

Desenvolvimento de Firmware para Detecção de Anomalias no ECG em Monitor Multiparâmetros

Claudinei Pereira de Moraes¹, Fábio Iaione², Luiz Eduardo Schardong Spalding³

¹Faculdade de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade Federal da Grande Dourados (UFGD) – 79.804-970 – Dourados – MS – Brasil

²Faculdade de Computação - Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS) 79.070-900 – Campo Grande – MS – Brasil

³Centro de Engenharia Biomédica - Hospital São Vicente de Paulo (HSVP) 99.010-080 – Passo Fundo – RS – Brasil

claudineipm@gmail.com, fabio.iaione@ufms.br, spalding@elomed.com.br

Resumo. O monitor multiparâmetros é um equipamento médico-assistencial utilizado para monitoramento de parâmetros fisiológicos dos pacientes, como o eletrocardiograma (ECG), que é capaz de fornecer uma ampla gama de indicadores da saúde do coração. O objetivo deste trabalho foi desenvolver um firmware para o monitor multiparâmetros, desenvolvido por uma empresa nacional, detectar algumas anomalias no sinal de eletrocardiograma: taquicardia, bradicardia, arritmia, bloqueio e parada sinusal. Como resultados, destaca-se que o método utilizado para medição dos intervalos R-R do eletrocardiograma apresentou um erro absoluto máximo de 3,37% e uma taxa de acerto de 99,67% na detecção das anomalias.

Abstract. A multiparameter monitor is a medical-assistance device used to monitor patients' physiological parameters, such as the electrocardiogram (ECG), and is capable of providing a wide range of indicators of heart health. The objective of this work was develop firmware for a multiparameter monitor, developed by a national company, to detect certain anomalies in the electrocardiogram signal, including tachycardia, bradycardia, arrhythmia, sinus block, and sinus arrest. As a result, it can be noted that the method used for measuring the R-R intervals of the electrocardiogram yielded a maximum absolute error of 3.37% and an accuracy rate of 99.67% in detecting anomalies.

1. Introdução

O monitor multiparâmetros consiste em um sistema para monitoramento de dados fisiológicos de pacientes, composto de um equipamento localizado próximo ao paciente (MMP) e, em alguns casos, de um banco de dados online, pelo qual profissionais da área de saúde podem acessar os dados dos pacientes. Além disso, o MMP conta com algumas detecções em tempo real e geração de alertas, indicando aos profissionais de saúde algum evento relacionado às condições monitoradas.

O medidor multiparâmetros MP3.5 foi desenvolvido por uma empresa brasileira por meio de subvenção econômica à inovação (MCTIC/FINEP/FNDCT), em parceria com a Universidade de Passo Fundo. Esse MMP está integrado a uma plataforma

em nuvem para armazenamento e manipulação dos parâmetros fisiológicos medidos [VisionnIT 2026], além de gerar alertas, e está em processo de certificação para ser produzido por uma empresa do Sapiens Parque SC.

O eletrocardiograma (ECG) pode ser descrito como o registro dos sinais bioelétricos produzidos pelo coração durante o bombeamento de sangue, realizado pela contração e relaxamento das câmaras cardíacas [Silva 2018].

A empresa que desenvolveu o MP3.5 solicitou um avanço tecnológico correspondente à automatização na detecção de anomalias no sinal de eletrocardiograma, realizada em tempo real no próprio MP3.5. Essa automatização visa identificar algumas anomalias e informá-las aos profissionais da área de saúde.

Dado o exposto, o objetivo geral deste trabalho foi desenvolver um firmware para o medidor multiparâmetros desenvolvido pela empresa, com a capacidade de detectar em tempo real alguns tipos de anomalias no sinal de eletrocardiograma. Como objetivos específicos, pode-se elencar: estudar o registro e processamento do sinal de ECG; propor alguns tipos de anomalias a serem detectadas pelo firmware; implementar o firmware para detectar as anomalias; testar o firmware com sinais de ECG; e ajustar o firmware para melhorar seu desempenho, verificando a viabilidade de ser utilizado no próprio MMP.

2. Revisão Bibliográfica

Esta seção abordará conceitos básicos sobre o eletrocardiograma e, na sequência, os trabalhos relacionados, importantes para o desenvolvimento dessa pesquisa, finalizando com informações sobre o MP3.5.

2.1. Eletrocardiograma

A configuração de 10 eletrodos é muito utilizada para registrar o ECG em exames de diagnóstico. Essa configuração permite registrar as 12 derivações: DI, DII, DIII, aVL, aVF, aVR, V1, V2, V3, V4, V5 e V6 [Luz et al. 2016]. Para o registro do ECG para monitoramento é muito comum utilizar apenas três eletrodos, localizados sobre o tórax, que permitem o registro das derivações DI, DII, DIII, aVL, aVF e aVR [Melo 2011].

