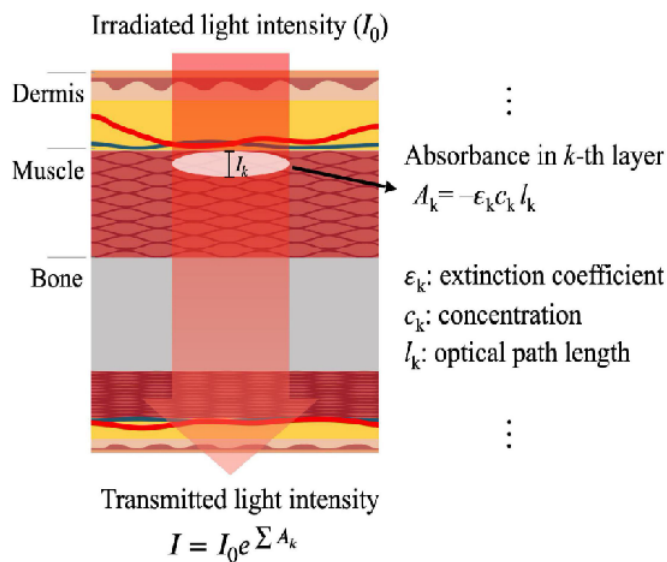
Figura 2 – Princípio de funcionamento da PPG reflexiva.



Fonte: Moraes et al. (2018).

com a pulsação. A relação pode ser explicada pela Lei de Beer–Lambert, que define a atenuação da intensidade da luz pelo coeficiente de extinção, concentração e comprimento do caminho óptico de um meio quando a luz o atravessa como demonstrado na Figura 3.

Figura 3 – Lei de Beer–Lambert.



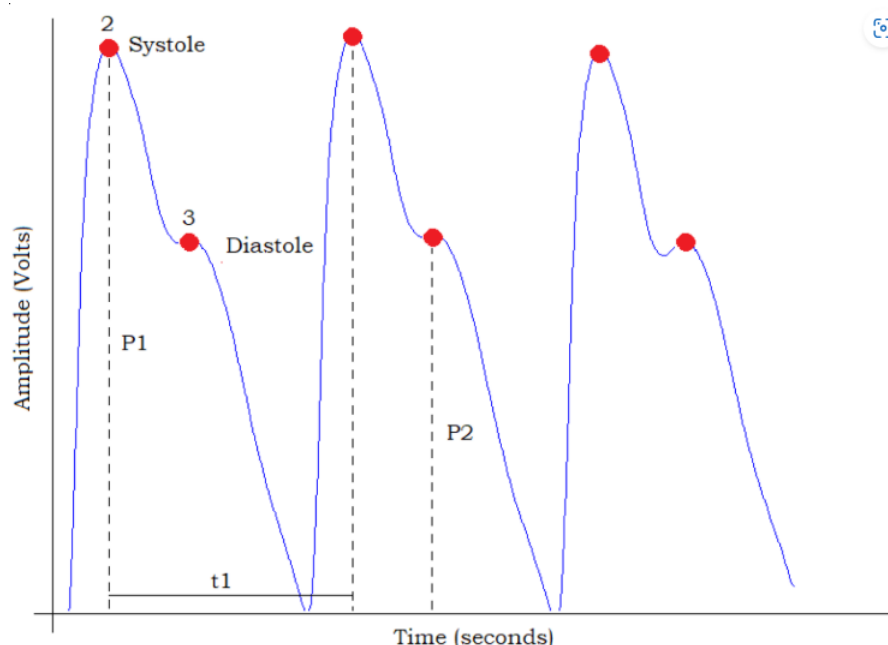
Fonte: Park et al. (2022).

O sinal de PPG é diferente do gerado pelo ECG. (MORAES et al., 2018). Ele é composto por dois componentes principais:

1. Componente DC (Nível Basal): Relacionado à absorção constante de luz pelos tecidos estáticos (pele, osso, músculo) e pelo volume de sangue venoso não pulsátil. (PARK et al., 2022).
2. Componente AC (Pulsátil): Uma pequena flutuação sobreposta ao nível DC, causada pelo aumento do volume de sangue arterial nos capilares a cada sístole cardíaca. É a detecção deste componente AC que permite a extração da onda de pulso-a-pulso. (PARK et al., 2022).

Durante a sístole, o volume sanguíneo aumenta, absorvendo mais luz e reduzindo a intensidade no detector; durante a diástole, o volume diminui, permitindo maior retorno de luz. O fotodetector converte essas variações de fótons em corrente elétrica, gerando a onda fotopleletismográfica, como podemos ver na Figura 4, permitindo verificar a amplitude da sístole, diástole e o intervalo entre picos.

Figura 4 – Onda fotopleletismográfica.



Fonte: Moraes et al. (2018).

Segundo Kim e Baek (2023), tradicionalmente, oxímetros de pulso clínicos utilizam luz vermelha e infravermelha para medir a saturação de oxigênio (SpO₂) e aferição da FC através da PPG de transmissão, configuração em que o fotodetector fica ao lado oposto do fotoemissor. No entanto, para a aquisição robusta da frequência cardíaca e VFC em tecnologias vestíveis de uso cotidiano, a luz verde apresenta vantagens físicas significativas sobre o infravermelho.

Uma das vantagens é o coeficiente de absorção e contraste. Segundo [Kim e Baek \(2023\)](#) a hemoglobina (tanto oxigenada quanto desoxigenada) possui um pico de absorção na faixa verde do espectro visível um pouco superior ao da faixa infravermelha. Isso resulta em uma modulação mais acentuada do componente AC em relação ao componente DC. Em termos práticos, a luz verde gera um sinal com maior amplitude relativa e melhor SNR para a detecção de pulso.

A outra é a profundidade de penetração e sua relação com os artefatos de movimento (MA) internos ao corpo humano, pois segundo [Lee et al. \(2013\)](#), a luz infravermelha tem um comprimento de onda longo, o que lhe permite penetrar profundamente nos tecidos (vários milímetros), alcançando tendões, ligamentos e até estruturas ósseas, quando utilizadas em dedos. Durante o exercício ou movimento das mãos, essas estruturas se movem, modulando a luz infravermelha e criando falsos pulsos ou ruídos de difícil filtragem. A luz verde, por ter menor comprimento de onda, penetra menos profundamente, interagindo principalmente com a rede capilar superficial da derme e epiderme. Isso torna o sinal intrinsecamente menos vulnerável a ruídos biomecânicos profundos, o que é crucial para a estabilidade de leitura em um dispositivo vestível, onde pequenos movimentos dos dedos são constantes.

2.2 Processamento Digital de Sinais

A aquisição de sinais biomédicos, por sua natureza, lida com amplitudes de tensão extremamente baixas e ambientes ruidosos. O sinal bruto proveniente de um sensor de PPG raramente é utilizável em sua forma pura para fins diagnósticos ou analíticos. Portanto, a aplicação de técnicas de Processamento Digital de Sinais (PDS) é mandatária para isolar o conteúdo fisiológico de interesse (a onda de pulso) dos artefatos indesejados, garantindo a fidelidade necessária para o cálculo da VFC. ([MENGARDA, 2025](#))

2.2.1 Sinais e Sistemas Discretos e Amostragem

O mundo físico é analógico e contínuo no tempo. Para que um microcontrolador digital possa processar essas informações, o sinal contínuo de tensão $x(t)$ gerado pelo fotodetector deve ser convertido em uma sequência discreta de números $x[n]$. Este processo ocorre através do Conversor Analógico-Digital (ADC) e é governado fundamentalmente pelo Teorema da Amostragem de Nyquist-Shannon.

O teorema estabelece que, para reconstruir perfeitamente um sinal analógico limitado em banda, a frequência de amostragem f_s deve ser pelo menos o dobro da maior frequência contida no sinal f_{max} , ou seja, $f_s \geq 2 \cdot f_{max}$. Segundo [Moraes et al. \(2018\)](#) no contexto da PPG, a frequência fundamental do batimento cardíaco raramente excede 3-4 Hz (180-240 bpm). No entanto, segundo [Mengarda \(2025\)](#), a onda de pulso possui

harmônicos de frequência mais alta que definem sua forma (morfologia) e a nitidez do pico sistólico.

Para aplicações de VFC, o critério de Nyquist é insuficiente se considerado apenas para a reconstrução da onda. Mengarda (2025) afirma que o fator crítico torna-se a resolução temporal para a detecção do pico. Uma baixa taxa de amostragem introduz um erro de quantização no tempo, onde o pico real ocorre entre duas amostras. Para análises de VFC no domínio do tempo, recomenda-se taxas de amostragem na faixa de 50 Hz a 250 Hz.

2.2.2 Caracterização de Ruídos em Sinais de Fotopletismografia

Segundo Mengarda (2025), Elgendi (2012) diferentemente do ECG, em que os principais ruídos são de origem elétrica, como interferência de rede 50/60 Hz, a PPG é primariamente afetada por fenômenos ópticos e mecânicos. A compreensão desses ruídos é essencial para o projeto dos filtros digitais, sendo eles:

1. Artefatos de Movimento: Segundo Moraes et al. (2018) este é o desafio mais crítico em tecnologias vestíveis. O movimento do dedo ou da mão altera o acoplamento óptico entre o sensor e a pele, e muda o volume de sangue venoso (não pulsátil) na região. Isso gera oscilações de grande amplitude que podem saturar o sinal ou criar falsos picos. Como o espectro de frequência do movimento humano (0.1 - 10 Hz) se sobrepõe ao da frequência cardíaca obtidas pelo PPG (0.5 - 4 Hz), filtros de frequência lineares simples muitas vezes falham em remover MA sem distorcer o sinal cardíaco.
2. Movimentação da Linha de Base: Segundo Park et al. (2022) A respiração e a atividade vasomotora (regulação da temperatura) causam oscilações lentas (abaixo de 0.5 Hz) no nível DC do sinal. Embora não impeçam a detecção de picos, essas flutuações dificultam a definição de limiares fixos para algoritmos de análise do sinal P-P.
3. Ruído de Alta Frequência: Proveniente de interferências eletromagnéticas da rede elétrica acopladas aos cabos do sensor ou ruído térmico (Johnson-Nyquist) nos componentes eletrônicos. Segundo Park et al. (2022) no caso de sensores ópticos, a luz ambiente (lâmpadas fluorescentes piscando a 120 Hz) também pode introduzir ruído se o sensor não estiver perfeitamente isolado da luz externa.

