

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

Propriedades da Filtragem de Savitzky-Golay Aplicadas na
Identificação de Complexos QRS em Sinais de
Eletrocardiograma

Erica Noronha Nishida

Itajubá, Agosto de 2017

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

Propriedades da Filtragem de Savitzky-Golay Aplicadas na
Identificação de Complexos QRS em Sinais de
Eletrocardiograma

Erica Noronha Nishida

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para obtenção
do Título de Mestre em Ciência em Engenharia Elétrica

Área de Concentração: Microeletrônica

Orientador: Prof. Dr. Luís Henrique de Carvalho Ferreira

Coorientador: Prof. Dr. Odilon de Oliveira Dutra

Agosto de 2017
Itajubá - MG

Este trabalho é dedicado àqueles que disponibilizaram tempo, conhecimento, energia, ou opinião em prol da conclusão desse projeto.

Agradecimentos

Aos professores Luís Henrique e Odilon e a todo o Grupo de Microeletrônica pela dedicação, suporte e incentivo durante essa jornada.

A CAPES, FAPEMIG e FINEP pela assistência financeira no desenvolvimento desse projeto.

Ao meu pai, colega de pós-graduação e profissão pela compreensão, paciência e assistência ao longo do caminho.

Aos amigos e colegas pela sinergia e torcida por um bom resultado.

"Aprender é como nadar contra a correnteza, sempre que se para, move-se para trás."

Confúcio

Resumo

Essa dissertação apresenta as propriedades da filtragem de Savitzky-Golay e sua aplicação em uma das etapas de um algoritmo de detecção do complexo QRS em um sinal de eletrocardiograma (ECG). Esse algoritmo também foi implementado em um sistema eletrocardiógrafo portátil em desenvolvimento pelo Grupo de Microeletrônica UNIFEI.

Nessa aplicação foi utilizada a filtragem diferencial de Savitzky-Golay devido, principalmente, a suas características de supressão de ruídos em uma frequência estabelecida (60Hz) e a utilização de coeficientes inteiros. Tais características permitiram a simplificação de etapas, redução de tempo e memória de processamento, além da diminuição de etapas de filtragem analógica e digital no sistema.

Eficiência, exatidão e imunidade a ruído são comprovados através de figuras de mérito analisadas a partir de sinais padrão de ECG.

Palavras-chaves: Filtragem Savitzky-Golay, Eletrocardiograma, Detecção do Complexo QRS, Sistema Eletrocardiógrafo Portátil.

Abstract

This dissertation presents Savitzky-Golay filtering properties and its application in one of QRS complex detection algorithm steps, in an eletrocardiogram signal (ECG). This algorithm was also implemented in a portable eletrocardiograph system in development by UNIFEI Microelectronic Group.

In this application, a Savitzky-Golay differentiation filtering was taken, mainly, due to noise suppression feature in a established frequency (60Hz) and integer coefficients usage. These features allowed steps simplification, time and memory reduction beside an analogical and digital filtering reduction in the system.

Efficiency, accuracy and noise immunity are verified through figure of merit that were analyzed from standard ECG signal.

Key-words: Savitzky-Golay Filtering, Eletrocardiogram, QRS Complex Detection, Portable Eletrocardiograph System.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Correlação entre Despolarização e Repolarização com os Padrões de Onda de um Eletrocardiograma	15
Figura 2 – Modelo Estrutural Padrão de Onda de um Eletrocardiograma	16
Figura 3 – Diagrama de Blocos do Algoritmo Pan-Tompkins	17
Figura 4 – Resultados do Algoritmo Pan-Tompkins para Sinais do Banco de Dados MIT-BIH	19
Figura 5 – Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM	20
Figura 6 – Resultados do Algoritmo DOM para Sinais do Banco de Dados MIT-BIH	22
Figura 7 – Classificação de Filtros Digitais - Uso e Implementação	23
Figura 8 – Estrutura Básica de um Filtro Digital FIR	24
Figura 9 – Comportamento em Frequência de Filtros Digitais de Suavização de Savitzky-Golay	26
Figura 10 – Alterações Propostas no Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM	28
Figura 11 – Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM Modificado	29
Figura 12 – Comparação entre Diferenciação DOM, $SGDD(1,5)$ e $SGDD(3,5)$ - Comportamento de Filtro Passa-Baixa	30
Figura 13 – Comparação entre Diferenciação DOM e $SGDD(3,13)$ - Mitigação de Interferência de 60Hz e Rejeição de Alta Frequência	31
Figura 14 – Desempenho da Modificação do Algoritmo DOM com $SGDD(3,13)$ a uma frequência de 360Hz	33
Figura 15 – Eletrodo do Sistema Eletrocardiógrafo Portátil do tipo Ativo Seco	37
Figura 16 – Hardware - Núcleo de Processamento e Central de Transmissão via Protocolo Bluetooth	38
Figura 17 – Sinal de ECG sem Ruído	39
Figura 18 – Sinal de ECG Contaminado com Ruído Proveniente do Aparelho Muscular	40
Figura 19 – Sinal de ECG Contaminado com Ruído Proveniente de Interferência de Alimentação de Rede Elétrica	41

Lista de tabelas

Tabela 1 – Coeficientes de Filtros de Diferenciação de Savitzky-Golay em Comparação com Coeficientes de Filtro de Diferenciação Comum.	27
Tabela 2 – Teste de Ruído Aleatório @ 360Hz.	34
Tabela 3 – Teste de Ruído a 60Hz @ 360Hz.	35
Tabela 4 – Comparação de Cenários entre Diferenciação DOM e <i>SGDD(3, 13)</i> . .	36

Lista de abreviaturas e siglas

bpm	Batimento por minuto
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
DOM	<i>Difference Operation Method</i> - Método de Operação Diferencial
ECCG	Eletrocardiograma
EMG	Eletromiograma
F	<i>Failure Detection</i> - Falha de Detecção
FAPEMIG	Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas
FINEP	Financiadora de Estudos e Projetos
FIR	<i>Finite Impulse Response</i> - Resposta Finita ao Impulso
FN	<i>False Negativ</i> - Falso Negativo
FP	<i>False Positiv</i> - Falso Positivo
IESTI	Instituto de Engenharia de Sistemas e Tecnologias da Informação
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i> - Resposta Infinita ao Impulso
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i>
P	<i>Positive Predictability</i> - Previsibilidade Positiva
RMS	<i>Root Mean Square</i> - Valor Eficaz
S	<i>Sensivity</i> - Sensibilidade
SGDD	<i>Savitzky-Golay Digital Differentiator</i> - Diferenciador Diferencial de Savitzky-Golay
TP	<i>True Positiv</i> - Legítimo Positivo
UNIFEI	Universidade Federal de Itajubá

Lista de símbolos

$x_d(n)$	Derivada do Sinal em n
$x(n)$	Sinal de Entrada em n
$T1$	<i>Threshold 1</i>
$T2$	<i>Threshold 2</i>
$H(w)$	Resposta em Frequência de Filtro
$h(n)$	Resposta ao Impulso
$y()$	Sinal de Saída no Filtro de Média Móvel
$x()$	Sinal de Entrada no Filtro de Média Móvel
M	Número de Pontos no Filtro de Média Móvel
x_i	Valor Suavizado no Filtro de Savitzky-Golay
w_j	Valor dos Coeficientes do Filtro de Savitzky-Golay
m	Ponto Médio do Intervalo (Janela) de Amostras do Filtro de Savitzky-Golay

Sumário

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Considerações Iniciais	12
1.2	Justificativa e Objetivos	13
1.3	Organização do Trabalho	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1	Eletrocardiografia	15
2.2	Algoritmos de Detecção do Complexo QRS	17
2.2.1	Algoritmo DOM	18
2.3	Filtros Digitais	23
2.3.1	Filtro Digital FIR	24
2.3.2	Filtro Digital de Média Móvel	24
2.3.3	Filtro Digital de Savitzky-Golay	25
3	PROPOSTA	28
3.1	Simulação em MATLAB do Algoritmo Modificado Proposto	30
4	RESULTADOS	34
4.1	Análise da Simulação em MATLAB do Algoritmo Modificado	34
4.2	Implementação do Algoritmo Modificado em Microcontrolador	36
5	CONCLUSÃO	42
5.1	Projetos Futuros	42
	REFERÊNCIAS	44
	ANEXOS	46

1 Introdução

1.1 Considerações Iniciais

Sinais elétricos gerados por atividade fisiológica são considerados biosinais e possuem pequena amplitude (1). A medição de biosinais provenientes de atividade cardíaca pode auxiliar no diagnóstico e prevenção de doenças relacionadas ao funcionamento do coração, como o infarto do miocárdio, e é denominada eletrocardiografia (2).

O exame padrão para se avaliar a propagação da atividade elétrica no coração é chamado de eletrocardiograma (ECG). Esse exame capta as mudanças elétricas responsáveis pela contração e relaxamento do músculo cardíaco e as transcreve em um gráfico (3). Esse gráfico apresenta uma estrutura padrão composta por onda P, complexo QRS e onda T (4). Amplitude, duração e morfologia dessas ondas são parâmetros em que se baseia a identificação de cardiopatias. A análise do complexo QRS, por exemplo, permite a identificação da taxa de batimentos cardíacos do paciente, taquicardias, entre outros (5).

A eficácia do diagnóstico automático, a partir da análise digital de um sinal de ECG, depende da capacidade de leitura e filtragem de ruídos do sinal original. Tipicamente, são encontrados ruídos relacionados à alimentação do equipamento que realiza o exame (na frequência de 60 Hz), à movimentação dos músculos, à aquisição feita pelos eletrodos, entre outros. Tais interferências, somadas à variabilidade morfológica do complexo QRS, dificultam sua correta detecção (6). Portanto, a eficiência de sua detecção está diretamente ligada ao acondicionamento e tratamento do sinal adquirido.

Dessa maneira, existem diversos algoritmos de detecção do complexo QRS, cada qual com uma característica distinta. Entre eles estão o algoritmo de Pam-Tompkins (7), o algoritmo de detecção por transformada Wavelet (8) e o algoritmo DOM (*Difference Operation Method*- Método de Operação Diferencial) (9). O algoritmo DOM é, dentre os três, o mais simples e rápido devido à simplicidade de suas operações matemáticas e de manipulação de sinal (o detalhamento do algoritmo pode ser visto na Seção 2.2.1). Apesar disso, sua confiabilidade não é afetada, visto que sua taxa de falha de 0,19% está bem abaixo de outros algoritmos de detecção. Tais características o tornam atrativo para a implementação em microcontroladores. Esse foi o principal motivo para sua escolha como base da proposta deste trabalho, visto que o seu propósito é implementar o algoritmo em um sistema embarcado (do eletrocardiógrafo portátil em

desenvolvimento).

As oportunidades de melhoria sobre o algoritmo DOM original se concentram, principalmente, na etapa de diferenciação do sinal de ECG. A operação original é substituída por um filtro de diferenciação de Savitzky-Golay. Devido às propriedades desse tipo de filtro, a modificação proposta elimina a necessidade de filtragem por hardware para condicionamento de sinal, diminuindo custo de projeto, além de permitir a rejeição de ruído de 60Hz e a atenuação de ruído branco.

A comprovação da eficácia de tais melhorias foi feita pela análise das figuras de mérito resultantes da simulação do algoritmo modificado em MATLAB com base em sinais gerados pelo ECGSYN. O ECGSYN é um gerador real de sinais de ECG baseado em um modelo dinâmico da atividade elétrica cardíaca capaz de replicar muitos dos aspectos reais de um sinal de ECG (10). Após validado, o algoritmo foi implementado na plataforma OpenEinthoven (11), que é baseada em um sistema de aquisição de dados Arduino e uma interface Android e processou sinais provenientes do simulador de sinais de ECG Fluke Biomedical ProSim 8 Vital Signs Simulator para validar seu desempenho. Ambos os resultados podem ser conferidos no Capítulo 4.