Os sinais de ECG apresentam amplitudes de até 3 mV e normalmente são registrados com uma largura de banda de 0,05 Hz a 150 Hz, para fins de diagnóstico, e 0,5 Hz a 40 Hz para fins de monitoramento [Webster 1997].

Quando se trabalha com processamento de ECG é importante conhecer os ruídos, também chamados de artefatos, que normalmente estão presentes no sinal. Esses artefatos são divididos em dois grupos principais, artefatos não fisiológicos e artefatos fisiológicos. Os artefatos não fisiológicos são causados por limitações no sistema que registra o ECG, como por exemplo, interferência da rede elétrica de 60 Hz, artefatos de movimento causados pela movimentação dos eletrodos, variação do potencial de meia-célula dos eletrodos, e outros. Os artefatos fisiológicos são aqueles causados pelo próprio corpo, como atividade muscular, por exemplo [Li and Boulanger 2020].

2.2. Trabalhos Relacionados

Foi realizada uma busca por trabalhos relacionados nas principais bases de dados de trabalhos científicos, dos quais quatro deles tinham o objetivo de medir o intervalo R-R, e que serão discutidos a seguir.

O trabalho de [Bagarrão 2014] analisou alguns métodos de detecção de eventos nos sinais de eletrocardiograma disponíveis na literatura, e selecionou quatro métodos para desenvolver um método automático para detectar e classificar os eventos nos sinais do eletrocardiograma, composto por cinco passos sequenciais. Concluiu-se que o método proposto neste trabalho satisfaz os objetivos e contribuiu no diagnóstico de patologias com base no eletrocardiograma.

O estudo de [Oliveira 2007] utilizou em seu trabalho as propriedades matemáticas da transformada de Hilbert sobre bases de Wavelets para realizar a detecção do complexo QRS, com foco em detectar os picos da onda R utilizando sistemas computadorizados. Foi desenvolvido um novo algoritmo para diferenciar as ondas R das outras existentes no eletrocardiograma. Concluiu-se que houve uma taxa de acerto de 99,92% na detecção do complexo QRS com a utilização da base de dados do MIT-BIH. Foi obtida uma taxa de detecção de 99,35%, mesmo com uma relação sinal-ruído baixa.

O trabalho de [Leal et al. 2014] fez a implementação de um algoritmo para detectar as ondas P e T, e também do complexo QRS. Neste trabalho, foi utilizada uma modificação do "Difference Operation Method" no intuito de diminuir as demandas de filtragem do sinal, focando na melhoria dos resultados. Notou-se um bom desempenho quando comparado a outros trabalhos em relação à detecção dos picos e vales do eletrocardiograma, e em relação a velocidade de processamento, concluindo que o algoritmo desenvolvido é considerado uma ferramenta útil para fazer a detecção dos picos e vales, ajudando na identificação de alterações no eletrocardiograma.

O artigo de [Bouaziz et al. 2014] propôs um algoritmo aprimorado para detecção do complexo QRS embasado em análise das bases Wavelets de multiresolução. Propondo assim uma função com dois parâmetros correspondentes as faixas de frequência do detalhe da wavelet comparado com a faixa de frequência do complexo QRS do eletrocardiograma. A avaliação do algoritmo foi feita utilizando uma base de dados de arritmia, apresentando um bom desempenho na detecção do complexo QRS no sinal do eletrocardiograma, com sensibilidade de 99,87%, um valor preditivo positivo de 99,79% e um erro percentual de 0,34%.

O artigo de [Karimipour and Homaeinezhad 2014] apresentou um algoritmo simples, com baixa latência e com boa precisão para fazer o processamento em tempo real de ondas no complexo P-QRS-T do sinal de eletrocardiograma. Para os testes, o algoritmo foi aplicado ao banco de dados do MIT-BIH de arritmias, banco de dados QT e ao banco de dados *Physionet/CinC challenge2011 competition database*. Como resultados, o trabalho obteve taxas acima de 99% de sensibilidade e valor preditivo positivo na detecção do complexo QRS. Sobre a latência, o computador rodando o algoritmo proposto identificou a onda R 8 ms após a sua ocorrência, e após 198 ms e 177 ms as ondas P e T, respectivamente.

O artigo de [Chen et al. 2006] propôs um método com base na média móvel simples, para realizar a detecção do complexo QRS em tempo real. O algoritmo possibilita a detecção em tempo real com eficiência no uso de memória e tempo de processamento. Para avaliar a eficiência do algoritmo foi utilizado o banco de dados do MIT-BIH. Como resultados foram obtidas taxas de detecção que alcançaram cerca de 99,5% em relação ao banco de dados padrão, e também houve um funcionamento confiável mesmo com sinais

de ECG de baixa qualidade.

Cabe observar que foram priorizados trabalhos que não utilizam modelos de IA, pois o firmware foi implementado em um sistema embarcado com capacidade de processamento restrita.