Portanto, a necessidade de aplicar filtros para isolar o sinal de interesse é fundamental, uma vez que a filtragem é uma etapa essencial para o processamento de sinais digitais, garantindo a preservação das características fisiológicas fundamentais do sinal da FC.

2.2.3 Projeto de Filtros Digitais para Sistemas Embarcados

A escolha dos filtros digitais em um sistema embarcado é um compromisso constante entre desempenho de filtragem e custo computacional. Filtros ideais requerem poder de processamento infinito; filtros reais devem operar em tempo real com recursos limitados.

Neste projeto, optou-se pela utilização de filtros de Resposta ao Impulso Infinita (IIR). Diferente dos filtros FIR (Resposta ao Impulso Finito), que dependem apenas de valores de entrada passados, os filtros IIR utilizam realimentação de saídas anteriores. A equação de diferenças genérica de um filtro IIR é dada por:

$$y[n] = \frac{1}{a_0} \left(\sum_{i=0}^P b_i x[n-i] - \sum_{j=1}^Q a_j y[n-j] \right)$$

A principal vantagem dos filtros IIR é a eficiência: eles conseguem obter uma resposta de frequência muito íngreme (corte abrupto de ruídos) com uma ordem muito baixa (poucos coeficientes). Isso significa menos multiplicações e somas por amostra, economizando ciclos de CPU do microcontrolador e bateria, como demonstrado em [Mengarda \(2025\)](#). A desvantagem teórica é a fase não-linear, que pode causar leve distorção na forma da onda, mas que é aceitável para a detecção de picos em aplicações de monitoramento de bem-estar, desde que ela não afete a frequência desejada.

Em [Smith \(1997\)](#) se tem que dentre as topologias de filtros IIR, a aproximação de Butterworth foi selecionada para este trabalho. Sua característica definidora é ser maximamente plana na banda de passagem. Isso significa que o filtro não introduz oscilações nas frequências de interesse (o sinal cardíaco), preservando a amplitude dos picos sistólicos. Segundo [Miranda-Vega et al. \(2025\)](#) Um filtro passa-baixa de Butterworth de 2ª ordem, com frequência de corte em torno de 5-10 Hz, é altamente eficaz para remover ruído de rede elétrica (60 Hz) e ruído muscular de alta frequência, mantendo a integridade do pulso PPG fundamental.

Para o tratamento do ruído de alta frequência e limpeza visual do sinal, escolheu-se implementar também a técnica de Suavização Exponencial. Matematicamente, ela atua como um filtro passa-baixa de primeira ordem muito simples, descrito pela equação recursiva:

$$S_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}$$

Onde,

S_t é o valor suavizado atual.

x_t é o valor bruto atual lido pelo sensor.

S_{t-1} é o valor suavizado anterior.

α (alfa) é o fator de suavização, $0 < \alpha < 1$.

A relação entre o parâmetro α (fator de suavização) e a frequência de corte (f_c) é dada pela fórmula aproximada (para amostragem rápida):

$$\alpha \approx 2\pi \cdot \frac{f_c}{f_s}$$

Onde,

f_c : Frequência de corte desejada (Hz).

f_s : Frequência de amostragem (Hz).

Quanto menor o α , maior a influência do histórico e mais suave (lento) é o filtro. Esta técnica por suas características é extremamente valiosa para microcontroladores com pouco poder de armazenamento, como constatado em [Mengarda \(2025\)](#), pois requer apenas uma multiplicação, uma adição e uma subtração por amostra, e armazena apenas uma variável na memória. Pensando nisso, ela será utilizada neste projeto para estabilizar o sinal antes da etapa de detecção de picos, reduzindo a ocorrência de falsos positivos causados por espículas de ruído sem a necessidade de processamento pesado ou de hardware específico para limpeza do sinal.

2.3 Hardware e Sistemas Embarcados

Segundo [J et al. \(2025\)](#), a materialização de um sistema de monitoramento biomédico eficaz exige mais do que a simples conexão de componentes; requer a integração harmoniosa entre sensores analógicos de alta sensibilidade e unidades de processamento digital capazes de operar em tempo real com latência determinística. Também, conforme [Moraes et al. \(2018\)](#), a escolha da arquitetura de hardware para um dispositivo vestível impõe desafios de engenharia específicos, sendo regida por três restrições primárias: dimensões físicas reduzidas para ergonomia, eficiência energética para autonomia de uso e capacidade computacional suficiente para o processamento de sinais na borda, evitando a dependência excessiva de processamento em nuvem.

2.3.1 O Microcontrolador ESP32

Para o núcleo de processamento e controle deste protótipo, selecionou-se o módulo ESP32, Figura 5, especificamente o modelo ESP-WROOM-32, desenvolvido pela Espressif Systems. Diferente de plataformas de 8-bits tradicionais (como o ATmega328P do Arduino Uno), que operam com recursos limitados de memória e velocidade, o ESP32 é um System-on-Chip (SoC) de alta performance, operando com uma arquitetura de 32 bits baseada nos microprocessadores Xtensa LX6. ([MIRANDA-VEGA et al., 2025](#)).

Figura 5 – ESP-WROOM-32 da Espressif.



Fonte: Autor.

Esta escolha se justifica por características técnicas críticas para o processamento robusto de VFC. O ESP32 possui dois núcleos de processamento assimétricos que podem operar independentemente em frequências de clock ajustáveis de até 240 MHz, compondo o chip ESP32-D0WDQ6.

Isso permite a implementação de um sistema operacional de tempo real, onde tarefas críticas são segregadas, como em [J et al. \(2025\)](#), a exemplo, um núcleo de processamento pode ser dedicado exclusivamente à aquisição de dados do sensor via interrupções de timer e à filtragem digital, garantindo uma taxa de amostragem perfeitamente estável e sem erros de amostragem, enquanto o outro gerencia a pilha de protocolos Wi-Fi/Bluetooth e a comunicação externa. Essa separação evita que a latência estocástica da conexão de rede interfira na precisão temporal milimétrica necessária para a leitura dos intervalos P-P, como citado em [Kofjač et al. \(2018\)](#).

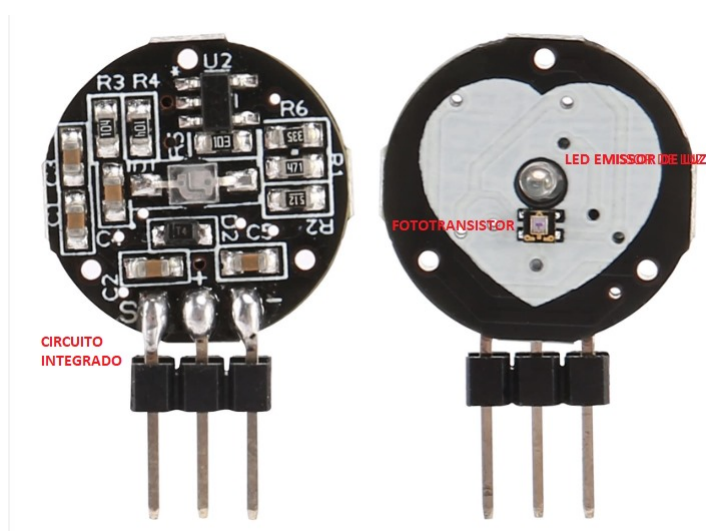
O SoC integra conversores de Aproximação Sucessiva (SAR) com resolução configurável de até 12 bits. Segundo [Mengarda \(2025\)](#) isso proporciona 4096 níveis de quantização para a faixa de tensão de entrada, um aumento quadruplicado na sensibilidade em comparação aos ADCs de 10 bits (1024 níveis) comuns em outras plataformas de prototipagem. Para sinais de fotopletismografia, onde a AC representa apenas uma fração mínima, 1 a 2%, da amplitude total do sinal, essa resolução extra é fundamental para reconstruir a morfologia da onda sem demonstrar o formato de escada digital representaria os picos caso a resolução não fosse atingida, como descrito em [Smith \(1997\)](#).

Por fim, a arquitetura Xtensa inclui um conjunto de instruções estendidas otimizadas para operações de multiplicação e acumulação em ciclo único, além de suporte a ponto flutuante via hardware. Esses recursos são essenciais para a execução eficiente e veloz das equações de diferença recursivas dos filtros digitais IIR permitindo que o dispositivo filtre o sinal em tempo real sem atrasos perceptíveis.

2.3.2 Sensor Óptico Reflexivo

A interface primária entre o meio biológico e o sistema eletrônico é realizada pelo módulo sensor óptico, baseado no princípio da fotopletoislografia reflexiva. Neste trabalho, utiliza-se a topologia de hardware presente no módulo XD-58C, Figura 6, que consiste em um par de componentes semicondutores optoeletrônicos montados lado a lado na mesma face da placa de circuito integrado, assim como mencionado em [Park et al. \(2022\)](#).