1.2 Justificativa e Objetivos

A proposição deste trabalho está alinhada aos objetivos traçados no projeto de pesquisa em desenvolvimento intitulado "Desenvolvimento de um Microsistema de Eletrocardiografia para o Monitoramento e o Apoio a Diagnóstico de Pacientes Cardiopatas", fomentado e aprovado em Outubro de 2013 pela FINEP, vinculado aos grupos de pesquisa de Microeletrônica e Biomédica da UNIFEI. O microsistema proposto visa monitorar e fornecer suporte ao diagnóstico remoto de pacientes cardiopatas e é composto por um desenvolvimento em *hardware* - que opera em baixa potência para receber os sinais provenientes de eletrodos e transmití-los via protocolo *bluetooth* - e um aplicativo para *smartphone* que faz o processamento dos dados e os exibe em uma interface gráfica. Essa dissertação busca solucionar grande parte das interferências nas leituras dos sinais de eletrocardiogramas utilizando uma solução com baixo consumo de potência, rapidez de processamento e baixo consumo de memória.

O objetivo desse projeto é propor um método de identificação do complexo QRS em sinais de ECG de uma maneira mais eficiente para dispositivos portáteis alimentados por bateria. Nesse sentido, o foco principal é apresentar a utilização de uma filtragem diferencial, proposta em 1964 por Abraham Savitzky e Marcel J.E. Golay, conhecida como *Savitzky-Golay Digital Differentiator (SGDD)*, em substituição ao método de diferenciação ordinário usado em (9). Essa alteração traz características desejáveis para a correta detecção do complexo QRS, tais como a filtragem de ruído branco e

interferência da rede elétrica (60Hz), tornando dispensáveis, os estágios de filtragem em *hardware* que consomem energia considerável em sistemas portáteis.

1.3 Organização do Trabalho

O Capítulo 2 apresenta os conteúdos teóricos de base para essa dissertação. Primeiramente, são apresentados os fundamentos de eletrocardiografia. Em seguida, algoritmos de detecção de complexo QRS em um sinal de ECG são comparados. O algoritmo DOM e suas particularidades são evidenciados nesse Capítulo. Posteriormente, são apresentadas definições importantes sobre filtros digitais.

O Capítulo 3 introduz a proposta principal desse trabalho que consiste na realização de modificações na etapa de diferenciação do algoritmo DOM visando a implementação do mesmo em um microcontrolador. As características desejadas para tal aplicação como, por exemplo, o aumento da imunidade a ruído e a diminuição da memória de processamento de dados, são evidenciadas durante a simulação da proposta em plataforma MATLAB.

O Capítulo 4 ilustra a comprovação de resultados primeiramente por meio da análise de figuras de mérito calculadas a partir das simulações em MATLAB e em seguida a partir da implementação do algoritmo modificado em um microcontrolador. Tal componente é o responsável pelo controle do sistema eletrocardiógrafo portátil em desenvolvimento pelo Grupo de Microeletrônica - UNIFEI. O sistema em questão também é detalhado nesse Capítulo.

O Capítulo 5 encerra esse trabalho com as considerações finais e oportunidades de projetos futuros frutos desse estudo.

2 Referencial Teórico

Encontram-se ilustrados nesse capítulo, os conteúdos fundamentais ao desenvolvimento desse trabalho: eletrocardiografia, algoritmos de detecção do complexo QRS e filtros digitais.

2.1 Eletrocardiografia

O coração mamífero possui quatro câmaras, dois átrios e dois ventrículos, formados basicamente por células miocárdicas por meio das quais a atividade elétrica se propaga. As mudanças elétricas são responsáveis pela contração e relaxamento do músculo cardíaco (3). Essa atividade muscular resulta da despolarização e repolarização das células do miocárdio.

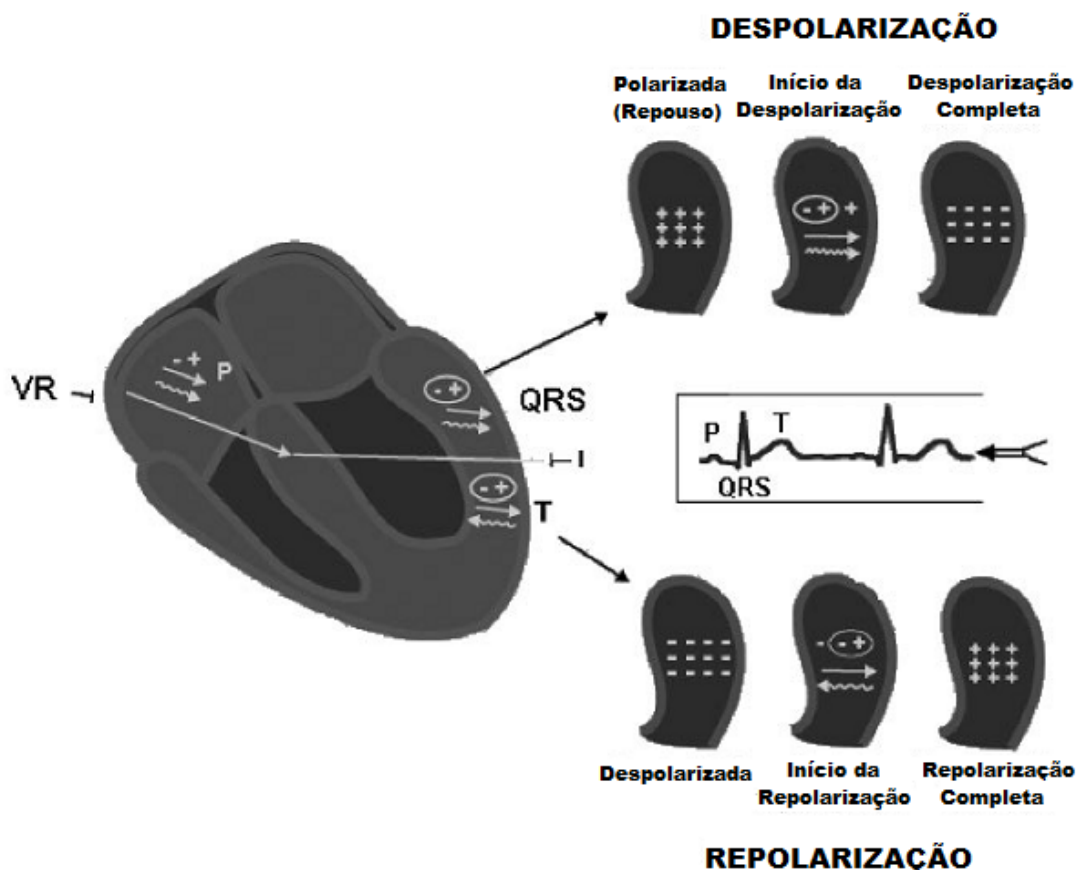


Figura 1 – Correlação entre Despolarização e Repolarização com os Padrões de Onda de um Eletrocardiograma

Fonte: (12)

Durante a polarização, as células estão dotadas de cargas positivas em seu interior. Quando estão em estado de despolarização, as células ficam carregadas negativamente. Na repolarização, as cargas voltam a ficar positivas fechando o ciclo da atividade cardíaca, como ilustrado na Figura 1 (13).

Os sinais elétricos cardíacos podem ser captados por meio de eletrodos e transcritos para um gráfico de características específicas, chamado eletrocardiograma (ECG), que é o exame padrão para avaliar a propagação da atividade elétrica no coração.

O ECG foi introduzido na prática clínica em 1903 por Einthoven. Os eixos do gráfico indicam tempo (segundos) x amplitude de tensão (mV). Para facilitar a interpretação, o mesmo é construído sobre uma grade milimetricamente quadriculada, criando uma correlação entre distância e as unidades medidas (12).

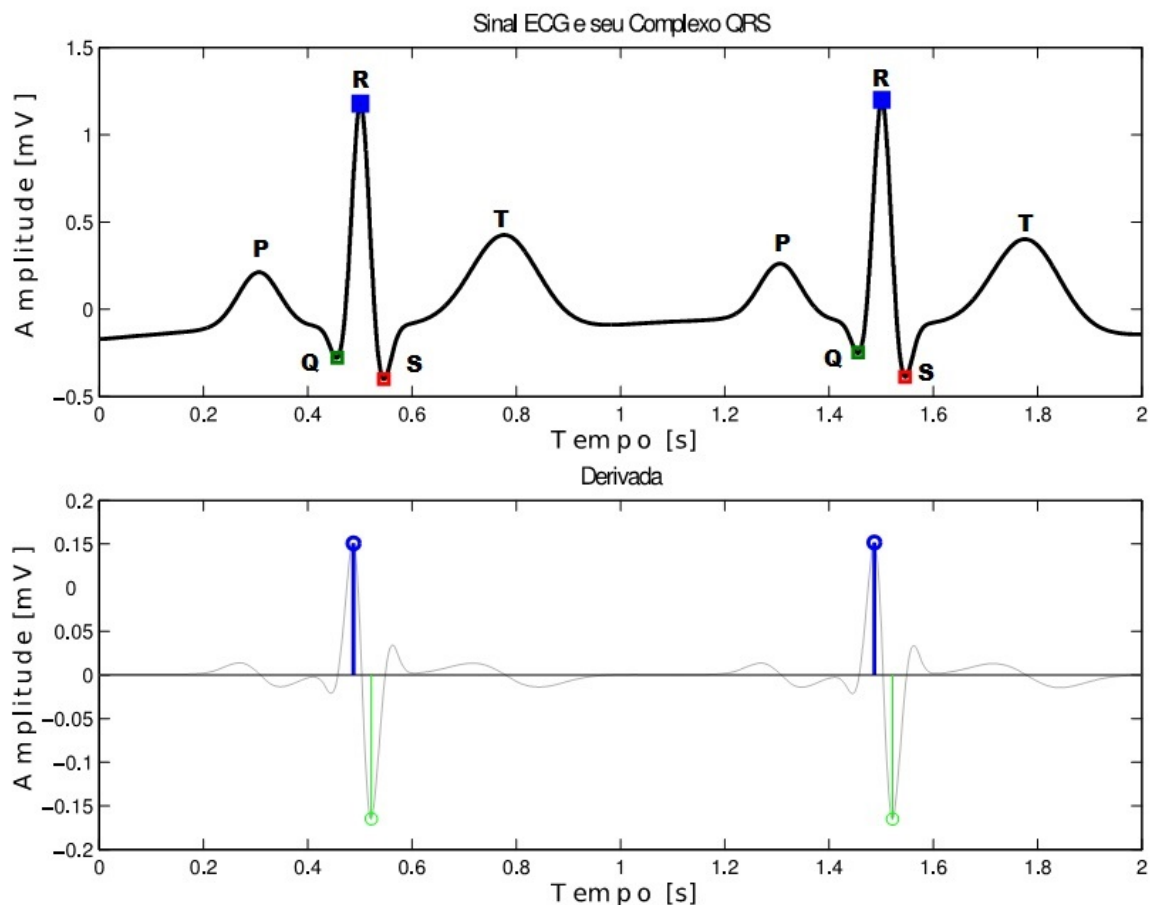


Figura 2 – Modelo Estrutural Padrão de Onda de um Eletrocardiograma

Fonte: Autor

O modelo estrutural padrão da onda de um ECG, que pode ser visto na Figura 2, é composto da onda P, que representa a ativação atrial, do complexo QRS, que representa a ativação ventricular e da onda T que representa a repolarização ventricular.

Em alguns casos pode haver a presença de uma pequena onda U que é parte do processo de repolarização (4).