2.3. Monitor Multiparâmetros MP3.5

O monitor multiparâmetros MP3.5 tem seu hardware baseado no módulo microcontrolado ESP32-S3, contendo uma bateria recarregável com autonomia de 10 dias (no modo econômico), e possui as seguintes dimensões: 150 mm de comprimento, 80 mm de largura e 35 mm de altura, com massa de 240g (Figura 1). Mede o sinal de ECG (3 eletrodos), frequência cardíaca, oximetria por IV, pressão arterial (manguito inflado pelo próprio monitor) e temperatura axilar do indivíduo monitorado [Arruda et al. 2024].



Figura 1. Monitor multiparâmetros MP3.5, para registro do ECG. Fonte: Empresa.

O módulo microcontrolado ESP32-S3-N32R8 possui microcontrolador Xtensa® dualcore 32bit LX7 (240 MHz), 32 MB de flash, 512 kB de SRAM, 8 MB de PSRAM, 45 GPIO (4xSPI, 1xLCD, 3xUART, 2xI2C, 1xUSB), e conectividade Wi-Fi e Bluetooth [Espressif 2026].

3. Metodologia

Para programação do módulo ESP32-S3 foi utilizado o ambiente de desenvolvimento Arduino IDE (versão 2.3.7), que, além da programação, disponibiliza a instalação de bibliotecas específicas para o ESP32-S3. Além da IDE Arduino, também foi utilizado o aplicativo matemático Scilab (versão 6.1.1), devido às suas diversas bibliotecas com funções matemáticas e para visualização de sinais, o que facilitou o entendimento, teste e ajuste dos algoritmos.

Em relação às anomalias, foi realizado um estudo com o objetivo de selecionar as anomalias do ECG a serem detectadas, sendo definidas as seguintes: bradicardia sinusal, taquicardia sinusal, arritmia sinusal, bloqueio sinusal de segundo grau e a parada sinusal. A pesquisa bibliográfica mostrou que essas anomalias estão relacionadas a uma grande gama de problemas de saúde, que podem ser detectadas por meio da medição dos intervalos R-R [Li and Boulanger 2020] [PCS 2026]. Na sequência, foi realizada uma pesquisa sobre os métodos para detecção do complexo QRS, etapa necessária para medição dos intervalos R-R, sendo escolhido o método DOM (*Difference Operation Method*), que será detalhado a seguir.

3.1. Método DOM

O método DOM, proposto por [Yeh and Wang 2008], é bastante utilizado para detecção do complexo QRS, pois possui um desempenho superior a alguns métodos mais tradicionais, com a vantagem de ser um método relativamente simples de ser implementado, o que torna adequado para aplicações em sistemas embarcados [Limeira 2019] [Aspuru et al. 2019]. De forma resumida, esse método é composto pelas seguintes etapas:

1 - Considerando que o sinal de ECG está armazenado no vetor $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, inicialmente calcula-se a diferença entre o valor de cada amostra do sinal e a amostra anterior, $xd_n = x_n - x_{n-1}$.

2 - O sinal resultante denominado xd é filtrado por um passa-baixas com frequência de corte de 40 Hz e ordem 10, com o intuito de eliminar ruídos de alta frequência, resultando no sinal xdf . O filtro foi implementado conforme [Smith 1999]. A frequência de corte e a ordem do filtro foram ajustados por meio de testes empíricos com sinais reais de ECG.

3 - O sinal xdf é processado considerando dois limites, $T1 = 2 \times MVp$ e $T2 = 2 \times MVn$, onde MVp é a média dos valores positivos do sinal xdf e MVn é a média dos valores negativos. Nessa etapa são eliminados (zerados) os valores menores que $T1$, dando origem ao sinal $xdf+$ ($xdf+ = 0$, se xdf menor que $T1$ e $xdf+ = xdf$, caso contrário), e os valores maiores que $T2$, dando origem ao sinal $xdf-$ ($xdf- = 0$, se xdf maior que $T2$ e $xdf- = xdf$, caso contrário). Cabe observar que se utilizou o valor de $4 \times MVp$ e $4 \times MVn$, já que nos testes esses valores mostraram resultados melhores.

4 - Em cada um desses sinais são feitas varreduras em janelas consecutivas de 0,14 s (tempo considerado máximo para o intervalo QRS) com o intuito de encontrar os máximos locais (em $xdf+$) e os mínimos locais (em $xdf-$), dentro das janelas. Considera-se que para o valor ser considerado um máximo ou mínimo local, o mesmo deve ser diferente de zero.

5 - No conjunto resultante de máximos locais, se o intervalo entre dois máximos consecutivos for menor que 0,14 s, descarta-se o menor máximo. Para o conjunto resultante de mínimos locais também é executado esse processo, porém descarta-se o maior mínimo.