Figura 6 – Sensor de Frequência Cardíaca XD-58C.



Fonte: Autor.

Utiliza-se de um LED emissor com pico de emissão no comprimento de onda verde (aproximadamente 520nm a 570nm), fator que é importante para a qualidade do sinal em aplicações de superfície. Esta faixa espectral, segundo [Kim e Baek \(2023\)](#), maximiza a absorção pela hemoglobina oxigenada e desoxigenada, garantindo alto contraste, ao mesmo tempo que minimiza a penetração em tecidos profundos não-pulsáteis, reduzindo artefatos de movimento oriundos de tendões e ossos, não gerando variação da componente DC da onda de pulso do PPG.

Assim como, um fototransistor, um transistor bipolar cuja junção base-coletor é exposta e sensível à incidência de fótons, com uma faixa de funcionamento para luz verde, possuindo uma curva de sensibilidade espectral que abranja essa faixa, garantindo eficiência na conversão fóton-elétron. Diferente de um resistor dependente de luz (LDR) que possui alta inércia química e resposta lenta, o fototransistor opera com tempos de subida e descida na ordem de microssegundos, o que é adequado para capturar a dinâmica rápida da onda de pulso dicrotica.

Um ponto de atenção é o sinal de saída bruto do fototransistor que é, na realidade, uma variação de corrente elétrica proporcional à intensidade da luz refletida pelo

fluxo sanguíneo. Para que o microcontrolador ESP32 possa processar essa informação, é estritamente necessário um circuito de transdução corrente-tensão. Tipicamente, isso é realizado através de uma configuração de divisor de tensão com um resistor de carga ou um amplificador operacional.

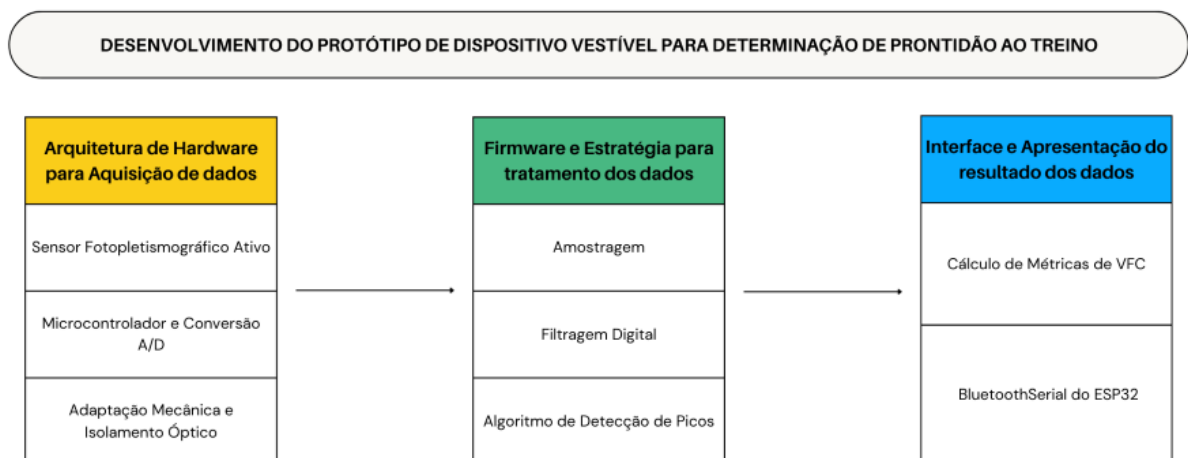
Segundo [Moraes et al. \(2018\)](#), o desafio reside no fato de que o sinal resultante possui um componente DC (nível de luz ambiente, reflexão estática da pele, gordura e osso) muito alto e de grande amplitude, sobre o qual flutua um componente AC (pulso cardíaco) de amplitude ínfima. Portanto, o front-end analógico é a primeira etapa crítica. O dimensionamento incorreto do resistor de carga pode levar à saturação do sinal (se muito alto) ou à falta de sensibilidade (se muito baixo). O objetivo é garantir que a variação de tensão correspondente ao batimento cardíaco ocupa uma faixa dinâmica significativa da entrada do ADC, maximizando a relação SNR antes mesmo da digitalização, questão que o sensor óptico XD-58C resolve bem com um sistema de filtragem físico embarcado.

3 Metodologia

A metodologia adotada para o desenvolvimento deste trabalho classifica-se como aplicada e experimental, com abordagem quantitativa. O projeto foi estruturado em etapas sequenciais de engenharia, abrangendo desde a instrumentação eletrônica e condicionamento de sinais analógicos até o desenvolvimento de firmware para processamento digital em tempo real e cálculo de métricas fisiológicas.

A Figura 7 ilustra o diagrama de blocos funcional do sistema proposto, dividindo-o em módulos de Aquisição, Processamento e Interface.

Figura 7 – Diagrama de blocos dividido em módulos.



Fonte: Autor.

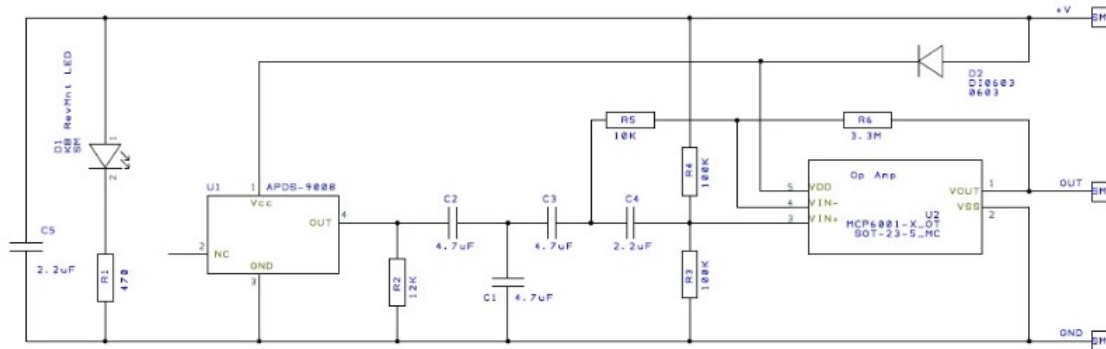
3.1 Arquitetura de Hardware para Aquisição de Dados

3.1.1 Sensor Fotopletismográfico Ativo XD-58C e o Microcontrolador ESP32

Diferente de sensores passivos (como o KY-039 básico), optou-se pela utilização do módulo XD-58C. Pois este sensor se destaca por possuir uma arquitetura ativa, integrando um LED emissor de luz verde (comprimento de onda 550nm aproximadamente) e um fotosensor (APDS-9008) acoplado a um circuito de condicionamento de sinal on-board, como demonstrado na Figura 8. O circuito integrado no módulo realiza uma pré-amplificação e filtragem analógica inicial, centralizando o sinal de saída em $V_{CC}/2$. Esta característica é fundamental para garantir que a onda de pulso oscile dentro da faixa dinâmica de leitura

do conversor analógico-digital (ADC), sem a necessidade de circuitos de bias externos complexos.

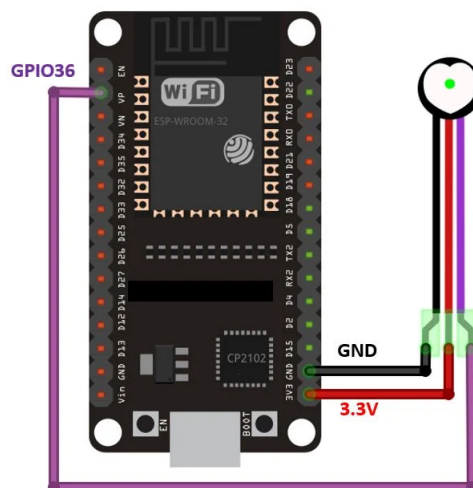
Figura 8 – Circuito Esquemático do Sensor XD-58C.



Fonte: Autor.

A integração entre o sensor óptico XD-58C e o microcontrolador ESP32 foi escolhida, pois prioriza a estabilidade do sinal. O diagrama esquemático das conexões foi projetado para garantir a leitura analógica com o mínimo de interferência eletromagnética, luz ambiente, e principalmente para evitar o acúmulo de MA que é o fator principal para a diminuição do SNR.

Figura 9 – Esquema da ligação do ESP32 com XD-58C.



Fonte: Autor.