Abaixo do sinal de ECG, pode ser vista a derivada comum do sinal original. Essa forma de onda mostra como a identificação dos picos, e conseqüentemente do complexo QRS, se torna bem definida com tal operação, para um sinal livre de ruídos.

O complexo QRS caracteriza a contração - ou despolarização - dos ventrículos e apresenta duração média de 0,07s com desvio padrão de 0,016s. A sua detecção é importante para a determinação de características do ECG, como a taxa de batimentos cardíacos, que permitem o rápido diagnóstico de cardiopatias por cardiologistas. A morfologia das ondas, as condições fisiológicas dos pacientes e a presença de ruídos podem dificultar a detecção automática do complexo QRS (14).

2.2 Algoritmos de Detecção do Complexo QRS

Como foi citado na Seção 2.1, a presença de ruídos dificultam a detecção automática do complexo QRS. Isso ocorre devido aos vários tipos de ruído que podem estar contidos em um sinal de ECG. Entre eles, ruídos provenientes de atividade muscular, movimentação dos eletrodos, interferência de rede elétrica e alta frequência (7).

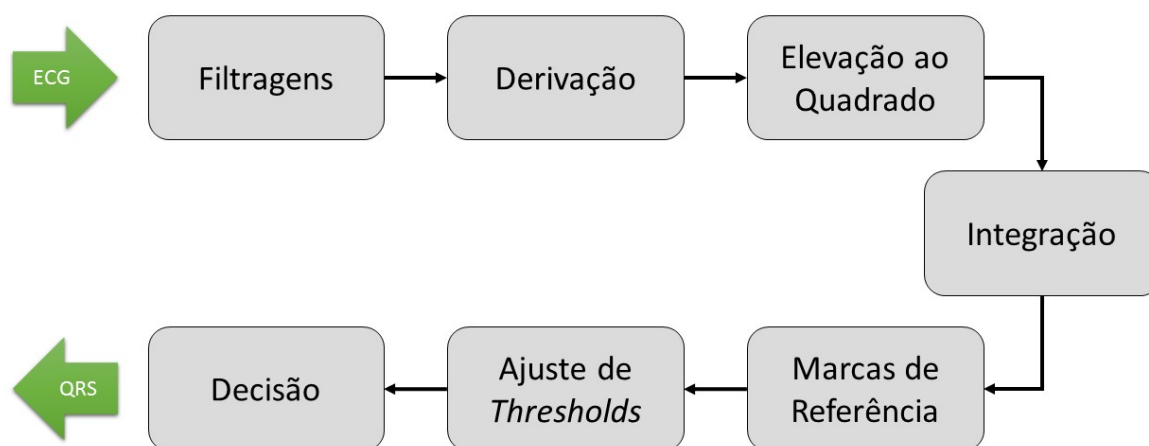


Figura 3 – Diagrama de Blocos do Algoritmo Pan-Tompkins

Fonte: Autor

Geralmente, a localização do complexo QRS é realizada a partir da subida da onda R. Porém, a onda R sozinha não é suficiente para uma detecção precisa, logo,

outros parâmetros como amplitude, energia ou duração do complexo QRS podem ser necessários (7). Existem diversos algoritmos de detecção com abordagens e aplicações diferentes, tais como o proposto por (8) que utiliza a Transformada de Wavelet, a abordagem geométrica proposta por (15) e outros algoritmos que utilizam filtros digitais especiais para fazer a detecção do complexo QRS no domínio do tempo ou da frequência (9).

Um algoritmo de detecção de complexo QRS bastante utilizado é o algoritmo desenvolvido em 1985 por Pan e Tompkins que utiliza a posição e magnitude dos picos das ondas para realizar a detecção. Ele é dividido em três fases: fase de aprendizado 1, fase de aprendizado 2 e detecção. A fase de aprendizado 1, com duração de 2s, realiza a detecção dos *thresholds* baseada no sinal e nos seus picos de ruído. A fase de aprendizado 2 requer dois batimentos cardíacos para inicializar valores de média e limite do intervalo RR. A fase de detecção é responsável produzir um pulso a cada complexo QRS reconhecido. O diagrama de blocos desse algoritmo pode ser visto na Figura 3.

Nesse algoritmo, o ajuste de parâmetros de detecção é periódico. São necessários dois conjuntos de *thresholds*, um para o sinal de ECG filtrado e outro para o sinal integrado. Porém, embora complexa, essa técnica de duplo *threshold* só é efetiva para frequências cardíacas regulares. No caso de bigemismo ou trigeminismo por exemplo, haveria perda de detecção de batimentos cardíacos. Para o bom desempenho do algoritmo, são necessárias diversas etapas de filtragem: um filtro analógico passa baixa de 50Hz e mais três filtragens lineares digitais (passa-faixa especial, derivativo, e integração por janela móvel) (7).

A Figura 4 apresenta os resultados obtidos por Pan e Tompkins na implementação do algoritmo em sinais do banco de dados de arritmias MIT-BIH. Em que as seguintes figuras de mérito são utilizadas para avaliação dos resultados: Legítimo Positivo (TP - *True Positiv*), Falso Positivo (FP - *False Positiv*) e Falso Negativo (FN - *False Negativ*)

Em contrapartida à complexidade do algoritmo Pan-Tompkins, foi proposto um método simples de identificação que aumenta a confiabilidade de detecção do complexo QRS com apenas duas etapas e foi denominado "*Difference Operation Method*" (DOM), ou método de operação diferencial.

2.2.1 Algoritmo DOM

Em 2008, Yun-Chi e Wen-June propuseram o método DOM para a detecção de complexos QRS. A rapidez e precisão desse método foram comprovadas pela execução do algoritmo com dados do banco MIT-BIH e consequente obtenção de melhores

RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DO ALGORITMO DE
DETECÇÃO QRS UTILIZANDO O BANCO DE DADOS MIT/BIH

Gravação (No.)	Total (No. Bat.)	FP (Bat.)	FN (Bat.)	Falha na Detecção (Bat.)	Falha na Detecção (%)
100	2273	0	0	0	0
101	1865	5	3	8	0.43
102	2187	0	0	0	0
103	2084	0	0	0	0
104	2230	1	0	1	0.04
105	2572	67	22	89	3.46
106	2027	5	2	7	0.05
107	2137	0	2	2	0.09
108	1763	199	22	221	12.54
109	2532	0	1	1	0.04
111	2124	1	0	1	0.05
112	2539	0	1	1	0.04
113	1795	0	0	0	0
114	1879	3	17	20	1.06
115	1953	0	0	0	0
116	2412	3	22	25	1.04
117	1535	1	1	2	0.13
118	2275	1	0	1	0.04
119	1987	1	0	1	0.05
121	1863	4	7	11	0.59
122	2476	1	1	2	0.08
123	1518	0	0	0	0
124	1619	0	0	0	0
200	2601	6	3	9	0.35
201	1963	0	10	10	0.51
202	2136	0	4	4	0.19
203	2982	53	30	83	2.78
205	2656	0	2	2	0.08
207	1862	4	4	8	0.43
208	2956	4	14	18	0.60
209	3004	3	0	3	0.10
210	2647	2	8	10	0.38
212	2748	0	0	0	0
213	3251	1	2	3	0.09
214	2262	2	4	6	0.26
215	3363	0	1	1	0.03
217	2208	4	6	10	0.45
219	2154	0	0	0	0
220	2048	0	0	0	0
221	2427	2	0	0	0.08
222	2484	101	81	182	7.33
223	2605	1	0	1	0.04
228	2053	25	5	30	1.46
230	2256	1	0	1	0.04
231	1886	0	0	0	0
232	1780	6	1	7	0.39
233	3079	0	1	1	0.03
234	2753	0	0	0	0
48 pacientes	116 137	507	277	784	0.675

Figura 4 – Resultados do Algoritmo Pan-Tompkins para Sinais do Banco de Dados MIT-BIH

Fonte: (7)

resultados em comparação com outros algoritmos (9). O DOM é simples e confiável. Não requer nenhuma operação matemática complexa e é dividido em duas etapas. O seu diagrama de blocos é apresentado na Figura 5.

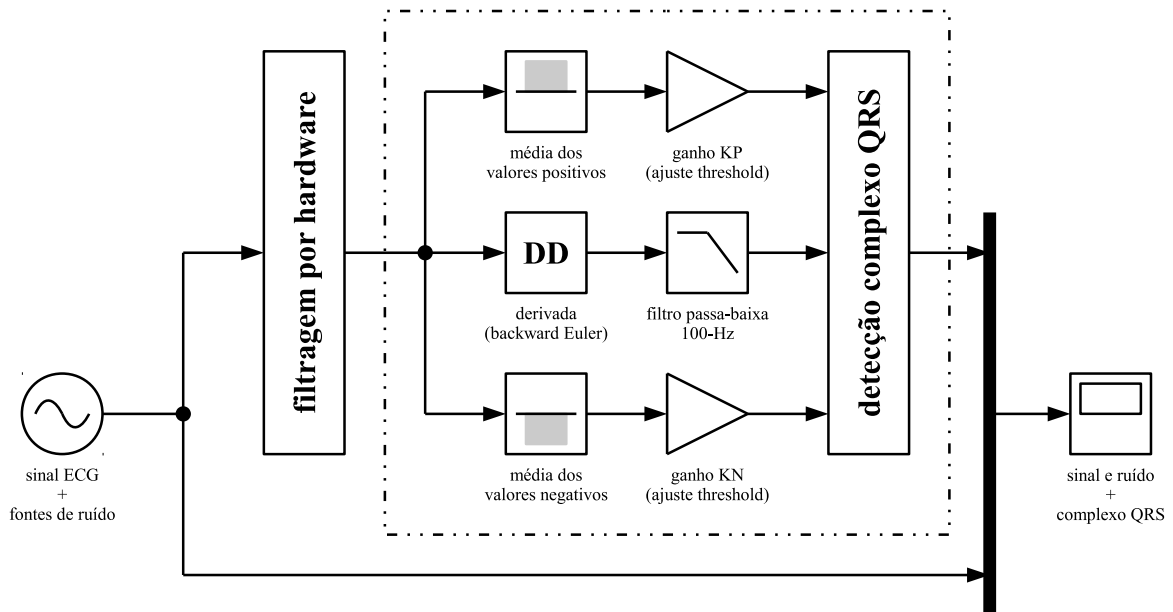


Figura 5 – Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM

Fonte: Autor

A primeira fase corresponde ao processo da operação de diferenciação (DOP). Primeiramente, o sinal de ECG passa por uma etapa de filtragem. Essa filtragem é necessária pois existe uma grande variedade de ruídos que podem estar presentes nos sinais de ECG. Tais ruídos podem ter inúmeras causas como:

- Interferência da rede elétrica 60Hz: relacionada ao aterramento do sistema de medição. Inclui a frequência fundamental 60Hz e seus harmônicos.
- Flutuação de linha de base: causada principalmente pela respiração do paciente ou interferência relacionada ao eletrodo e seu posicionamento. Em geral, apresenta frequência menor que 0,5Hz.
- Eletromiograma (EMG): produzido pela atividade muscular e surge em rápidas flutuações. A frequência pode variar de nível DC a 10kHz.
- Artefatos de movimento: resultante do movimento entre o eletrodo e a pele do paciente. Tal interferência tem grande amplitude e duração entre 100 e 500ms.

Após a filtragem, é realizada a obtenção da derivada comum do sinal, conforme Equação 2.1.

$$x_d(n) = x(n) - x(n - 1) \quad (2.1)$$

Onde $x(n)$ é o sinal de entrada no tempo n e $x_d(n)$ é a derivada do sinal em n .