6 - Na sequência, é realizado o agrupamento e reordenação das sequências de máximos e mínimos resultantes da etapa anterior. Depois, busca-se pares de máximos e mínimos locais cujo intervalo entre eles seja menor ou igual a 0,14 s, que são aceitos. Caso contrário, se a diferença entre eles for maior que 0,14 s então o par é descartado.

7 - Por fim, o método busca no sinal de ECG original (x) o valor máximo dentro do intervalo delimitado por cada par de máximos e mínimos da etapa anterior. As posições desses valores máximos correspondem às posições dos picos de todas as ondas R do ECG. Cabe observar que neste trabalho buscou-se as ondas R no vetor dos sinais filtrados, devido ao deslocamento relacionado ao filtro dos sinais.

3.2. Interface de Programação para Detecção de Anomalias

O firmware foi estruturado na forma de oito funções.

Uma função principal (*detect_ECG_abnormalities*) que é chamada e retorna uma

estrutura com parâmetros relacionados as anomalias (*seq_det*, *lastseg_det*, *last3seg_det*, *last5seg_det*, *last10seg_det*, *last100seg_det*), que correspondem respectivamente a sequência de detecções positivas, resultado da detecção do último segmento, número de detecções positivas nos últimos 3 segmentos processados, número de detecções positivas nos últimos 5 segmentos processados, número de detecções positivas nos últimos 10 segmentos processados e número de detecções positivas nos últimos 100 segmentos processados; e outra com parâmetros relacionados aos intervalos R-R. Essa função permite processar segmentos de ECG de até 30 s.

Uma função para medir os intervalos R-R (*detect_ECG_RR*) que é chamada passando a estrutura contendo parâmetros relacionados aos intervalos R-R.

Uma função para impressão dos intervalos R-R (*index_peak_print*).

Por fim, cinco funções (*detect_taqi*, *detect_bradi*, *detect_sinus_arr*, *detect_sinus_blk* e *detect_sinus_arrest*), uma para detectar cada anomalia no ECG, que são chamadas com as estruturas contendo parâmetros relacionados às anomalias, retornando zero se o processamento não teve nenhum erro.

3.3. Testes do Firmware no ESP32-S3

Os testes do firmware, na medição dos intervalos R-R, utilizaram sinais de ECG reais, coletados com o MP3.5, e sinais reais da base *Physionet* [Clifford et al. 2017], que serão descritos com mais detalhes posteriormente. Cabe observar que os intervalos R-R desses sinais foram medidos previamente de forma manual, por meio do aplicativo Scilab. Os testes do firmware, na detecção das anomalias no ECG, utilizaram sinais gerados artificialmente por um programa desenvolvido em linguagem C, na forma original e também com o acréscimo de ruídos simulados. Essa abordagem foi necessária devido à grande dificuldade de se registrar sinais de ECG reais com todas as anomalias desejadas, e também devido à escassez desses sinais com anomalias em bases de dados como a *Physionet*. Cabe observar que além do desempenho na medição dos intervalos R-R e na detecção das anomalias, também verificou-se os tempos de processamento do firmware no ESP32-S3, dados essenciais para verificar a viabilidade de detecção pelo próprio MMP.

4. Resultados e Discussão

Nesta seção são apresentados os resultados dos testes que foram realizados com o intuito de verificar a eficácia na medição dos intervalos R-R do sinal de eletrocardiograma, e consequentemente na detecção das anomalias propostas neste trabalho. Também são apresentados os resultados relativos aos tempos de processamento do firmware no ESP32-S3.

4.1. Testes com ECGs coletados pelo MP3.5

Nesse teste foram utilizados 22 sinais de ECG coletados pelo MP3.5 e fornecidos pela empresa (CAAE: 59489022.2.0000.5342), com 10,24 s (2560 amostras) cada, que foram registrados a 250 a/s (derivação DII). Os valores das amostras estavam no formato de ponto flutuante, em milivolts (*mV*) e os 22 segmentos de ECG continham 302 ondas R. A Tabela 1 mostra os resultados desses testes, que correspondem aos erros de medição entre os intervalos R-R medidos pelo algoritmo e os intervalos R-R reais, obtidos manualmente.

Analizando os resultados obtidos na Tabela 1, percebe-se que os erros de medição são relativamente pequenos e apresentam dispersão também pequena. A média do erro

Tabela 1. Erros obtidos na medição dos intervalos R-R utilizando os sinais de ECG coletados pelo MP3.5, onde ID= Número de identificação do segmento de ECG, EAmédio(%)= Erro absoluto médio percentual, DPREA= Desvio padrão relativo do erro absoluto, EAmáx(%)= Erro absoluto máximo percentual, e TP= Tempo de processamento. Fonte: Elaborada pelos autores.