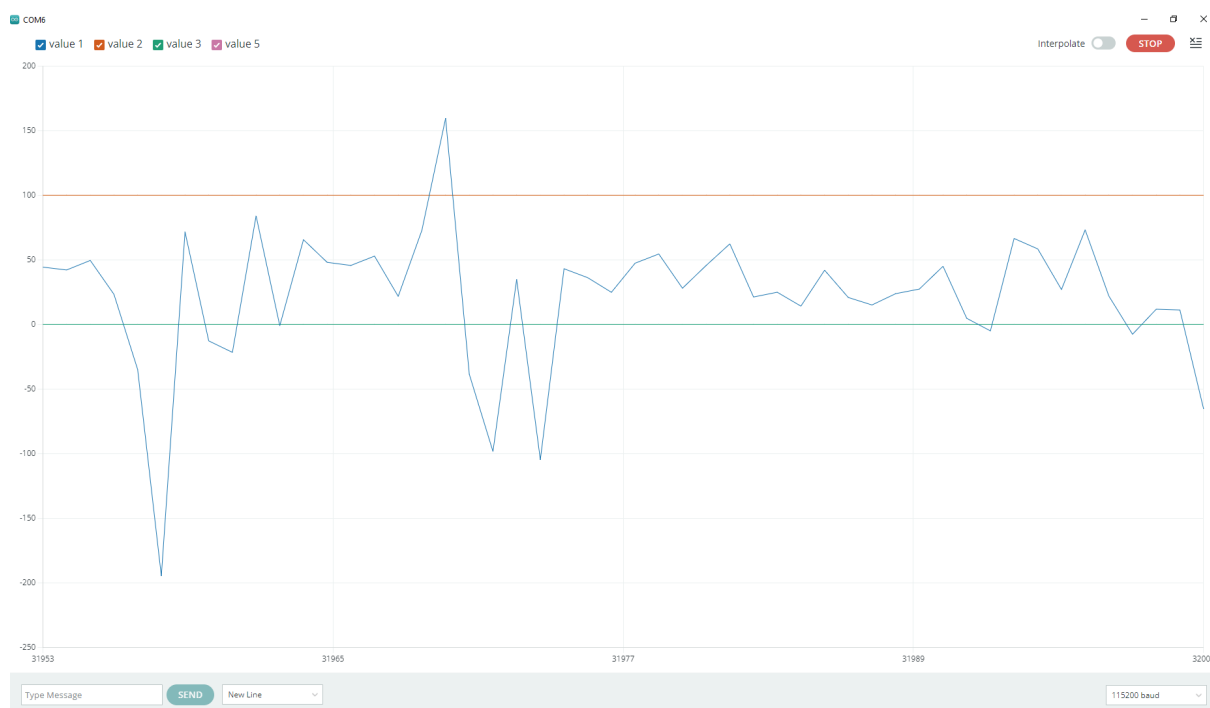
O sensor XD-58C, operando com tensão de alimentação de 3.3V, possui três pinos de interface: VCC, GND e Sinal. No projeto, o pino de sinal foi conectado a uma das

portas ADC do ESP32, a porta GPIO 36 ou VP, escolhida por não possuir resistores de pull-up internos que pudessem alterar a impedância de leitura e seu conversor faz parte do ADC1 que é separado do circuito de rádio do ESP32, diferente dos pinos ADC2. Os outros dois pinos, VCC e GND, foram conectados respectivamente no pino 3v3 e GND, como demonstrado na Figura 9.

Levando em consideração a interferência da luz ambiente. Para mitigar esse ruído fotométrico, desenvolveu-se uma adaptação mecânica em forma de luva para dedo. O sensor foi posicionado internamente na falange e a luva cobre o dedo e a região próxima ao fotodetector, garantindo uma pressão constante evitando variações abruptas na amplitude do sinal causadas por mudanças na força de contato e da luz.

Outra adaptação, foi a construção de uma pequena base para captura dos dados de FC sem a interferência de MA externos, como por exemplo, a movimentação do sensor. Essa adaptação foi feita, após inúmeras tentativas de utilização do sensor XD-58C acoplado a uma vestimenta (luva), pois foi percebido que, pelas limitações do sensor, os MA gerados causavam muita distorção, tornando qualquer filtro digital e analógico inutilizável, como se pode ver na Figura 10, onde não é possível perceber a forma de onda do PPG.

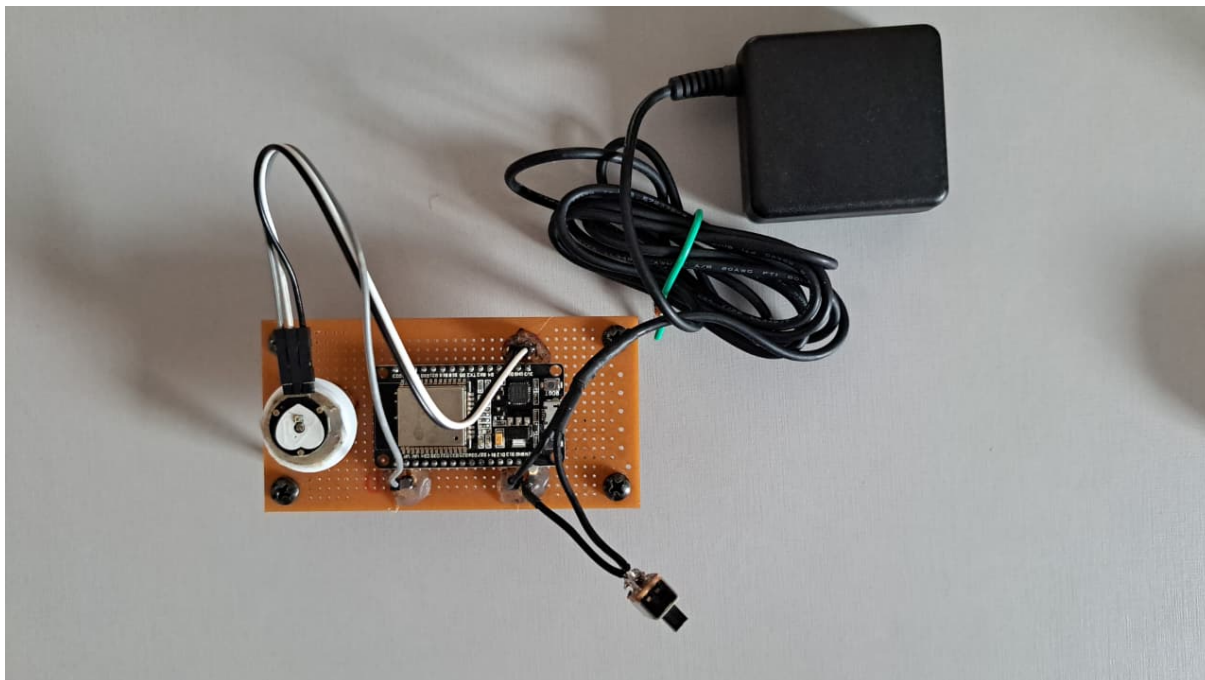
Figura 10 – Gráfico de pulso cardíaco gerado por PPG, com sensor em luva vestível.



Fonte: Autor.

Portanto, foi criada a pequena base, com um sistema de fixação para o sensor evitando sua movimentação, conforme a Figura 11.

Figura 11 – Base de fixação do ESP32 com XD-58C.



Fonte: Autor.

3.2 Firmware e Estratégia de Amostragem

O firmware foi desenvolvido em linguagem C++ utilizando a IDE do Arduino com o pacote de placas da Espressif (ESP32 DEVKIT). A estrutura do código foi dividida em três rotinas principais: aquisição dos dados, filtragem digital e extração de características.

3.2.1 Amostragem

Para o cálculo preciso da VFC, a resolução temporal é crítica. O uso de funções de atraso simples (`delay()`) foi descartado, pois introduz uma variação no tempo de amostragem e bloqueia o processador. Implementou-se uma lógica de amostragem não-bloqueante baseada no contador de microssegundos (`micros()`) do hardware.

O intervalo de amostragem (T_s) foi fixado em $20000\mu\text{s}$ (20ms), resultando em uma frequência de amostragem de 50 Hz. A frequência de amostragem (f_s) foi fixada nesse valor, pois segundo o Teorema de Nyquist, essa taxa é suficiente para reconstruir o sinal cardíaco e, dado que um ciclo comum cardíaco acontece em uma faixa de 0,5 Hz a 4 Hz, garante uma resolução temporal (20ms) adequada para as amostras, minimizando o erro de quantização no cálculo dos intervalos entre batimentos.

Isso garante que o erro máximo na detecção temporal de um pico seja de apenas $\pm 20\text{ms}$, o que é aceitável para métricas de VFC no domínio do tempo, conforme diretrizes da

literatura biomédica e segundo Kim e Baek (2023) resultados indicam que uma frequência de amostragem de 50 Hz pode ser usada sem causar mudanças significativas nas variáveis de tempo e frequência da variabilidade da frequência de pulso (VFP) que é equivalente ao VFC para questões de cálculo, ele faz essa comparação em cima de um estudo que considerou faixas de frequências de amostragem de 25 Hz a 500 Hz.

O ADC do ESP32 foi configurado com resolução de 12 bits (valores de 0 a 4095), proporcionando uma sensibilidade adequada para detectar as variações sutis da onda de pulso, como o sensor XD-58C atua em $V_{CC}/2$ como a média para o sinal gerado a faixa de amostragem dos valores gira em torno de 2048

3.2.2 Filtragem Digital em Tempo Real

Para o condicionamento do sinal, foi usada uma topologia de filtragem em cascata, combinando a eficiência de filtros de suavização com a precisão de filtros de resposta em frequência definida como Filtro de Butterworth. O primeiro estágio de filtragem recebe o sinal bruto do ADC e aplica um filtro IIR de primeira ordem, conhecido como Média Movel Exponencial, o filtro de suavização exponencial regido pela equação de diferenças:

$$y[n] = \alpha \cdot x[n] + (1 - \alpha) \cdot y[n - 1]$$

Figura 12 – Código de filtragem inicial utilizando Filtro de Suavização Exponencial.

```
73 void loop() {
74     unsigned long currentMicros = micros();
75
76     // --- LOOP DE CONTROLE DETERMINÍSTICO (50Hz) ---
77     if (currentMicros - previousMicros >= intervalMicros) {
78         previousMicros = currentMicros;
79
80         // 1. AQUISIÇÃO
81         float rawInput = analogRead(sensorPin);
82         float sinalFinal = 0;
83
84         // 2. FILTRAGEM
85         // Etapa A: Filtro Exponencial (Sempre calcula para manter histórico)
86         valExponencial = (alpha * rawInput) + ((1 - alpha) * valExponencial);
87     }
```

Fonte: Autor.