É necessária a aplicação de um filtro passa-baixa em 100Hz para eliminar a variação de alta frequência gerada pela derivada. (Sabe-se que os componentes de um ECG se situam entre 0.05 e 100Hz).

Os valores de *thresholds* T1 e T2 são calculados a partir do dobro das médias dos valores positivos e negativos do sinal de ECG, respectivamente. (Sabe-se que a duração de um intervalo R-R está em torno de 0.4 a 1.2s, que representa 144 a 432 pontos de amostragem considerando uma frequência de 360Hz).

A segunda etapa é responsável pela identificação das ondas Q, R e S. Para a onda R, é necessário separar o sinal filtrado em duas partes, sinais positivos e negativos. Em seguida, ambos os vetores são percorridos em intervalos de 50 amostras (que são equivalentes ao intervalo de 0.14s) selecionando os valores extremos considerando os valores limítrofes de T1 e T2. O maior pico de cada intervalo é armazenado para o próximo passo. Ainda analisando um mesmo intervalo de 0.14s, é conferido o período entre os valores extremos identificados em ambos os vetores. Caso haja um par, ou seja, um máximo no vetor positivo que esteja a menos de 0.14s de um mínimo negativo, o pico positivo é identificado como onda R.

Sabendo que a duração do complexo QRS é de cerca de 0.04 a 0.11s (que significa de 15 a 40 pontos na frequência de 360Hz) (16), pode-se definir que o intervalo de busca 1 representa 20 amostras e o intervalo de busca 2, 80 amostras com o intuito de identificar corretamente as ondas Q e S, em relação à onda R, mesmo em sinais anormais de ECG.

Para a identificação da onda Q, são analisados os intervalos anteriores à onda R previamente identificada. Q1 é o mínimo encontrado no intervalo de busca 1 e Q2, no intervalo de busca 2. Caso não sejam coincidentes, a onda de menor amplitude é considerada a onda Q.

Para a identificação da onda S, são analisados os intervalos posteriores à onda R. S1 é o mínimo encontrado no intervalo de busca 1 e S2, no intervalo de busca 2. Caso não sejam coincidentes, a onda de menor amplitude é considerada a onda S.

Na Figura 6 podem ser vistos os resultados da implementação do algoritmo DOM com dados do MIT-BIH. Em que PT representa os resultados obtidos para o algoritmo Pan-Tompkins e WT, os resultados obtidos para o algoritmo que utiliza a Transformada de Wavelet. O método DOM apresentou o melhor valor de FP entre os três algoritmos. Para FN e Falha na detecção, o algoritmo DOM assumiu a segunda posição, mas com valores muito próximos do complexo método que utiliza a Transformada de Wavelet.

Gravação #	Total de Batimentos	Método DOM			Método PT			Método WT		
		FP (Bat.)	FN (Bat.)	Falha na Detecção (%)	FP (Bat.)	FN (Bat.)	Falha na Detecção (%)	FP (Bat.)	FN (Bat.)	Falha na Detecção (%)
100	2273	0	1	0.04	0	0	0.00	0	0	0.00
101	1865	0	1	0.05	5	3	0.43	1	0	0.00
102	2187	0	1	0.05	0	0	0.00	0	0	0.11
103	2084	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
104	2230	2	0	0.09	1	0	0.04	8	2	0.45
105	2572	0	17	0.66	67	22	3.46	15	13	1.09
106	2027	0	6	0.30	5	2	0.35	2	3	0.25
107	2137	0	3	0.14	0	2	0.09	0	0	0.00
108	1763	6	0	0.34	199	22	12.54	13	15	1.59
109	2532	0	3	0.12	0	1	0.04	0	0	0.00
111	2124	0	1	0.05	1	0	0.05	1	1	0.09
112	2539	1	0	0.04	0	1	0.04	2	1	0.12
113	1795	9	0	0.50	0	0	0.00	2	0	0.11
114	1879	0	1	0.05	3	17	1.06	3	0	0.16
115	1953	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
116	2412	0	17	0.70	3	22	1.04	0	1	0.04
117	1535	2	0	0.13	1	1	0.13	1	0	0.07
118	2275	10	0	0.44	1	0	0.04	1	0	0.04
119	1987	0	0	0.00	1	0	0.05	1	0	0.05
121	1863	0	2	0.11	4	7	0.59	2	1	0.16
122	2476	0	0	0.00	1	1	0.08	0	0	0.00
123	1518	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
124	1619	1	0	0.06	0	0	0.00	0	0	0.00
200	2601	5	0	0.19	6	3	0.35	0	1	0.04
201	1963	0	20	1.02	0	10	0.51	1	12	0.66
202	2136	1	0	0.05	0	4	0.19	0	1	0.05
203	2982	16	2	0.60	53	30	2.78	2	24	0.87
205	2656	0	16	0.60	0	2	0.08	0	1	0.04
207	1862	0	1	0.05	4	4	0.43	2	3	0.27
208	2956	0	14	0.47	4	14	0.60	0	4	0.14
209	3004	1	0	0.03	3	0	0.10	0	0	0.00
210	2647	0	14	0.53	2	8	0.38	3	3	0.23
212	2748	1	0	0.04	0	0	0.00	0	0	0.00
213	3251	0	3	0.09	1	2	0.09	0	0	0.00
214	2262	0	4	0.18	2	4	0.26	–	–	–
215	3363	0	4	0.12	0	1	0.03	–	–	–
217	2208	0	2	0.09	4	6	0.45	1	1	0.09
219	2154	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
220	2048	0	0	0.00	0	0	0.00	0	0	0.00
221	2427	0	1	0.04	2	0	0.08	0	7	0.29
222	2484	0	5	0.20	101	81	7.33	1	9	0.40
223	2605	1	0	0.04	1	0	0.04	0	2	0.08
228	2053	0	2	0.10	25	5	1.46	3	7	0.49
230	2256	2	0	0.09	1	0	0.04	0	0	0.00
231	1886	0	15	0.80	0	0	0.00	0	0	0.00
232	1780	0	0	0.00	6	1	0.39	0	0	0.00
233	3079	0	9	0.29	0	1	0.03	0	0	0.00
234	2753	0	1	0.04	0	0	0.00	0	0	0.00
Total	116,137	58	166	0.19	507	277	0.68	65	112	0.15

Figura 6 – Resultados do Algoritmo DOM para Sinais do Banco de Dados MIT-BIH

Fonte: (9)

2.3 Filtros Digitais

A filtragem do sinal de ECG é a etapa crucial para os algoritmos de identificação de complexo QRS, como foi exposto na Seção 2.2. O objetivo da filtragem é separar o sinal de atividade elétrica cardíaca dos sinais de interferência.

Os filtros digitais apresentam melhor desempenho que os filtros analógicos e sua utilização pode ser classificada em três categorias:

- Domínio do tempo: utilizado quando a informação está contida na forma do sinal;
- Domínio da frequência: utilizado quando a informação está contida na amplitude, frequência e fase das componentes do sinal; e
- Customizado: utilizado quando é necessária uma ação especial mais elaborada do que as que respostas de filtragem básicas (Passa-Alta, Passa-Baixa, Passa-Faixa e Rejeita-Faixa).

Em relação ao método de implementação, podem ser divididos em filtros digitais recursivos de resposta infinita ao impulso (IIR) e em filtros digitais por convolução de resposta finita ao impulso (FIR) (17). A Figura 7 representa a classificação dos filtros digitais por utilização e implementação.

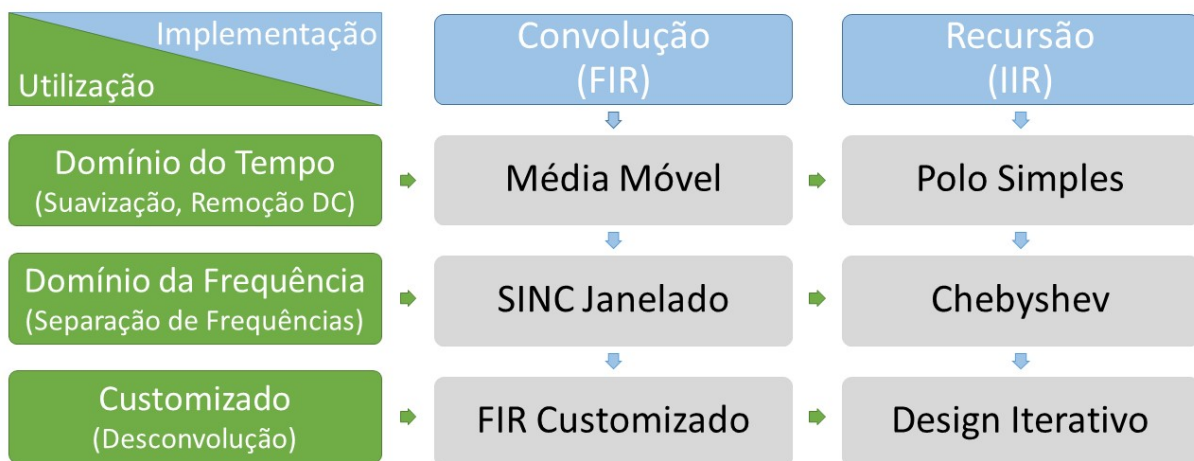


Figura 7 – Classificação de Filtros Digitais - Uso e Implementação

Fonte: (17)

2.3.1 Filtro Digital FIR

Os filtros do tipo FIR apresentam resposta em frequência com fase linear (17). São desenvolvidos no processamento de microcontroladores, apenas no domínio de amostras, e podem ser escritos como uma função polinomial com potências negativas em Z , que pode ser visto na Figura 8, na qual T representa o elemento de atraso.

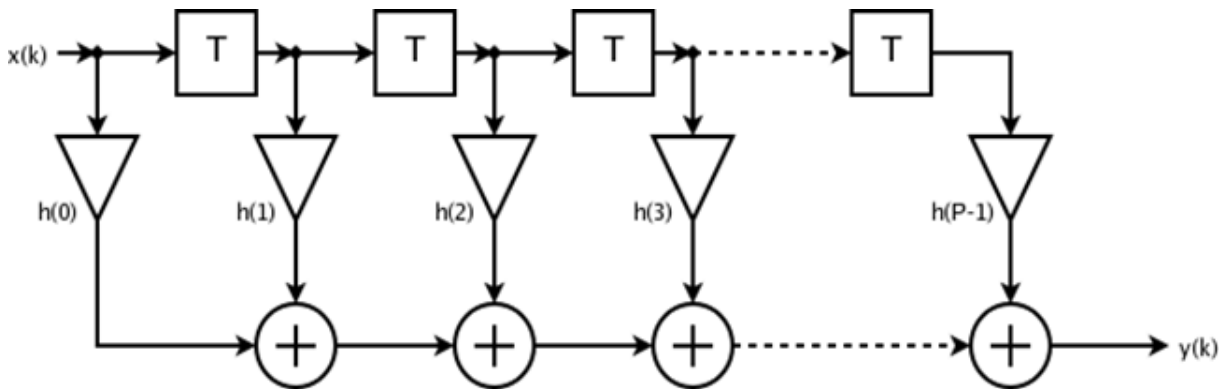


Figura 8 – Estrutura Básica de um Filtro Digital FIR

Fonte: (17)

A resposta em frequência do filtro, $H(w)$ é descrita pela Equação 2.2 :

$$H(w) = \sum_{n=N1}^{N2} h(n) \cdot (e^{jw})^n \quad (2.2)$$

Para se projetar um filtro do tipo FIR, é necessário encontrar o polinômio $H(w)$ que melhor se aproxima das especificações de resposta desejada. Seus coeficientes são as amostras da resposta ao impulso. O tamanho de $h[n]$ é, geralmente, fixo (18).