ID	EAmédio(%)	DPREA(%)	EAmáx(%)	TP(ms)
1361	0,70	1,58	2,81	3
1533	0,28	1,68	1,21	3
1534	0,00	0,00	0,00	3
1562	0,62	1,98	2,81	3
1564	0,40	1,05	1,39	3
1565	0,00	0,00	0,00	3
1569	0,09	2,34	0,55	3
1571	0,34	1,90	1,63	3
1572	0,18	2,44	1,27	3
1590	0,22	1,39	0,61	3
1633	0,23	1,32	0,60	3
1642	0,17	2,54	1,61	3
1686	0,54	1,46	2,44	3
1687	0,81	0,93	2,44	3
1963	0,70	1,58	2,81	3
1968	0,85	1,56	3,35	3
1969	1,54	1,06	4,06	3
2045	1,34	0,98	3,15	3
2068	0,35	0,83	0,59	3
2072	0,26	1,12	0,63	3
2128	0,09	2,34	0,56	3
2140	0,18	2,34	1,08	3
Média	0,45	1,47	1,62	3

absoluto médio percentual foi de 0,45%, a média do erro absoluto máximo percentual foi de 1,62% e a média do desvio padrão relativo do erro absoluto foi de 1,47%. Esses erros são perfeitamente aceitáveis para um equipamento de monitoramento contínuo, que fará uma primeira detecção a ser confirmada posteriormente por meio de outros exames de diagnóstico. O tempo de processamento no ESP32-S3, uma das principais dúvidas relacionadas à detecção em tempo real no próprio MMP, mostrou valores relativamente pequenos (3 milissegundos).

4.2. Testes com ECGs da Physionet

Esse teste utilizou sinais reais de ECG [Clifford et al. 2017] com 30 s cada, registrados a 300 a/s (derivação DI). Os valores das amostras estavam no formato de inteiros, e os 9 segmentos de ECG continham 304 ondas R. Vale ressaltar que esses sinais foram coletados nas mais diversas condições por pessoas em seus lares, podendo conter muitas variações e interferências durante a sua coleta. A Tabela 2 mostra os resultados desse teste.

Analisando os resultados da Tabela 2 percebe-se que os erros de medição foram maiores que os da Tabela 1. A média do erro absoluto médio percentual foi de 0,73%, a média do erro absoluto máximo percentual foi de 3,57% e a média do desvio padrão relativo do erro absoluto foi de 1,44%. Acredita-se que esses erros maiores ocorreram

Tabela 2. Erros obtidos na medição dos intervalos R-R utilizando os sinais de ECG da Physionet, onde ID= Número de identificação do segmento de ECG, EAmédio(%)= Erro absoluto médio percentual, DPREA= Desvio padrão relativo do erro absoluto, EAmáx(%)= Erro absoluto máximo percentual, e TP= Tempo de processamento. Fonte: Elaborada pelos autores.

ID	EAmédio(%)	DPREA(%)	EAmáx(%)	TP(ms)
A00007	1,41	0,98	3,90	9
A00012	0,51	1,64	3,43	8
A00019	0,56	1,73	8,14	11
A00021	1,49	0,84	3,64	8
A00025	0,17	1,28	0,67	8
A00026	0,17	1,93	1,30	8
A00044	1,45	0,70	3,88	8
A00049	0,57	2,37	5,48	8
A00062	0,28	1,46	1,66	8
Média	0,73	1,44	3,57	8,44

porque esses sinais foram registrados em ambiente residencial pelos próprios usuários, utilizando um equipamento com dois eletrodos no qual colocavam seus dois polegares para realização da coleta, resultando em ECGs com mais artefatos. Uma análise do sinal A00019, que apresentou o maior erro, revelou que esse sinal também apresentava níveis maiores de ruído que os demais (eletromiografia). O tempo de processamento no ESP32-S3 demonstrou valores maiores que os da Tabela 1, mas ainda relativamente pequenos. Esses tempos maiores e com maior dispersão ocorreram porque o algoritmo encontrou mais pares de máximos no sinal, ao executar o método DOM.

4.3. Testes com sinais gerados contendo anomalias

Devido à dificuldade de se encontrar sinais com anomalias identificadas em bases de dados públicas, foram gerados artificialmente 6 sinais de ECG com 30 s (15.000 amostras) cada, registrados a 500 a/s (derivação DII), sendo 5 com anomalias. Os valores das amostras também usaram o formato de ponto flutuante, em milivolts (*mV*), e os 6 segmentos de ECG continham 176 ondas R.

Como esses sinais gerados artificialmente não possuem ruídos, adicionou-se 3 tipos de ruídos aos mesmos: sinal senoidal de 0,33 Hz para simular flutuações da linha base, sinal senoidal de 60 Hz para simular interferência da rede elétrica, e sinal aleatório para simular artefatos de movimento e de atividade muscular. Foram utilizadas 3 amplitudes diferentes para esses 3 ruídos, correspondentes à 10 %, 20 % e 30 % (valores dificilmente ultrapassados em sinais de ECG registrados para diagnóstico) da amplitude total (pico-vale) do sinal de ECG, totalizando 60 sinais. A Figura 2 mostra o sinal normal com os 3 ruídos adicionados. A Figura 3 mostra 60 sinais.