Calcula-se o α para uma frequência de amostragem 50 Hz e uma frequência de corte de 6 Hz, 50% acima do máximo fisiológico (0,5 Hz a 4 Hz), para não perder possíveis harmônicos que compõem o pico do sinal de pulso.

$$\alpha \approx \frac{f_c \cdot 2\pi}{f_s}$$

$$\alpha \approx \frac{6 \cdot 6.28}{50} \approx 0.75$$

O filtro, então, atua como um filtro passa-baixa primário de baixo custo computacional, eficaz na remoção de artefatos movimento, preparando o sinal para o estágio seguinte. Em seguida o sinal pré-processado é submetido, então, a um filtro digital Butterworth de 2ª ordem. Os coeficientes do filtro foram calculados via transformada bilinear para uma frequência de corte f_c de 5 Hz, 8 Hz e 10 Hz usando a função `butter(N, Wn)` do MatLab.

Estas frequências representam os pontos de análise para esta aplicação, sendo elas:

1. 5 Hz - Atenua excessivamente o sinal, arredondando o pico e prejudicando a marcação temporal exata.
2. 10 Hz - Permite a passagem de harmônicas de ruído e tremor muscular.
3. 8 Hz - Preserva a morfologia aguda da sístole enquanto rejeita ruídos de alta frequência.

A implementação segue a estrutura:

$$y[n] = b_0x[n] + b_1x[n - 1] + b_2x[n - 2] + a_1y[n - 1] + a_2y[n - 2]$$

Figura 13 – Código de implementação das equações diferenciais para o filtro de Butterworth de 2º ordem.

```

151 // --- FUNÇÕES MATEMÁTICAS AUXILIARES ---
152
153 // Implementação da Equação de Diferenças (Butterworth 2ª Ordem)
154 float runButterworth(float input) {
155     // Desloca histórico (Shift)
156     x[2] = x[1]; x[1] = x[0];
157     y[2] = y[1]; y[1] = y[0];
158
159     x[0] = input;
160
161     // Calcula novo Y
162     y[0] = (c_b0 * x[0]) + (c_b1 * x[1]) + (c_b2 * x[2]) + (c_a1 * y[1]) + (c_a2 * y[2]);
163
164     return y[0];
165 }
166

```

Fonte: Autor.

3.2.3 Detecção de Picos e Algoritmo Adaptativo

Diferente da ECG, onde a linha de base é estável, a fotopletismografia sofre variações no nível DC devido à pressão exercida pelo usuário no sensor ou mudanças na luz ambiente, portanto, um limiar fixo seria ineficaz.

Implementou-se um algoritmo de limiar adaptativo dinâmico. O gatilho de detecção (Th) flutua em função da média móvel do sinal:

$$Th[n] = MediaExponencial[n] + Offset$$

Figura 14 – Código de threshold dinâmico.

```
104
105 // 3. THRESHOLD ADAPTATIVO
106 // Usa o valor exponencial como base para a média móvel, pois ele é estável
107 float currentThreshold = valExponencial + 50;
108
```

Fonte: Autor.

Caso a amplitude do sinal filtrado ultrapasse T_h e o intervalo temporal desde o último batimento for superior à 300ms, período Refratário Fisiológico, prevenindo contagem dupla de picos ou ruídos dicróticos, ele é contabilizado como um pulso válido, consequentemente, um batimento cardíaco.

Esta abordagem assegura que o sistema se auto-calibre em tempo real para diferentes usuários e condições de iluminação, garantindo a robustez necessária para a coleta de dados de VFC fora de ambiente laboratorial controlado.

3.3 Interface de apresentação dos resultados

3.3.1 Cálculo da Métrica RMSSD

Após a etapa de detecção dos picos sistólicos e a determinação dos intervalos entre batimentos, o firmware executa o processamento estatístico para a obtenção da VFC. Conforme fundamentado no referencial teórico, optou-se pela utilização da Raiz Quadrada da Média do Quadrado das Diferenças Sucessivas (RMSSD) como métrica principal. Pois ela apresenta baixa sensibilidade a variações de tendências de longa duração e robustez na avaliação da atividade parassimpática em janelas de tempo curtas. O algoritmo implementado no microcontrolador realiza o cálculo em janelas deslizantes, seguindo a equação matemática discretizada:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}$$

O procedimento computacional foi estruturado para que os intervalos *PP* calculados sejam armazenados em um vetor de tamanho fixo, correspondente à janela de análise definida. A cada novo ciclo de processamento, o algoritmo calcula a diferença temporal entre o intervalo atual RR_{i+1} e o imediatamente anterior RR_i . As diferenças obtidas são elevadas ao quadrado para eliminar valores negativos e penalizar grandes variações. Em seguida, calcula-se a média aritmética desses valores quadrados. Por fim, a raiz quadrada sobre a média é aplicada, resultando no valor final de RMSSD em milissegundos.

Figura 15 – Código de cálculo do RMSSD.

```
174 // Cálculo Estatístico RMSSD
175 void calculateRMSSD() {
176     long sumSquaredDiffs = 0;
177     int validCounts = 0;
178     for (int i = 0; i < AMOSTRAS_VFC - 1; i++) {
179         if (rrHistory[i] > 0 && rrHistory[i + 1] > 0) {
180             int diff = rrHistory[i] - rrHistory[i + 1];
181             sumSquaredDiffs += (diff * diff);
182             validCounts++;
183         }
184     }
185     if (validCounts > 0) rssid = sqrt(sumSquaredDiffs / validCounts);
186 }
187
```

Fonte: Autor.

Este valor é atualizado dinamicamente e comparado com a linha de base do usuário para determinar o estado de prontidão, conforme a lógica de classificação proposta nos objetivos específicos.

3.3.2 Interface de Comunicação e Transmissão de Dados

Por fim, para viabilizar a visualização dos dados e a interação com o usuário sem a necessidade de conexões físicas, utilizou-se o protocolo de comunicação sem fio integrado ao ESP32. A transmissão dos dados foi implementada através da biblioteca `BluetoothSerial`, que emula uma porta serial padrão (UART) sobre o protocolo Bluetooth Clássico. Esta abordagem permite que o dispositivo opere como um servidor (slave), aguardando a conexão de um dispositivo mestre, como um smartphone ou computador.

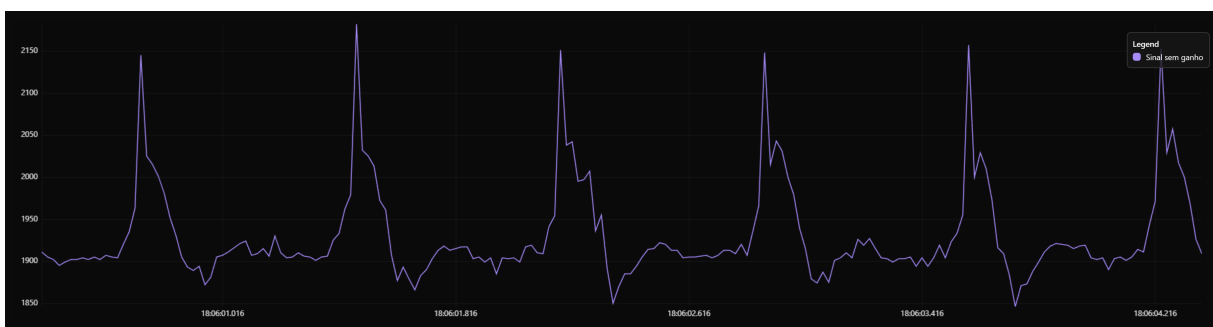
4 Resultados

A validação do protótipo focou na capacidade dos algoritmos de limpar o sinal PPG bruto, garantindo a distinção clara dos picos sistólicos necessários para o cálculo preciso dos intervalos entre batimentos e, conseqüentemente, da VFC. Durante a execução dos testes práticos foi validada a hipótese de que o microcontrolador ESP32, quando operando com algoritmos de processamento digital otimizados, é capaz de realizar a leitura de VFC com certo grau de confiabilidade. A apresentação dos dados a seguir detalha o comportamento do sinal em cada setup predefinido do firmware desenvolvido, mostrando os resultados brutos até os processados e também o cálculo final das métricas estatísticas.

4.1 Eficiência das Etapas de Pré-Processamento

A análise inicial do sistema focou no comportamento do sinal bruto captado pelo sensor XD-58C. Conforme observado no Teste 1, Figura 16, o sinal original apresentou ruídos de alta frequência característicos de interferências eletromagnéticas (luz visível) e micro tremores mecânicos (MA). Embora a periodicidade dos batimentos fosse visível, a presença de múltiplos picos locais e o formato da onda inviabilizaram a aplicação direta de um algoritmo de detecção de limiar, pois geraram falsos positivos contínuos devido ao aspecto serrilhado.

Figura 16 – Sinal bruto sem filtros.

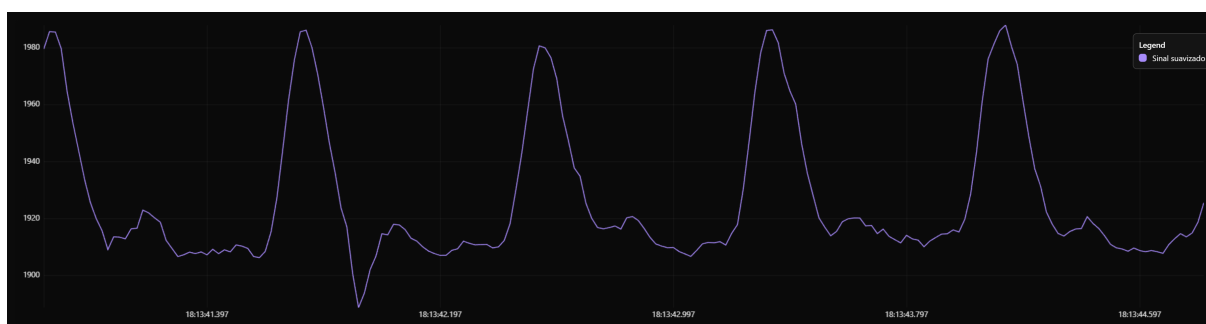


Fonte: Autor.