Um filtro do tipo FIR garante estabilidade e pode ser implementado por convolução com ajuste de uma janela, mas nem sempre é possível obter um filtro analógico equivalente.

2.3.2 Filtro Digital de Média Móvel

O filtro digital de média móvel é um filtro do tipo FIR, como foi definido na Seção 2.3. Como o próprio nome define, nesse caso, a filtragem se dá pela média de determinado número de pontos do sinal de entrada (janela) para produzir o sinal de saída. Pode ser descrito pela Equação 2.3:

$$y[i] = \frac{1}{M} \cdot \sum_{j=0}^{M-1} x[i + j] \quad (2.3)$$

O filtro de média móvel apresenta característica de redução de ruído aleatório branco enquanto mantém uma resposta ao degrau bem definida. Também é um filtro de suavização notável. Quando executado de forma recursiva, é o filtro digital mais rápido disponível (17).

A alta velocidade de filtragem se justifica pelas seguintes razões:

- Existem apenas duas operações por ponto, independente do tamanho do núcleo do filtro;
- São necessárias apenas operações matemáticas simples (e rápidas) de adição e subtração, enquanto outros filtros requerem tempo para executar operações de multiplicação;
- O sistema de indexação é bastante simples. Cada índice é obtido pela adição (ou subtração) de constantes inteiras que podem ser previamente calculadas.
- Todo o processo da filtragem pode ser executado com números inteiros. E dependendo do *hardware* de processamento, inteiros podem ser processados muito mais rapidamente do que variáveis de ponto flutuante.

Diferentes topologias de filtros foram estudadas para aplicação em algoritmos de identificação de complexo QRS em ECGs, e o tipo de filtro que se mostrou mais apropriado para as características buscadas, foi o filtro de Savitzky-Golay (2.3.3).

2.3.3 Filtro Digital de Savitzky-Golay

O filtro digital de Savitzky-Golay foi criado em 1964 como um algoritmo de filtragem e suavização de dados, incluindo as derivadas do sinal, e pode ser pensado como uma generalização de um filtro de média móvel. Os coeficientes desse filtro são provenientes da realização de um ajuste linear não-ponderado de mínimos quadrados, utilizando um polinômio de determinada ordem no ponto central da janela (19). Pode ser descrito pela Equação 2.4:

$$x_i = \frac{1}{2m+1} \cdot \sum_{j=-m}^m w_j \cdot x_{i+j} \quad (2.4)$$

Não é necessário ajustar o polinômio novamente para os pontos seguintes, já que é possível fazer uma convolução automática com coeficientes constantes (20).

Além da sua característica de filtragem de ruídos aleatórios, o ajuste dos seus coeficientes permite a rejeição de certas frequências. Isso pode ser feito posicionando um dos pontos de nulo espectral (*zero-crossing points*) da curva no valor de frequência que se

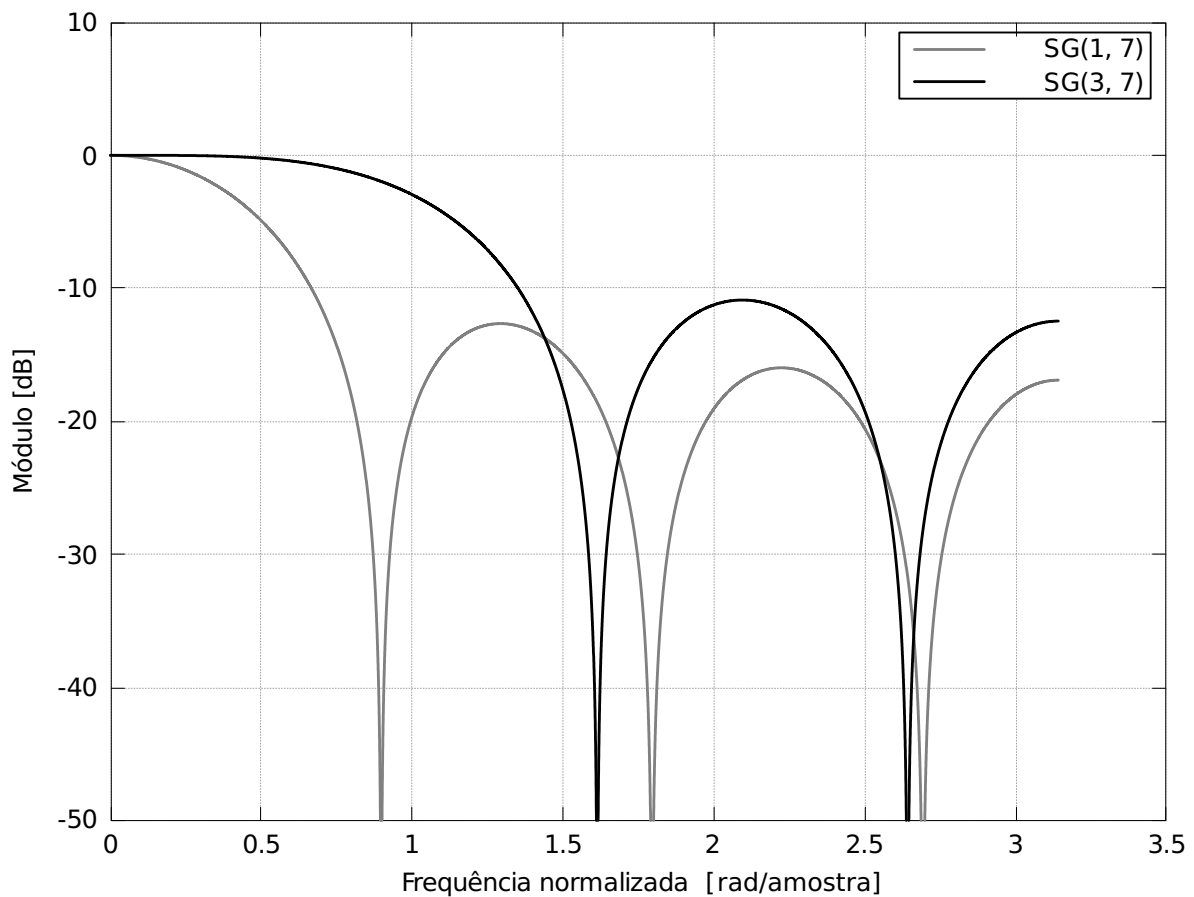


Figura 9 – Comportamento em Frequência de Filtros Digitais de Suavização de Savitzky-Golay

Fonte: Autor

deseja filtrar. Um exemplo desse ajuste pode ser visto através da resposta em frequência de duas configurações de filtro de suavização de Savitzky-Golay apresentadas na Figura 9.

Luo, Ying, He e Bay (21) foram pioneiros no estudo das propriedades de filtros de diferenciação digitais de Savitzky-Golay (SGDD) para primeira ordem. Com base nesses estudos, verificou-se que d -ésimo grau de SGDD preserva os momentos da derivada do sinal de entrada até a ordem d . O SGDD também minimiza o fator de amplificação do ruído. Além disso, se aproxima da derivada digital ideal em baixas frequências.

É importante ressaltar que os coeficientes desse filtro podem ser traduzidos em frações com o mesmo denominador, ou seja, o vetor de coeficientes do filtro pode conter apenas números inteiros e o denominador se traduz como uma constante. Essa característica permite que o processamento seja feito apenas no domínio dos números inteiros, simplificando o cálculo matemático e permitindo a utilização de microcontroladores mais simples para realizar o processamento de filtragem.

Prezando pela simplicidade de operação foram inicialmente testados os filtros com menor número de coeficientes e fazendo a adequação da frequência para que fosse favorável à detecção de complexo QRS (22) e também, para que houvesse rejeição das frequências indesejadas.

A Tabela 1 compara os coeficientes de dois filtros digitais de diferenciação de Savitzky-Golay com janela de cinco amostras e polinômios de primeira/terceira ordem com a derivada convencional (utilizada no algoritmo DOM). A operação do SGDD com coeficientes inteiros simplifica a aritmética tornando apropriada a implementação embarcada em microcontroladores de baixo custo.

Tabela 1 – Coeficientes de Filtros de Diferenciação de Savitzky-Golay em Comparação com Coeficientes de Filtro de Diferenciação Comum.

Amostra	DOM	SGDD(1,5)	SGDD(3,5)
-2		-2	1
-1	-1	-1	-8
0	1	0	0
1		1	8
2		2	-1
Normalização	1	10	12

3 Proposta

Considerando as propriedades do SGDD apresentadas anteriormente, segue a proposta de modificação do algoritmo DOM. Na Figura 10, a linha pontilhada representa as etapas do DOM que podem ser substituídas pela aplicação do SGDD, sendo: a diferenciação digital, a filtragem em hardware e o filtro passa-baixa de 100Hz. O fluxo lógico e a operação de *thresholds* não são alterados.

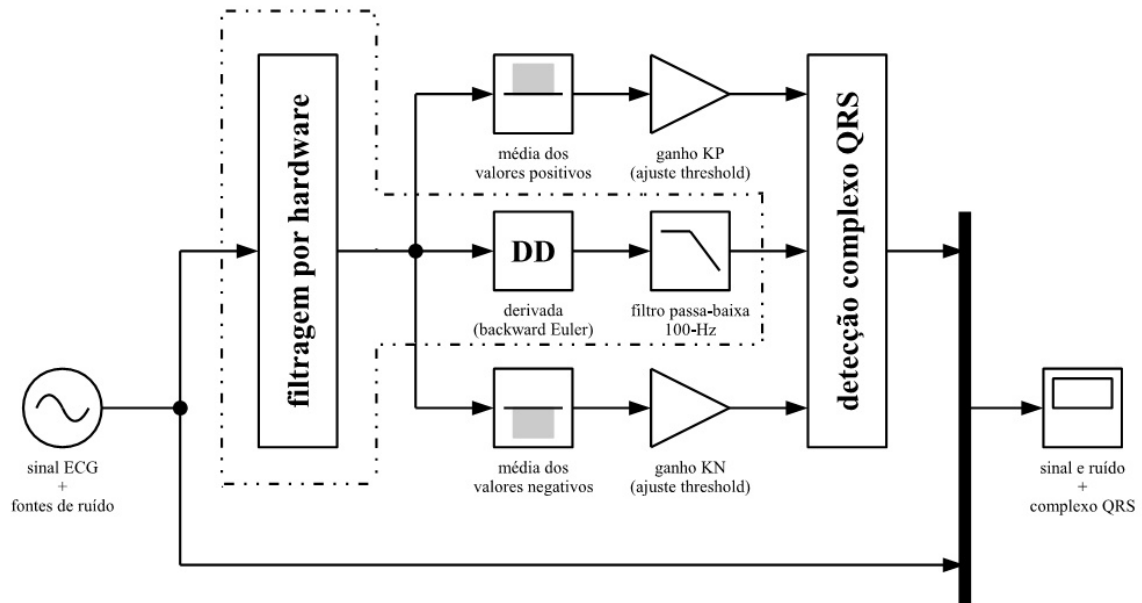


Figura 10 – Alterações Propostas no Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM

Fonte: Autor

A Figura 11 apresenta o diagrama de blocos do algoritmo DOM modificado.

A filtragem em hardware pode ser removida devido ao baixo fator de amplificação de ruído de SGDD, de acordo com (21). O $SGDD(1,5)$ apresenta fator de amplificação de 0.1, enquanto o $SGDD(3,5)$ apresenta fator unitário, por exemplo.

O SGDD também possui característica de passa-baixa, filtrando altas frequências. Eliminando, então, a necessidade do estágio de filtragem de 100Hz presente no algoritmo DOM original. A Figura 12 apresenta a comparação entre a diferenciação DOM e duas configurações de SGDD em relação a essa característica. Pode-se verificar que para baixas frequências, as duas configurações de SGDD acompanham o comportamento da diferenciação original do DOM. O aumento na ordem do polinômio, de $SGDD(1,5)$ para $SGDD(3,5)$, foi traduzido na adição de um ponto de nulo espectral, embora ambos apresentem a mesma frequência de corte.