A Figura 3 mostra os resultados obtidos nos testes, com os resultados relacionados aos erros de medição dos intervalos R-R.

Analisando os resultados da Figura 3 percebe-se que os erros de medição são relativamente pequenos e apresentam dispersão também pequena. O maior erro absoluto médio percentual foi de 0,65%, o maior erro absoluto máximo percentual foi de 3,37% e o maior desvio padrão relativo do erro absoluto foi de 3,74%.

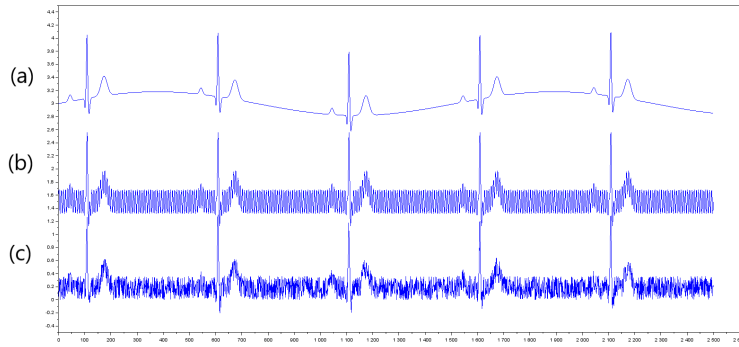


Figura 2. Sinais de ECG normais gerados artificialmente com os 3 tipos de ruído adicionados, com 30 % da amplitude do ECG: (a) senóide de 0,33 Hz simulando flutuação da linha base, (b) senóide de 60 Hz simulando interferência da rede elétrica e (c) ruído aleatório. Fonte: Elaborada pelos autores.

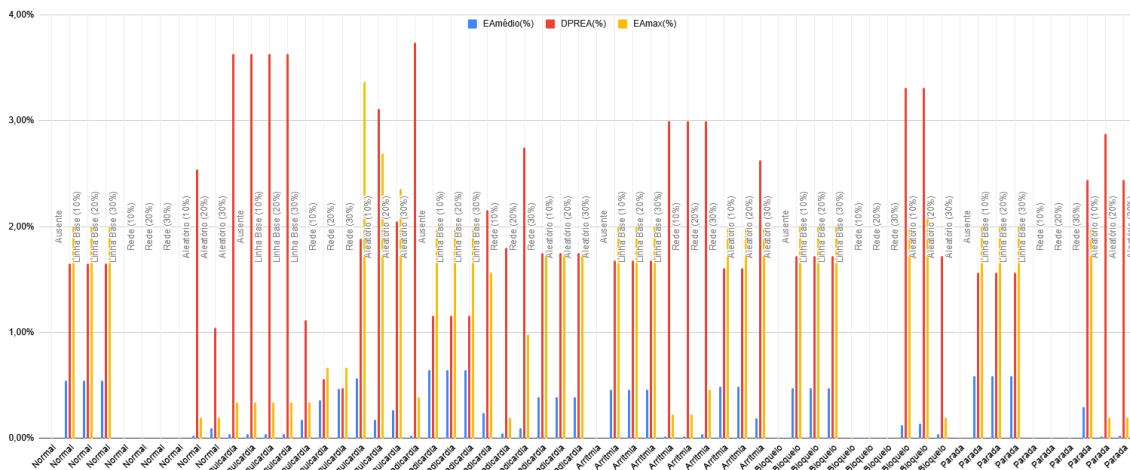


Figura 3. Erros obtidos na medição dos intervalos R-R utilizando os sinais que foram gerados artificialmente, onde EAmédio(%)= Erro absoluto médio percentual, DPREA= Desvio padrão relativo do erro absoluto, EAmáx(%)= Erro absoluto máximo percentual. Fonte: Elaborada pelos autores.

4.4. Testes de detecção das anomalias

Ao realizar os testes de detecção das anomalias propostas neste trabalho notou-se que as mesmas foram detectadas de forma satisfatória (Tabela 3), mesmo adicionando-se ruídos aos sinais. O algoritmo só apresentou certa dificuldade na detecção dos picos R ao se adicionarem ruídos com amplitude de 30%.

Notou-se uma certa limitação do método utilizado na detecção dos picos R, relacionado ao sinal com ruídos simulando uma parada sinusal, porém o algoritmo conseguiu mesmo assim fazer a detecção da anomalia, pois o critério adotado para detecção contornou a limitação na detecção das ondas R.