Para mitigar esses artefatos iniciais, avaliou-se o desempenho isolado do Filtro Exponencial com fator de suavização ajustado em 0.75. Os resultados do Teste 2, Figura 17, demonstraram que essa técnica foi eficaz na estabilização preliminar da linha de base e na remoção das espículas de ruído mais agressivas. Contudo, por tratar-se de um filtro de primeira ordem, notou-se que ele não foi suficiente para isolar a frequência fundamental

cardíaca com a pureza necessária para a análise temporal fina, exigindo uma etapa de filtragem subsequente mais seletiva.

Figura 17 – Sinal com suavização exponencial de primeira ordem.



Fonte: Autor.

4.2 Determinação da Frequência de Corte Ideal

A seleção da frequência de corte para o filtro digital IIR Butterworth de 2^a ordem foi determinante para a qualidade final do sinal. Ao analisar o comportamento do filtro configurado para 5 Hz do Teste 3, Figura 18, observou-se uma atenuação excessiva da amplitude do sinal. Esse amortecimento resultou em um achatamento indesejado dos picos sistólicos, o que prejudica a precisão temporal da marcação do pico e, conseqüentemente, a resolução cronológica necessária para o cálculo de VFC, dado que cada milissegundo conta na nossa análise.

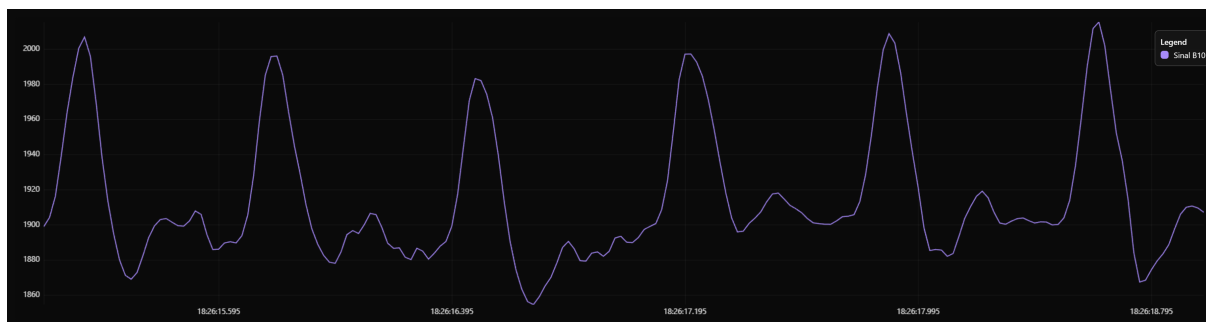
Figura 18 – Sinal com filtro Butterworth para 5 Hz.



Fonte: Autor.

Por outro lado, a configuração de 10 Hz do Teste 5, Figura 19, mostrou-se excessivamente permissiva. A banda de passagem mais larga permitiu a entrada de harmônicos indesejados, mantendo deformidades na morfologia da onda que poderiam ser interpretadas erroneamente como variações fisiológicas.

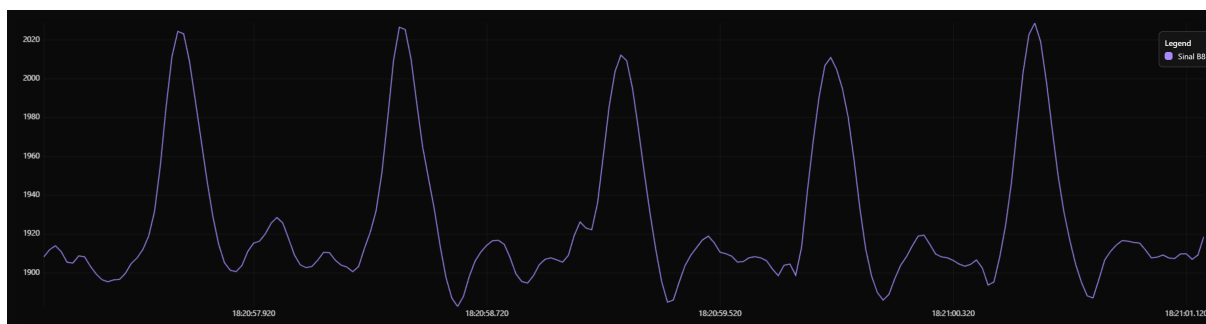
Figura 19 – Sinal com filtro Butterworth para 10 Hz.



Fonte: Autor.

A configuração de equilíbrio foi encontrada em 8 Hz do Teste 4, Figura 20, onde o filtro preservou os picos da sístole necessária para a detecção exata, enquanto rejeitou eficazmente o ruído de alta frequência que poluía o sinal.

Figura 20 – Sinal com filtro Butterworth para 8 Hz.



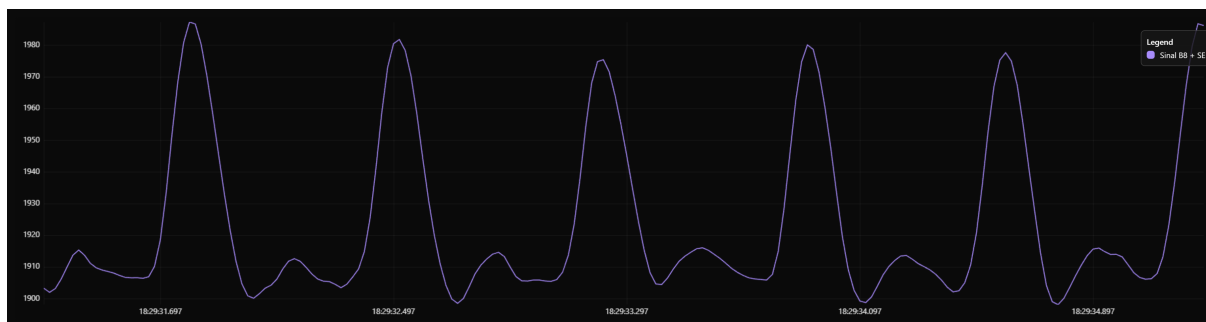
Fonte: Autor.

4.3 Desempenho da Topologia Híbrida

Com base nos dados coletados, definiu-se a topologia Híbrida do Teste 7, Figura 21, como a solução definitiva para o firmware, outros testes híbridos (6 e 8 para frequências de corte de 5 Hz e 10 Hz respectivamente) não apresentaram melhora significativa em questão as suas contrapartes quando aplicados somente o filtro de Butterworth, muito possivelmente a serem aplicadas aos extremos.

Esta abordagem consistiu no cascadeamento do sinal, onde a saída do Filtro Exponencial alimenta a entrada do Filtro Butterworth de 8 Hz. O gráfico resultante desta configuração demonstrou a melhor relação SNR entre todos os testes realizados. A linha

Figura 21 – Sinal com filtro Butterworth para 8 Hz e Suavização Exponencial.



Fonte: Autor.

de base tornou-se estável, facilitando a atuação do algoritmo de threshold dinâmico, e os picos tornaram-se distintos e limpos.

4.4 Validação da Detecção de Picos e Métrica RMSSD

A estabilidade do sinal processado permitiu a operação robusta do algoritmo de detecção de picos. O mecanismo de threshold dinâmico, que flutua 50 unidades acima da média exponencial, demonstrou eficácia ao evitar falsos gatilhos durante a fase diastólica. Adicionalmente, a implementação do período refratário fisiológico de 300ms impediu a contagem dupla de ondas dicróticas secundárias (ondas que possuem pulso duplo na fase diastólica), assegurando que apenas os picos sistólicos reais fossem contabilizados para a composição do vetor de intervalos P-P.

A métrica RMSSD, calculada sobre uma janela deslizante de 20 amostras, apresentou consistência fisiológica durante os testes de repouso, refletindo adequadamente o estado autônomo esperado. Contudo, durante a etapa de transmissão dos vetores de dados (contendo BPM, Intervalos P-P e RMSSD) via Bluetooth, observou-se uma limitação inerente à arquitetura de hardware compartilhada do microcontrolador.

A latência introduzida pela pilha de protocolos de comunicação gerou um atraso médio de 3 milissegundos no ciclo de processamento. Considerando o período de amostragem fixado em 20 milissegundos, esse atraso representou uma perda efetiva de fluxo de dados na ordem de 15%. O que é possível notar na variação abrupta de bpm e RMSSD em alguns casos demonstrada na Figura 22.