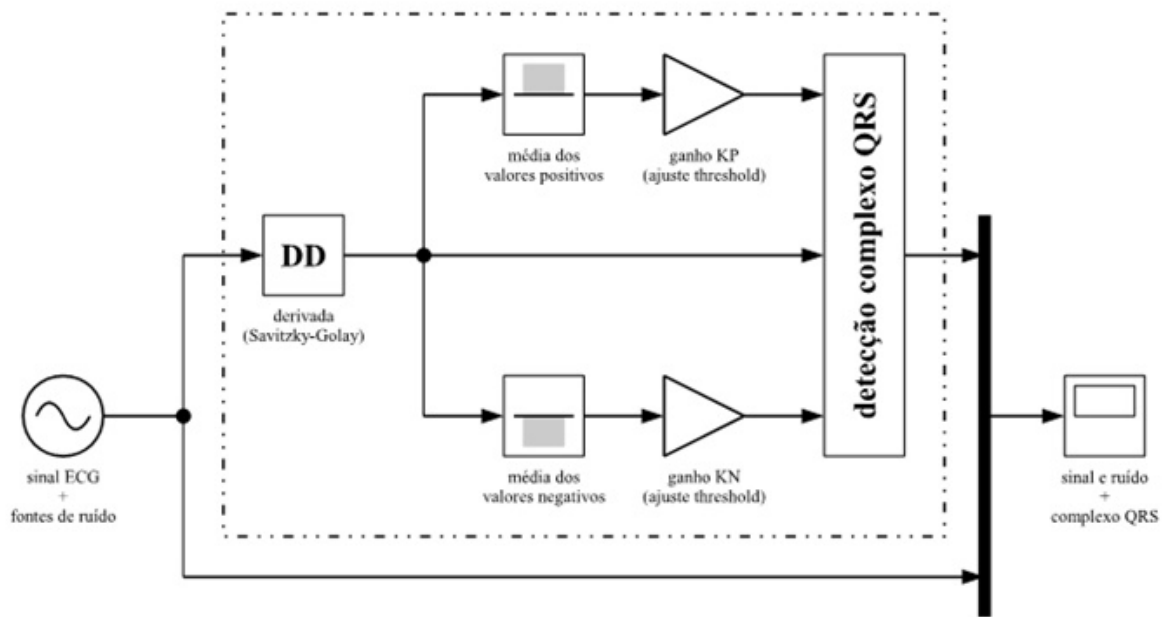


Figura 11 – Diagrama de Blocos do Algoritmo DOM Modificado

Fonte: Autor

Além disso, com o ajuste da frequência de amostragem, é possível ajustar a posição do(s) nulo(s) spectral(ais). Como exemplo, tem-se a Figura 13 que mostra um $SGDD(3, 13)$ executado a 360Hz . É possível notar a presença de um nulo espectral em torno de 60Hz .

A configuração $SGDD(3, 13)$ foi escolhida para ser aplicada no algoritmo DOM (seus coeficientes podem ser vistos em (23)), pelas seguintes razões:

- Apresenta nulo espectral em 60Hz operando à frequência de 360Hz (para manter a mesma base de comparação com o método DOM original)- o que possibilita a mitigação da interferência da rede elétrica devido à atenuação de mais de 30dB com a frequência variando em torno de 2% ;
- Promove atenuação de cerca de 20dB em frequências maiores que 100Hz e
- Apresenta fator de atenuação de ruído de 0.04 (21).

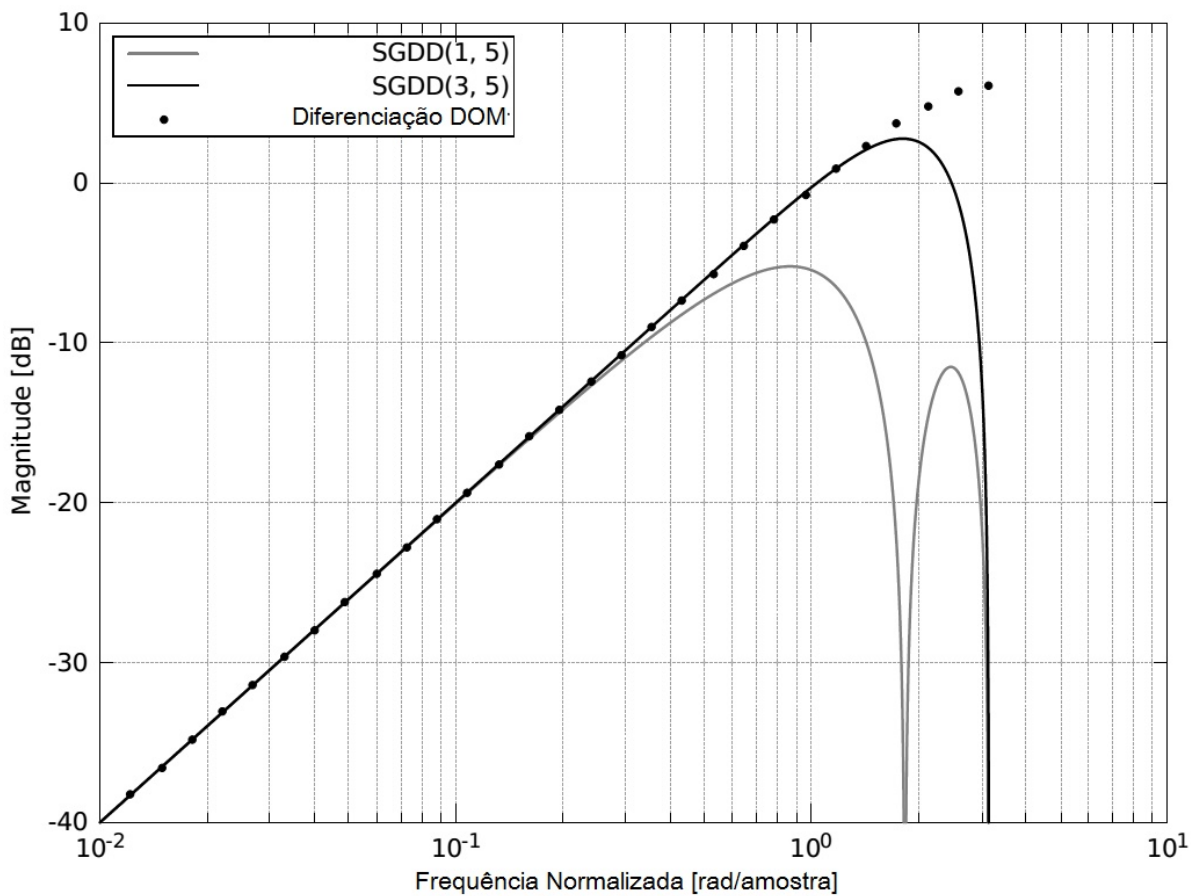


Figura 12 – Comparação entre Diferenciação DOM, $SGDD(1, 5)$ e $SGDD(3, 5)$ - Comportamento de Filtro Passa-Baixa

Fonte: Autor

3.1 Simulação em MATLAB do Algoritmo Modificado Proposto

As alterações propostas foram desenvolvidas e testadas em plataforma MATLAB considerando sinais de ECG gerados pelo ECGSYN como entrada para o algoritmo.

O ECGSYN é um gerador real de sinais de ECG baseado em um modelo dinâmico da atividade elétrica cardíaca capaz de replicar muitos aspectos reais de um sinal de ECG (10). Muitas das alterações morfológicas observadas em um ECG, por exemplo, são vistas como consequência da estrutura geométrica desse modelo.

O fornecimento de um ECG realista permite torná-lo referência para teste de várias técnicas de processamento de sinal biomédicas para diferentes níveis de ruído e frequências de amostragem. Nessa etapa, o uso do ECGSYN se mostra mais indicado do que os sinais MIT, utilizados em (9), devido à possibilidade de se controlar o nível de ruído do sinal, utilizando a mesma semente no processo de geração de ruído randômico

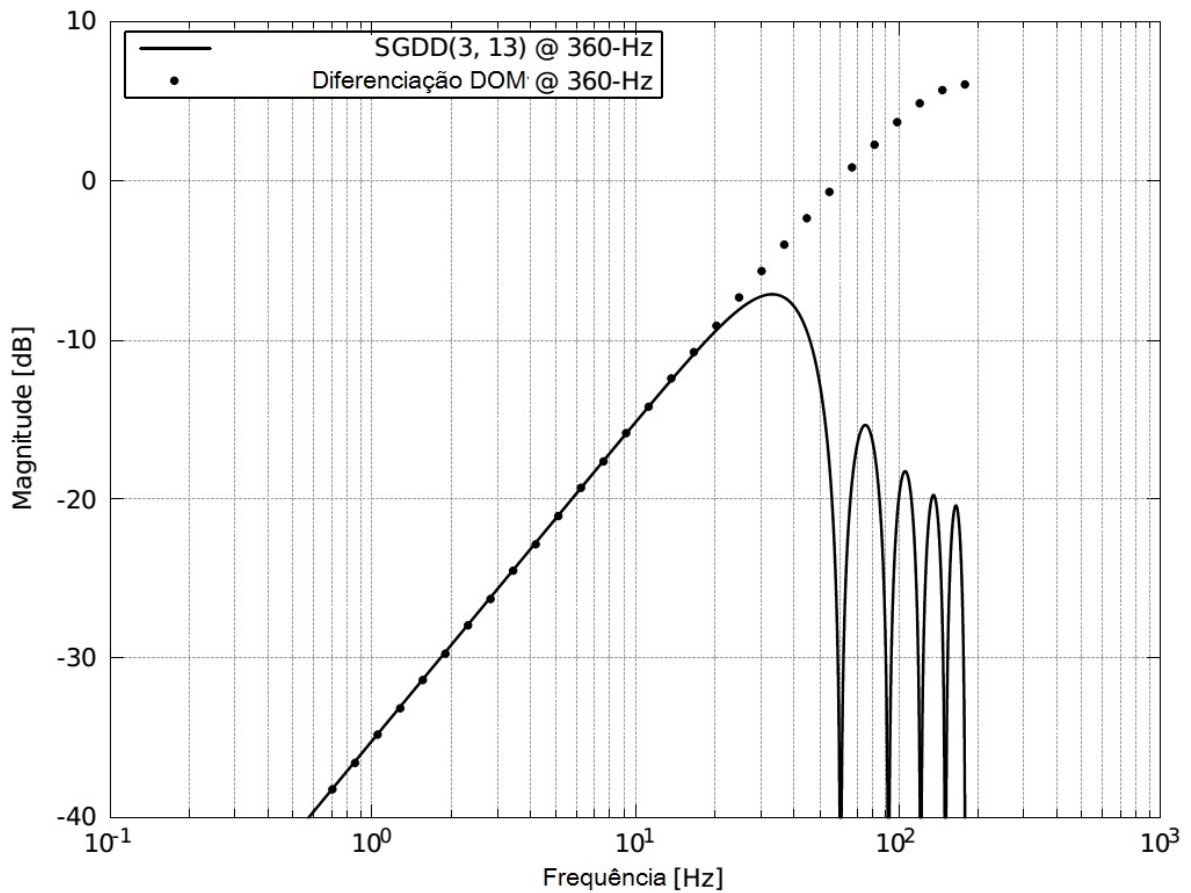


Figura 13 – Comparação entre Diferenciação DOM e $SGDD(3, 13)$ - Mitigação de Interferência de 60Hz e Rejeição de Alta Frequência