O algoritmo para detecção de anomalias obteve uma alta taxa de acerto atingindo 99,67% de acertos (Tabela 3), tendo apresentado um resultado inferior apenas no sinal

Tabela 3. Resultados obtidos na detecção de anomalias do sinal de ECG, onde Anomalia= Anomalia no Sinal, T.A.(%)= Taxa de acerto, T.E.= Taxa de erro, Sensibilidade(%)= Sensibilidade, V.P.P.(%)= Valor preditivo positivo, Especificidade(%)= Especificidade, V.P.N.(%)= Valor preditivo negativo e TP= Tempo de processamento. Fonte: Elaborada pelos autores.

Anomalia	T.A.(%)	T.E.(%)	Sensibilidade(%)	V.P.P.(%)	Especificidade(%)	V.P.N.(%)	TP(ms)
Taquicardia	100,00%	0,00%	100%	100%	100%	100%	13
Bradicardia	100,00%	0,00%	100%	100%	100%	100%	13
Arritmia	100,00%	0,00%	100%	100%	100%	100%	13
Bloqueio	98,33%	1,67%	90%	100%	100%	98%	13
Parada	100,00%	0,00%	100%	100%	100%	100%	13
Média	99,67%	0,33%	98%	100%	100%	99,6%	13

gerado com bloqueio sinusal e ruído aleatório com amplitude de 30%.

Concluindo, o código fonte em linguagem C ficou com 627 linhas e compilado ficou com 360,96 kB, ocupando 28% da memória flash. As variáveis ocuparam 62% da SRAM do módulo ESP32-S3.

5. Conclusões

O presente trabalho desenvolveu, implementou e testou um firmware no módulo ESP32-S3 para medição de intervalos R-R e detecção de cinco anomalias no sinal de eletrocardiograma, com o objetivo principal de verificar a viabilidade de detecção em tempo real no próprio MMP desenvolvido por uma empresa nacional.

Na medição dos intervalos R-R, os resultados mostraram que o método utilizado para detecção dos picos R no eletrocardiograma e posterior obtenção dos intervalos R-R se mostrou bastante eficiente, proporcionando erros de medição relativamente pequenos, sendo o maior erro absoluto médio igual à 1,54%. Percebeu-se uma limitação do algoritmo em sinais que apresentavam ruído aleatório elevado. Cabe observar que, nos trabalhos semelhantes analisados, foram apresentadas as taxas de acerto dos intervalos QRS, e não o erro de medição dos intervalos R-R, o que é o que realmente importa para detecção de anomalias no ECG. Portanto não foi possível fazer uma comparação direta entre os resultados obtidos deste trabalho com os trabalhos semelhantes.

Na detecção das anomalias no ECG, os resultados mostraram taxa de acerto média de 99,67% e sensibilidade média de 98%, inclusive com o critério de detecção contornando limitações na medição dos intervalos R-R. Percebeu-se uma limitação na detecção de sinais que apresentavam parada sinusal com ruído adicionado. Esses resultados são muito semelhantes aos obtidos no trabalho de [Bagarrão 2014].

Em relação aos tempos de processamento dos sinais de ECG, os resultados mostraram tempos relativamente pequenos, da ordem de milissegundos ou algumas dezenas de milissegundos, indicando que é perfeitamente viável implementar as detecções de anomalias no próprio MMP. Para verificar o impacto de um aumento na ordem do filtro passa-baixas utilizado no algoritmo, realizou-se um teste com ordem 100, ao invés de 10, e o tempo de processamento passou de 13 ms para 14 ms, uma variação relativamente pequena. Cabe observar que nenhum dos trabalhos semelhantes citados, os autores executaram o algoritmo em um sistema embarcado e nenhum dos trabalhos semelhantes citados indicou tempo de processamento em sistemas embarcados na detecção de anomalias do

ECG, sendo que todos os trabalhos que visavam a detecção de anomalias executaram em computadores desktop.

Em relação à integração com o firmware do MP3.5, acredita-se que a arquitetura utilizada facilitará este processo, pois após o registro de um segmento de ECG, o firmware do MP3.5 precisará apenas chamar a função de detecção e depois, com base nos indicadores (*seg_det*, *lastseg_det*, *last3seg_det*, *last5seg_det*, *last10seg_det*, *last100seg_det*) de cada anomalia, disparar algum alerta para os profissionais da área de saúde. Esses indicadores proporcionarão bastante flexibilidade para decidir gerar ou não um alerta.

Como trabalhos futuros, sugere-se o acréscimo de um filtro passa-altas ao método DOM, para eliminar flutuações da linha base do ECG, assim como outros filtros, que permitam ao algoritmo suportar ruídos com amplitudes maiores. Além disso, sugere-se a busca de base de dados com sinais de ECG anômalos pré-classificados, bem como testes com ruídos maiores, além de detectar outras anomalias relacionadas ao intervalo R-R.