Embora essa taxa de perda afaste o protótipo do padrão-ouro clínico que exige integridade absoluta do sinal para diagnósticos patológicos, ela se mantém dentro de margens aceitáveis para dispositivos de categoria Wellness (monitoramento de bem-estar e esporte recreativo). Portanto, classifica-se o desempenho da transmissão como satisfatório

Figura 22 – Verificação da VFC através do RMSSD usando o Terminal do Serial Bluetooth Terminal no Android.

```
19:03:38.322 BPM:75|RR:420|RMSSD:59.04
19:03:38.730 BPM:75|RR:400|RMSSD:56.75
19:03:39.106 BPM:78|RR:380|RMSSD:52.11
19:03:39.460 BPM:88|RR:340|RMSSD:52.11
19:03:39.775 BPM:93|RR:320|RMSSD:48.76
19:03:40.146 BPM:78|RR:380|RMSSD:47.01
19:03:40.517 BPM:83|RR:360|RMSSD:36.99
19:03:40.886 BPM:78|RR:380|RMSSD:31.45
19:03:41.265 BPM:78|RR:380|RMSSD:29.38
19:03:41.621 BPM:83|RR:360|RMSSD:27.13
19:03:41.995 BPM:83|RR:360|RMSSD:27.13
19:03:42.406 BPM:71|RR:420|RMSSD:34.01
19:03:43.083 BPM:93|RR:320|RMSSD:37.55
19:03:43.121 BPM:75|RR:400|RMSSD:41.80
19:03:43.504 BPM:78|RR:380|RMSSD:40.26
19:03:43.879 BPM:83|RR:360|RMSSD:40.26
19:03:44.246 BPM:78|RR:380|RMSSD:40.26
19:03:44.658 BPM:75|RR:400|RMSSD:40.26
19:03:45.027 BPM:78|RR:380|RMSSD:40.26
19:03:45.348 BPM:93|RR:320|RMSSD:47.46
19:03:45.702 BPM:88|RR:340|RMSSD:43.76
19:03:46.124 BPM:68|RR:440|RMSSD:49.20
19:03:46.577 BPM:75|RR:400|RMSSD:49.20
19:03:46.843 BPM:93|RR:320|RMSSD:50.47
19:03:47.178 BPM:93|RR:320|RMSSD:50.47
19:03:47.615 BPM:68|RR:440|RMSSD:58.57
19:03:48.011 BPM:75|RR:400|RMSSD:56.37
19:03:48.586 BPM:75|RR:400|RMSSD:56.37
19:03:48.859 BPM:68|RR:441|RMSSD:59.75
19:03:49.304 BPM:68|RR:440|RMSSD:59.68
19:03:49.616 BPM:93|RR:320|RMSSD:65.73
19:03:50.057 BPM:68|RR:440|RMSSD:69.16
19:03:50.483 BPM:68|RR:440|RMSSD:61.42
19:04:10.584 BPM:62|RR:480|RMSSD:65.41
```

Fonte: Autor.

para a proposta de prova de conceito, validando a aplicação como uma ferramenta de orientação de prontidão ao treino, ainda que sujeita a refinamentos futuros de hardware dedicado.

4.5 Influência da Estabilização Mecânica

Por fim, constatou-se que o isolamento óptico e mecânico provido pela base de fixação desenvolvida foi um pré-requisito mandatório para o funcionamento dos algoritmos. Os testes comparativos realizados sem a fixação adequada demonstraram que, mesmo com a filtragem digital avançada, os MA de grande amplitude saturavam o conversor ADC, inviabilizando qualquer processamento digital posterior. Isso confirma a dependência direta entre a qualidade da aquisição física e a eficácia do processamento de software.

5 Conclusão

O presente trabalho cumpriu seu objetivo geral ao desenvolver e validar um protótipo de dispositivo vestível de baixo custo, baseado no microcontrolador ESP32 e no sensor óptico XD-58C, capaz de realizar a aferição da VFC para determinação de prontidão ao treino. A abordagem metodológica, que combinou a PPG com técnicas avançadas de processamento digital de sinais embarcados, demonstrou-se viável para aplicações de monitoramento de bem-estar e desempenho esportivo amador, oferecendo uma alternativa acessível aos equipamentos clínicos de alto custo, contudo não atingiu os padrões necessários para diagnósticos de nível clínico.

Referente aos objetivos específicos de engenharia e processamento de sinais, os resultados obtidos comprovaram que o grande diferencial do projeto reside na implementação da estratégia de filtragem híbrida. A combinação do filtro de suavização exponencial com o filtro digital Butterworth de 2ª ordem com frequência de corte em 8 Hz permitiu elevar a relação SNR. Essa limpeza espectral foi determinante para que o algoritmo de threshold dinâmico detectasse os picos sistólicos com precisão, viabilizando o cálculo da métrica RMSSD com consistência fisiológica em condições de repouso.

Entretanto, a validação do protótipo também evidenciou limitações técnicas importantes inerentes à arquitetura de hardware escolhida. A sensibilidade do sensor óptico a MA confirmou a necessidade imperativa de estabilização mecânica, restringindo o uso do dispositivo para aferições estáticas de pré-treino e não para monitoramento dinâmico durante a atividade física. Adicionalmente, identificou-se um gargalo na transmissão de dados via Bluetooth, onde o compartilhamento de recursos do microcontrolador gerou uma perda de pacotes na ordem de 15%. Embora essa margem classifique o dispositivo fora do padrão-ouro clínico, ela é aceitável para a proposta de prova de conceito e análise de tendências de recuperação física.

5.1 Trabalhos Futuros

Diante do exposto e visando a evolução deste sistema para um produto final de mercado, sugere-se para trabalhos futuros a substituição do módulo de sensor atual por front-ends analógicos dedicados, como o MAX30102, que possuem ADCs internos de maior resolução e cancelamento de luz ambiente via hardware, aliviando o processamento do ESP32. Recomenda-se também a exploração de técnicas de Inteligência Artificial, utilizando redes neurais leves para classificar a qualidade do sinal em tempo real e descartar trechos ruidosos automaticamente. Por fim, o desenvolvimento de um aplicativo móvel nativo para a recepção e plotagem dos dados históricos completaria o ecossistema, proporcionando ao

usuário uma interface amigável para o acompanhamento longitudinal de sua recuperação e performance atlética.

Referências

- CHRISMAS, B. C. R. et al. External training loads and smartphone-derived heart rate variability indicate readiness to train in elite soccer. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, Routledge, v. 19, n. 2, p. 143–152, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/24748668.2019.1578097>>. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 17.
- ELGENDI, M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. *Curr Cardiol Rev*, United Arab Emirates, v. 8, n. 1, p. 14–25, fev. 2012. Citado na página 22.
- ESCO, M. R. et al. Ultra-shortened time-domain HRV parameters at rest and following exercise in athletes: an alternative to frequency computation of sympathovagal balance. *Eur. J. Appl. Physiol.*, Springer Science and Business Media LLC, v. 118, n. 1, p. 175–184, jan. 2018. Citado 4 vezes nas páginas 15, 16, 17 e 18.
- J, H. R. et al. *IoT-Enabled Hemodynamic Surveillance System: AD8232 Bioelectric Signal Processing with ESP32*. 2025. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/2505.18173>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- KIM, K. B.; BAEK, H. J. Photoplethysmography in wearable devices: A comprehensive review of technological advances, current challenges, and future directions. *Electronics*, v. 12, n. 13, 2023. ISSN 2079-9292. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2079-9292/12/13/2923>>. Citado 4 vezes nas páginas 20, 21, 26 e 32.
- KOFJAČ, D. et al. Designing a low-cost real-time group heart rate monitoring system. *Microprocessors and Microsystems*, v. 63, p. 75–84, 2018. ISSN 0141-9331. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141933118301480>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 25.
- LEE, J. et al. Comparison between red, green and blue light reflection photoplethysmography for heart rate monitoring during motion. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, United States, v. 2013, p. 1724–1727, 2013. Citado na página 21.
- LEHRER, P. M.; GEVIRTZ, R. Heart rate variability biofeedback: how and why does it work? *Frontiers in Psychology*, Volume 5 - 2014, 2014. ISSN 1664-1078. Disponível em: <<https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2014.00756>>. Citado na página 17.
- MENGARDA, B. G. Desenvolvimento de um sistema integrado de monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca: Dispositivo e aplicativo. *TCC (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Engenharia Elétrica*, 2025. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/264429>>. Citado 9 vezes nas páginas 12, 16, 17, 18, 21, 22, 23, 24 e 25.
- MIRANDA-VEGA, J. E. et al. ESP32-powered PPG signal acquisition: Open-source hardware and software for research and education. *Hardware*, MDPI AG, v. 3, n. 4, p. 15, nov. 2025. Citado 3 vezes nas páginas 15, 23 e 24.

- MORAES, J. L. et al. Advances in photoplethysmography signal analysis for biomedical applications. *Sensors*, v. 18, n. 6, 2018. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/18/6/1894>>. Citado 9 vezes nas páginas 12, 15, 17, 19, 20, 21, 22, 24 e 27.
- MORGAN, S. J.; MORA, J. A. M. Effect of heart rate variability biofeedback on sport performance, a systematic review. *Appl. Psychophysiol. Biofeedback*, Springer Nature, v. 42, n. 3, p. 235–245, set. 2017. Citado na página 12.
- NATARAJAN, A. et al. Heart rate variability with photoplethysmography in 8 million individuals: a cross-sectional study. *Lancet Digit. Health*, Elsevier BV, v. 2, n. 12, p. e650–e657, dez. 2020. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 16.
- PARK, J. et al. Photoplethysmogram analysis and applications: An integrative review. *Frontiers in Physiology*, Volume 12 - 2021, 2022. ISSN 1664-042X. Disponível em: <<https://www.frontiersin.org/journals/physiology/articles/10.3389/fphys.2021.808451>>. Citado 5 vezes nas páginas 18, 19, 20, 22 e 26.
- SMITH, S. W. *The scientist and engineer's guide to digital signal processing*. USA: California Technical Publishing, 1997. ISBN 0966017633. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.
- SONG, H.-S.; LEHRER, P. M. The effects of specific respiratory rates on heart rate and heart rate variability. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, v. 28, n. 1, p. 13–23, mar. 2003. Citado na página 16.