Fonte: Autor

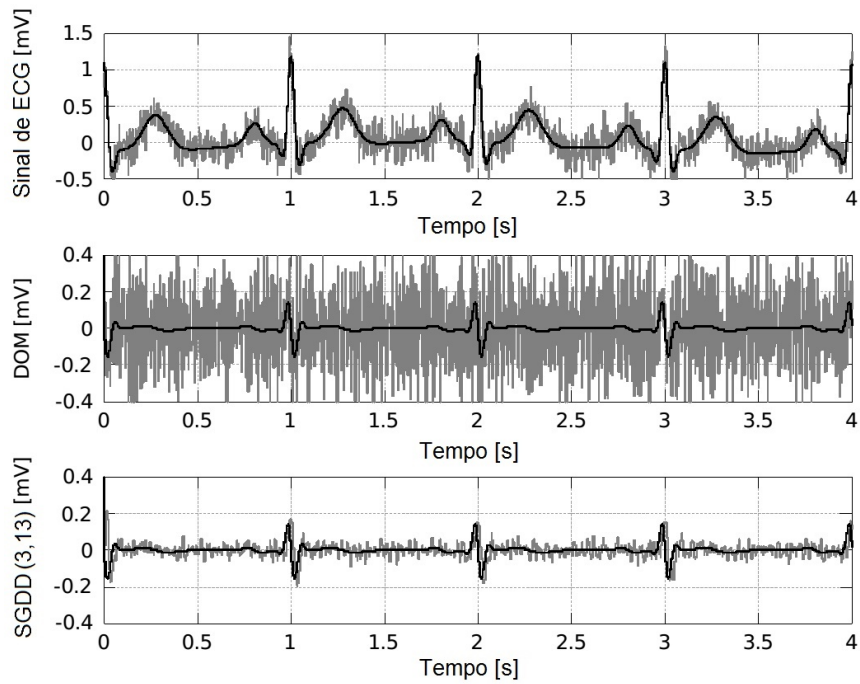
e também controlar a taxa de batimentos cardíacos.

A Figura 14a ilustra a operação do diferenciação convencional executada no DOM e o $SGDD(3, 13)$ em relação a capacidade de filtragem de ruído aleatório. O primeiro gráfico mostra um sinal de ECG sem ruído (em preto) e o mesmo sinal de ECG contaminado com ruído aleatório de média 0 e desvio padrão de $150\mu V_{RMS}$ (em cinza). O segundo, exibe o sinal de ECG como referência (em preto) e o sinal após a diferenciação pelo método convencional (em cinza). Já o terceiro, mostra o mesmo sinal de referência em preto, e o sinal após a diferenciação utilizando o $SGDD(3, 13)$ (em cinza). A diminuição do ruído pelo $SGDD(3, 13)$ em relação ao método convencional é notável.

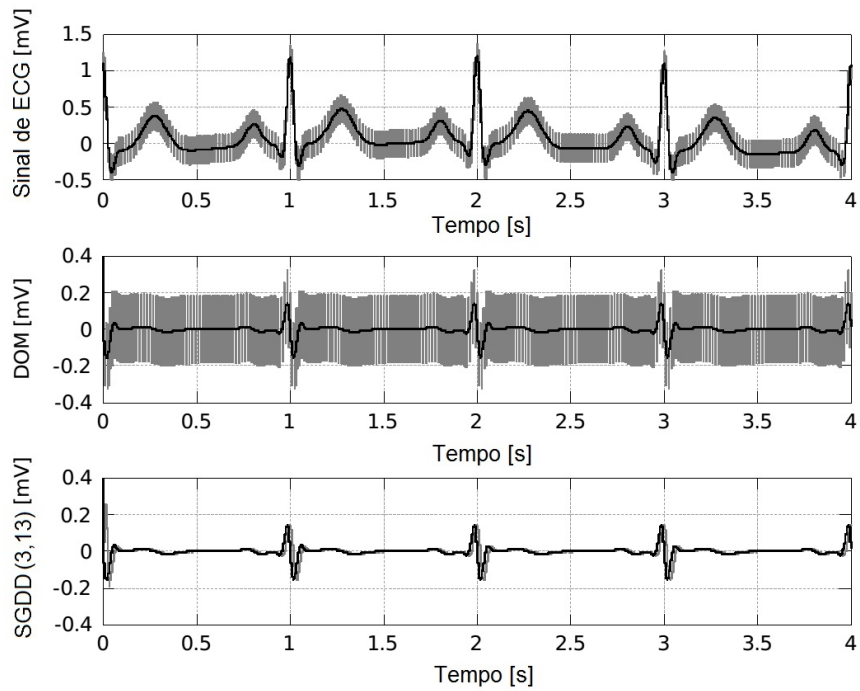
A Figura 14b revela uma comparação similar a anterior, porém a operação do diferenciação convencional executada no DOM e o $SGDD(3, 13)$ se relacionam, nesse caso, com a capacidade de mitigação da interferência da rede elétrica (60Hz). O primeiro gráfico mostra um sinal de ECG sem ruído (em preto) e o mesmo sinal de ECG contaminado com interferência de 60Hz de valor RMS $150\mu V_{RMS}$ (em cinza). O segundo,

exibe o sinal de ECG como referência (em preto) e o sinal após a diferenciação pelo método convencional (em cinza). Já o terceiro, mostra o mesmo sinal de referência em preto, e o sinal após a diferenciação utilizando o $SGDD(3, 13)$ (em cinza). A amplitude do sinal com interferência de $60Hz$ após a operação pelo $SGDD(3, 13)$ é bastante próxima ao sinal de referência (exceto por um curto atraso). O mesmo não foi observado em relação à operação do método convencional.

Embora a eficácia da filtragem proposta seja visível pelos gráficos anteriores, é necessária uma análise mais profunda sobre a comparação de desempenho entre a metodologia original e a proposta atual para fundamentar a substituição da etapa de filtragem, tornando possível uma implementação embarcada mais simplificada do algoritmo de detecção de complexos QRS.



(a) Simulação de Ruído Aleatório.



(b) Simulação de Interferência da Rede Elétrica.

Figura 14 – Desempenho da Modificação do Algoritmo DOM com $SGDD(3,13)$ a uma frequência de $360Hz$

Fonte: Autor

4 Resultados

4.1 Análise da Simulação em MATLAB do Algoritmo Modificado

A análise do desempenho da simulação introduzida no Capítulo 3 se baseia na avaliação de figuras de mérito: Legítimo Positivo (TP - *True Positiv*), Falso Positivo (FP - *False Positiv*) e Falso Negativo (FN - *False Negativ*) para os resultados obtidos sobre um sinal de ECG de $60bpm$ contendo 10 complexos QRS.

A Tabela 2 compara as três figuras de mérito para sinais de entrada contaminados com ruídos aleatórios, entre 0 e $300 \mu V_{RMS}$, tanto para o algoritmo DOM original, quanto para o algoritmo modificado com $SGDD(3, 13)$.

É coerente que o $SGDD(3, 13)$, com seu fator de amplificação de ruído de 0.04 (21) otimize a performance do DOM, aumentando TP e reduzindo FP e FN. É possível notar que para o $SGDD(3, 13)$ há resultados ideais para TP e FN para sinais de até $250 \mu V_{RMS}$ em comparação a apenas $50 \mu V_{RMS}$ com o método DOM original.

A Tabela 3 apresenta uma comparação similar a anterior, porém com sinal de ECG contaminado com interferência de rede elétrica - $60Hz$. Nota-se que o posicionamento do $SGDD(3, 13)$, com o primeiro nulo espectral em torno de $60Hz$, permite a detecção correta de todos os complexos QRS, visto que as três figuras de mérito apresentam resultados ideais para todo o intervalo de amplitude de ruído avaliado, enquanto o desempenho do método com diferenciação convencional já apresenta falhas para nível de ruído a partir de $50 \mu V_{RMS}$.

Tabela 2 – Teste de Ruído Aleatório @ 360Hz.

@60bpm Ruído [μV_{RMS}]	$SGDD(3, 13)$			Diferenciação DOM		
	TP	FP	FN	TP	FP	FN
0	10	0	0	10	0	0
50	10	0	0	9	0	1
100	10	0	0	8	4	2
150	10	1	0	6	13	4
200	10	1	0	4	20	6
250	9	1	1	2	21	8
300	7	1	3	3	23	7

Tabela 3 – Teste de Ruído a 60Hz @ 360Hz.

@60bpm 60Hz [μV_{RMS}]	SGDD(3, 13)			Diferenciação DOM		
	TP	FP	FN	TP	FP	FN
0	10	0	0	10	0	0
50	10	0	0	6	0	4
100	10	0	0	6	0	4
150	10	0	0	6	9	4
200	10	0	0	6	9	4
250	10	0	0	6	9	4
300	10	0	0	6	9	4

Os resultados apresentados nas Tabelas 2 e 3 viabilizam a avaliação da melhoria de desempenho utilizando sensibilidade

$$S = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1)$$

previsibilidade positiva

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.2)$$

e falha de detecção

$$F = \frac{FP + FN}{\text{Total Batimentos}} \quad (4.3)$$

como executado em (9).

A Tabela 4 resume os resultados para dois cenários (destacados na Tabela 2 e na Tabela 3) e representados nas Figuras 14a e 14b, respectivamente. O primeiro cenário apresenta ruído aleatório de média zero e $150 \mu V_{RMS}$ de desvio padrão. Já o segundo, apresenta interferência da rede elétrica a 60Hz e $150 \mu V_{RMS}$.

Os dados mostram que a utilização do SGDD(3, 13) melhora a sensibilidade e a previsibilidade positiva enquanto diminui o número de falhas de detecção para os dois cenários destacados. Para a interferência de ruído aleatório, o SGDD(3, 13) apresenta o resultado ideal para S , e cerca de 10% de falha nas figuras P e F , contra os valores de 40% de falha em S , 30% em P e 170% em F . Para a interferência por ruído em 60Hz a diferença é ainda mais aparente, visto que as figuras de mérito apresentam valores ideais para o algoritmo modificado contra os valores de 60%, 40% e 130% respectivamente.

Considerando que um microprocessador leva dois ciclos de máquina para realizar a operação de multiplicação entre um número inteiro e um fracionário, um ciclo de máquina para operações de adição e mais um ciclo de máquina para carregar as variáveis na memória (considerando ATmega32U4 usado em (11)), cada ponto do sinal filtrado pode ser computado em apenas 65 ciclos de máquina. O que corresponde a apenas 0.59% do intervalo de tempo entre amostras.

Tabela 4 – Comparação de Cenários entre Diferenciação DOM e SGDD(3, 13)

Sinal [%]	Ruído aleatório		Ruído 60Hz	
	SGDD(3, 13)	DOM	SGDD(3, 13)	DOM
S	100.00	60.00	100.00	60.00
P	90.91	31.58	100.00	40.00
F	10.00	170.00	0.00	130.00

Portanto, com base nos bons resultados das figuras de mérito e também do ponto de vista de baixo custo computacional, as funcionalidades apresentadas permitem a substituição do estágio de filtragem em *hardware*, filtro passa-baixa de 100Hz e o estágio de diferenciação convencional pelo SGDD(3, 13).

4.2 Implementação do Algoritmo Modificado em Microcontrolador

Com o objetivo de verificar o desempenho da modificação proposta ao algoritmo DOM - substituição do estágio de diferenciação original pelo SGDD(3, 13) - o algoritmo foi implementado em um microcontrolador.

Esse microcontrolador faz parte de um sistema eletrocardiógrafo real em desenvolvimento pelos grupos de pesquisa de Microeletrônica e Biomédica da UNIFEI sob o projeto "Desenvolvimento de um Microsistema de Eletrocardiografia para o Monitoramento e o Apoio a Diagnóstico de Pacientes Cardiopatas", fomentado e aprovado em Outubro de 2013 pela FINEP.