Por fim, acredita-se que o presente trabalho deu um passo inicial importante para detecção de anomalias no próprio MMP da empresa e que também trouxe uma importante contribuição científica na área de engenharia biomédica, apresentando resultados de processamento de sinais de ECG diretamente em um sistema embarcado.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – UFMS/MEC, da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, e da Elomed Indústria e Comércio de Equipamentos Eletrônicos LTDA.

Referências

- Arruda et al. 2024. Arruda, L. S., Iaione, F., and Spalding, L. E. S. (2024). *Dispositivo para Aquisição de ECG e Transmissão via BLE*. SEMINÁRIO INTEGRADO DE SOFTWARE E HARDWARE (SEMISH), 51. , 2024, Brasília/DF. Anais. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2024 . p. 73-84.
- Aspuru et al. 2019. Aspuru, J., Ochoa-Brust, A., Félix, R. A., Mata-López, W., Mena, L. J., Ostos, R., and Martínez-Peláez, R. (2019). "Segmentation of the ECG Signal by Means of a Linear Regression Algorithm". 19, 775; doi:10.3390/s19040775. Sensors.
- Bagarrão 2014. Bagarrão, M. C. C. M. (2014). "Contribuições para a detecção automática de eventos presentes em sinais de eletrocardiograma". Dissertação de Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações da Universidade do Algarve.
- Bouaziz et al. 2014. Bouaziz, F., Boutana, D., and Benidir, M. (2014). "Multiresolution wavelet-based QRS complex detection algorithm suited to several abnormal morphologies". IET Signal Processing.
- Chen et al. 2006. Chen, S.-W., Chen, H.-C., and Chan, H.-L. (2006). "A real-time QRS detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising". Computer Methods and Programs in Biomedicine, 82 edition.
- Clifford et al. 2017. Clifford, G., Liu, C., Moody, B., Li-wei, H., Silva, I., Li, Q., Johnson, A., and Mark, R. (2017). "AF classification from a short single lead ECG recording: The PhysioNet/computing in cardiology challenge 2017". 2017 Computing in Cardiology (CinC). IEEE., 1th edition.

- Espressif 2026. Espressif (2026). "esp32-s3-devkitc-1 v1.0". Disponível em: <https://docs.espressif.com/projects/esp-dev-kits/en/latest/esp32s3/esp32-s3-devkitc-1/> (30/01/2026).
- Karimipour and Homaeinezhad 2014. Karimipour, A. and Homaeinezhad, M. R. (2014). *"Real-time electrocardiogram P-QRS-T detection–delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates"*. Computers in Biology and Medicine, 52 edition.
- Leal et al. 2014. Leal, F. S., Toledo, M. M., Godoy, C. M. G., and Coelho, R. C. (2014). *"Algoritmo para detecção de picos de ondas características do ECG"*. CBEB.
- Li and Boulanger 2020. Li, H. and Boulanger, P. (2020). *"A Survey of Heart Anomaly Detection Using Ambulatory Electrocardiogram (ECG)"*. Sensors, 20 edition.
- Limeira 2019. Limeira, G. A. (2019). *"Avaliação do ritmo cardíaco em eletrocardiogramas de curta duração utilizando análise dos intervalos RR e aprendizado supervisionado"*. Dissertação de mestrado em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- Luz et al. 2016. Luz, E. J. S., Schwartz, W. R., Cámara-Chávez, G., and Menotti, D. (2016). *"ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey"*. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 127 edition.
- Melo 2011. Melo, B. R. P. (2011). *"Um Sistema Adaptativo para Detecção de Ondas de Eletrocardiografia"*. Dissertação de mestrado. Instituto de Computação da Universidade Federal de Alagoas.
- Oliveira 2007. Oliveira, F. I. (2007). *"Transformada de Hilbert sobre Bases de Wavelets: Detecção de Complexo QRS"*. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Teleinformática da Universidade Federal do Ceará.
- PCS 2026. PCS, P. C. S. (2026). "ecg guide". Disponível em: <https://www.practicalclinicalskills.com/hub-ecg-reference-guide> (30/01/2026).
- Silva 2018. Silva, A. P. N. (2018). *"Uma Plataforma de Monitoramento Inteligente de Arritmia Cardíaca em Fluxo de Tempo Real"*. Dissertação de mestrado em Sistemas e Computação do Departamento de Informática e Matemática Aplicada da Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- Smith 1999. Smith, S. W. (1999). *"The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing"*. California Technical Publishing, 2 edition.
- VisionnIT 2026. VisionnIT (2026). "eprohealth". Disponível em: <https://www.visionnit.com.br/> (30/01/2026).
- Webster 1997. Webster, J. (1997). *"Medical Instrumentation: Application and Design"*. Wiley, 3 edition.
- Yeh and Wang 2008. Yeh, Y.-C. and Wang, W.-J. (2008). *"QRS complexes detection for ECG signal: The Difference Operation Method"*. Computer Methods and Programs in Biomedicine.