Anexos

ANEXO A – Código C++ Utilizado no Arduino IDE

Figura 23 – Código C++ Parte 1.

```

1 #include "BluetoothSerial.h"
2
3 // =====
4 // --- SELETOR DE METODOLOGIA (MUDE AQUI PARA GERAR OS GRÁFICOS DO TCC) ---
5 // 1 = Sinal Bruto (Raw)         -> Mostra o ruído original
6 // 2 = Apenas Exponencial       -> Mostra suavização básica
7 // 3 = Butterworth 5Hz         -> Limpeza máxima (Pico arredondado)
8 // 4 = Butterworth 8Hz         -> Equilíbrio
9 // 5 = Butterworth 10Hz        -> Pico agudo (Mais ruído)
10 // 7 = HÍBRIDO (Exp + Butter 8Hz) -> O PRODUTO FINAL (Melhor de todos)
11 // =====
12 #define TIPO_TESTE 7
13
14 // --- CONFIGURAÇÕES DE HARDWARE ---
15 BluetoothSerial SerialBT;
16 const int sensorPin = 36; // VP (Input Only)
17
18 // --- CONFIGURAÇÕES DE TEMPO (CRÍTICO PARA O TCC) ---
19 // Controle não-bloqueante para garantir amostragem exata de 50Hz (T=20ms)
20 unsigned long previousMicros = 0;
21 const long intervalMicros = 20000;
22
23 // --- VARIÁVEIS DOS FILTROS ---
24 float valExponencial = 0;
25 float alpha = 0.25;
26 float x[3] = {0, 0, 0};
27 float y[3] = {0, 0, 0};
28 // Coeficientes do filtro (serão carregados no setup)
29 float c_b0, c_b1, c_b2, c_a1, c_a2;
30
31 // --- VARIÁVEIS DE DETECÇÃO DE PICO E VFC ---
32 boolean pulseDetected = false;
33 unsigned long lastBeatTime = 0;
34 int rrInterval = 0;
35
36 // Histórico para RMSSD
37 #define AMOSTRAS_VFC 20
38 int rrHistory[AMOSTRAS_VFC];
39 int rrIndex = 0;

```

Fonte: Autor.

Figura 24 – Código C++ Parte 2.

```
39 int rrIndex = 0;
40 float rmssd = 0;
41
42 void setup() {
43   Serial.begin(115200);
44   SerialBT.begin("TCC_MonitorVFC");
45   Serial.println("Sistema Iniciado - Amostragem Determinística (50Hz)");
46
47   // --- CARREGAMENTO DOS COEFICIENTES (CORRIGIDO) ---
48
49   if (TIPO_TESTE == 3 || TIPO_TESTE == 6) {
50     // Configuração 5 Hz (Limpeza Máxima)
51     c_b0 = 0.067455; c_b1 = 0.13491; c_b2 = 0.067455;
52     c_a1 = 1.14298; c_a2 = -0.4128;
53     Serial.println("Filtro Ativo: Butterworth 5Hz");
54   }
55   else if (TIPO_TESTE == 5 || TIPO_TESTE == 8) {
56     // Configuração 10 Hz (Mais Detalhe, Mais Ruído)
57     c_b0 = 0.2065; c_b1 = 0.4131; c_b2 = 0.2065;
58     c_a1 = 0.3695; c_a2 = -0.1958;
59     Serial.println("Filtro Ativo: Butterworth 10Hz");
60   }
61   else {
62     // Configuração 8 Hz (Padrão Ouro / Equilíbrio)
63     // Usado para testes 4 e 7, e como padrão (fallback)
64     c_b0 = 0.1453; c_b1 = 0.2906; c_b2 = 0.1453;
65     c_a1 = 0.6694; c_a2 = -0.2506;
66     Serial.println("Filtro Ativo: Butterworth 8Hz");
67   }
68
69   // Inicializa vetor de histórico
70   for(int i=0; i<AMOSTRAS_VFC; i++) rrHistory[i] = 0;
71 }
72
73 void loop() {
74   unsigned long currentMicros = micros();
75
76   // --- LOOP DE CONTROLE DETERMINÍSTICO (50Hz) ---
77   if (currentMicros - previousMicros >= intervalMicros) {
```

Fonte: Autor.

Figura 25 – Código C++ Parte 3.

```
77 if (currentMicros - previousMicros >= intervalMicros) {
78     previousMicros = currentMicros;
79
80     // 1. AQUISIÇÃO
81     float rawInput = analogRead(sensorPin);
82     float sinalFinal = 0;
83
84     // 2. FILTRAGEM
85     // Etapa A: Filtro Exponencial (Sempre calcula para manter histórico)
86     valExponencial = (alpha * rawInput) + ((1 - alpha) * valExponencial);
87
88     // Etapa B: Decide qual sinal usar baseado no teste
89     switch(TIPO_TESTE) {
90         case 1: // Raw
91             sinalFinal = rawInput;
92             break;
93         case 2: // Só Exponencial
94             sinalFinal = valExponencial;
95             break;
96         case 7: // HÍBRIDO (O Campeão): Exponencial entra no Butterworth
97             // Reinjetamos o sinal já limpo (valExponencial) no filtro de 2ª ordem
98             sinalFinal = runButterworth(valExponencial);
99             break;
100        default: // Testes 3, 4, 5 (Butterworth Puro com rawInput)
101            sinalFinal = runButterworth(rawInput);
102            break;
103    }
104
105    // 3. THRESHOLD ADAPTATIVO
106    // Usa o valor exponencial como base para a média móvel, pois ele é estável
107    float currentThreshold = valExponencial + 50;
108
109    // --- GUARDA-CORPO: DETECTOR DE DEDO ---
110    // Verifica se o sinal DC está numa faixa válida (entre 500 e 4000)
111    bool dedoPresente = (valExponencial > 500 && valExponencial < 4000);
112
113    if (dedoPresente) {
114        // --- VISUALIZAÇÃO (SERIAL PLOTTER) ---
115        Serial.print(1700); Serial.print(" "); // Limite Inferior
```

Fonte: Autor.

Figura 26 – Código C++ Parte 4.

```
115 Serial.print(1700); Serial.print(" "); // Limite Inferior
116 Serial.print(2200); Serial.print(" "); // Limite Superior
117 Serial.print(sinalFinal); Serial.print(" "); // Sinal Processado (Azul)
118 Serial.print(currentThreshold); Serial.print(" "); // Trigger (Vermelho)
119
120 // 4. ALGORITMO DE DETECÇÃO DE PICO
121 if (sinalFinal > currentThreshold && (millis() - lastBeatTime > 300)) {
122
123     if (!pulseDetected) {
124         pulseDetected = true;
125         unsigned long now = millis();
126         rrInterval = now - lastBeatTime;
127         lastBeatTime = now;
128
129         // Filtro de Consistência Fisiológica (40 a 200 BPM)
130         if (rrInterval > 300 && rrInterval < 1500) {
131             int bpm = 60000 / rrInterval;
132             addToHistory(rrInterval);
133             calculateRMSSD();
134
135             // Visualização do Pico Detectado
136             Serial.print(sinalFinal + 150);
137
138             // Envio Bluetooth
139             SerialBT.print("BPM:"); SerialBT.print(bpm);
140             SerialBT.print("|RR:"); SerialBT.print(rrInterval);
141             SerialBT.print("|RMSSD:"); SerialBT.println(rmsd);
142         } else {
143             Serial.print(sinalFinal); // Ruído ignorado
144         }
145     } else {
146         Serial.print(sinalFinal);
147     }
148 } else {
149     if (sinalFinal < currentThreshold) pulseDetected = false;
150     Serial.print(sinalFinal);
151 }
152 }
```

Fonte: Autor.

Figura 27 – Código C++ Parte 5.

```
152     }
153     else {
154         // --- SEM DEDO DETECTADO ---
155         // Reseta detecção e plota linha reta (Standby)
156         pulseDetected = false;
157         Serial.print(1700); Serial.print(" ");
158         Serial.print(2200); Serial.print(" ");
159         Serial.print(2000); Serial.print(" "); // Linha reta
160         Serial.print(2000); Serial.print(" ");
161     }
162
163     Serial.println();
164 }
165 // --- CORREÇÃO DO BLUETOOTH TRAVADO ---
166 else {
167     // Libera a CPU para o rádio Bluetooth trabalhar nos intervalos
168     delay(1);
169 }
170 }
171
172 // --- FUNÇÕES MATEMÁTICAS AUXILIARES ---
173
174 // Implementação da Equação de Diferenças (Butterworth 2ª Ordem)
175 float runButterworth(float input) {
176     // Desloca histórico (Shift)
177     x[2] = x[1]; x[1] = x[0];
178     y[2] = y[1]; y[1] = y[0];
179
180     x[0] = input;
181
182     // Calcula novo Y
183     y[0] = (c_b0 * x[0]) + (c_b1 * x[1]) + (c_b2 * x[2]) + (c_a1 * y[1]) + (c_a2 * y[2]);
184
185     return y[0];
186 }
187
188 // Armazenamento em Buffer Circular
189 void addToHistory(int val) {
```

Fonte: Autor.

Figura 28 – Código C++ Parte 6.

```
188 // Armazenamento em Buffer Circular
189 void addToHistory(int val) {
190     rrHistory[rrIndex] = val;
191     rrIndex++;
192     if (rrIndex >= AMOSTRAS_VFC) rrIndex = 0;
193 }
194
195 // Cálculo Estatístico RMSSD
196 void calculateRMSSD() {
197     long sumSquaredDiffs = 0;
198     int validCounts = 0;
199     for (int i = 0; i < AMOSTRAS_VFC - 1; i++) {
200         if (rrHistory[i] > 0 && rrHistory[i + 1] > 0) {
201             int diff = rrHistory[i] - rrHistory[i + 1];
202             sumSquaredDiffs += (diff * diff);
203             validCounts++;
204         }
205     }
206     if (validCounts > 0) rmssd = sqrt(sumSquaredDiffs / validCounts);
207 }
```

Fonte: Autor.