O objetivo desse sistema é monitorar e fornecer suporte ao diagnóstico remoto de pacientes cardiopatas. É composto por um desenvolvimento em *hardware* - que opera em baixa potência para receber os sinais provenientes dos eletrodos e transmití-los via protocolo *bluetooth* - e um aplicativo para *smartphone* que faz o processamento desses dados e os exibe em uma interface gráfica.

Os eletrodos são do tipo ativo seco e foram desenvolvidos em (5). São responsáveis pela captação dos sinais fisiológicos por meio do contato com a pele. O eletrodo também executa filtragem do sinal a fim de reduzir a interferência eletromagnética. Pode ser visto na Figura 15.

O *hardware* - que opera em baixa potência - está ilustrado pela Figura 16 e é composto pelo núcleo de processamento (*a* e *b*) e pela central de transmissão via protocolo *bluetooth* (*c*).

a) Transcondutor: responsável por converter a entrada de tensão, proveniente

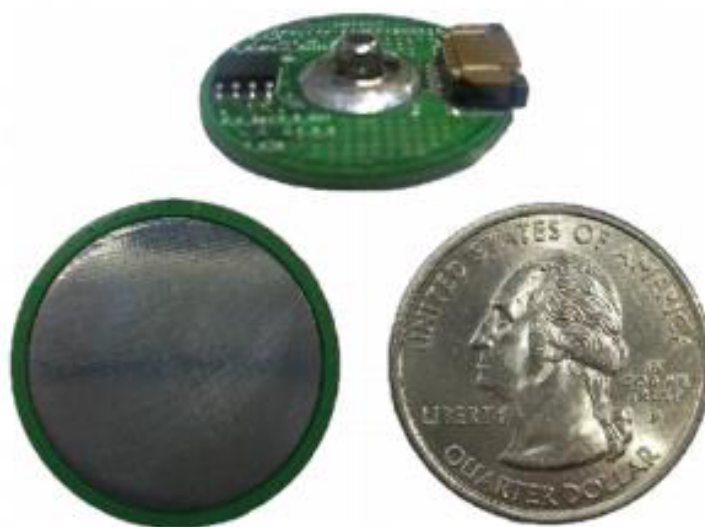


Figura 15 – Eletrodo do Sistema Eletrocardiógrafo Portátil do tipo Ativo Seco

Fonte: Autor

do eletrodo, em um sinal de corrente de saída por meio de um circuito amplificador operacional de transcondutância. O sinal de saída permite que tanto a alimentação, quanto a informação do sinal de entrada amplificado possam ser modulados em um único par de condutores.

b) Conversor Analógico-Digital: responsável pela conversão dos dados de corrente, originados do transdutor, do domínio analógico para o domínio digital.

c) Transmissor: responsável pela transmissão dos dados para processamento digital (*smartphone*). No estágio atual é utilizado o protocolo *bluetooth*, embora mais de um tipo de protocolo possa ser empregado.

O aplicativo executado em um *smartphone* exibe o sinal de eletrocardiograma e a frequência cardíaca em uma interface gráfica, como a apresentada na Figura 17a. O aplicativo ainda será capaz de fazer um pré-diagnóstico e contactar o médico ou uma ambulância em caso de emergência.

O conjunto apresentado compõe a plataforma OpenEinthoven (11). Com tal ferramenta a disposição, capaz de processar um sinal real de ECG, ao invés de utilizar um banco de dados disponível na literatura, como MIMIC II, foi utilizado o simulador de sinais de ECG *Fluke Biomedical ProSim 8 Vital Signs Simulator* para gerar os sinais de entrada.

Tal decisão foi baseada no fato de que com o *Fluke* há ampla possibilidade de controlar a taxa de amostragem e o nível de contaminação de ruído em sinais carac-

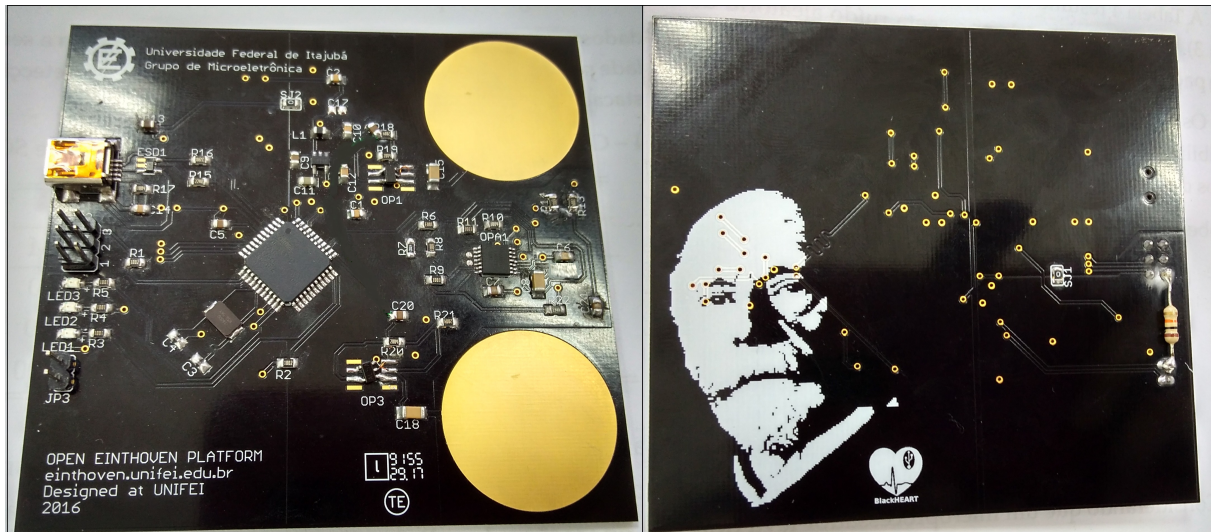


Figura 16 – Hardware - Núcleo de Processamento e Central de Transmissão via Protocolo Bluetooth

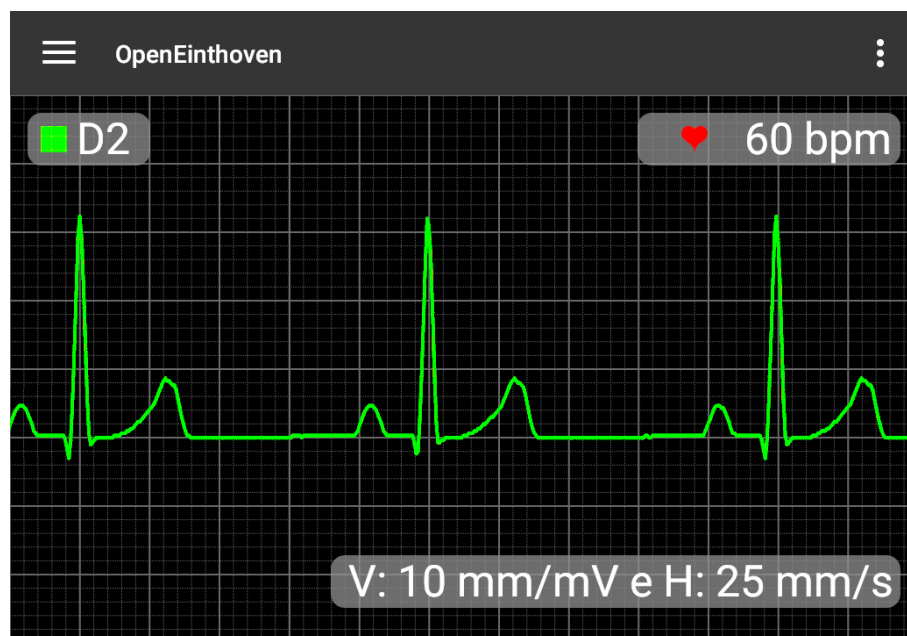
Fonte: Autor

terísticos variados de ECG. Ainda, é possível validar a performance das modificações sendo executadas em um microcontrolador ao invés de apenas conferir em simulação do MATLAB como foi feito na Seção 4.1.

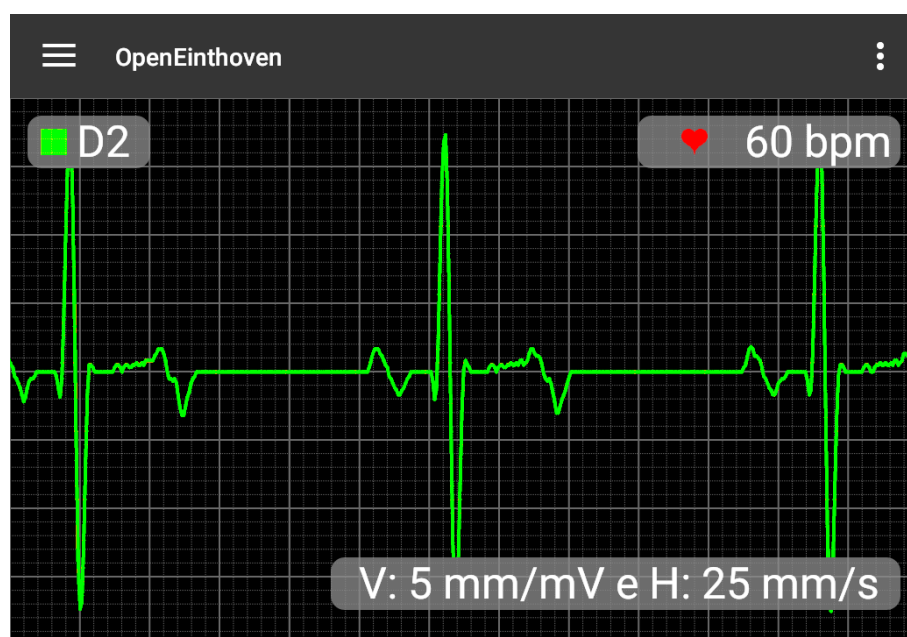
A Figura 17a apresenta um sinal de ECG sem ruído com $60bpm$ e a Figura 17b, sua filtragem diferencial pelo $SGDD(3,13)$ onde os picos de onda R são facilmente identificados por mudanças abruptas. Neste cenário, a frequência cardíaca é calculada corretamente em $60bpm$.

Em seguida, um sinal de ECG contaminado com ruído proveniente do aparelho muscular (padronizado pelo *Fluke*) foi gerado e caracterizado como ruído aleatório. A Figura 18a apresenta o sinal de ECG com $60bpm$ contaminado e a Figura 18b, sua filtragem diferencial por $SGDD(3,13)$ onde os picos de onda R ainda são identificados por mudanças abruptas. O $SGDD(3,13)$ atenua a interferência em torno de $20dB$, como demonstrado no Capítulo 3. Neste cenário, a frequência cardíaca é calculada corretamente em $60bpm$.

Posteriormente, um sinal de ECG contaminado com ruído proveniente de interferência da rede elétrica (padronizado pelo *Fluke*) também foi gerado. A Figura 19a apresenta o sinal de ECG com $60bpm$ contaminado e a Figura 19b, sua filtragem diferencial por $SGDD(3,13)$ onde os picos de onda R ainda são identificados por mudanças abruptas. O $SGDD(3,13)$ apresenta seu melhor desempenho quando seu ponto de nulo espectral coincide com a frequência do ruído de $60Hz$ (que pode variar dentro de 2%, valor usualmente encontrado na rede elétrica), introduzindo uma atenuação de mais de $30dB$, como demonstrado no Capítulo 3. Neste cenário, a frequência cardíaca é calculada corretamente em $60bpm$.



(a) Sinal de ECG - 60bpm.

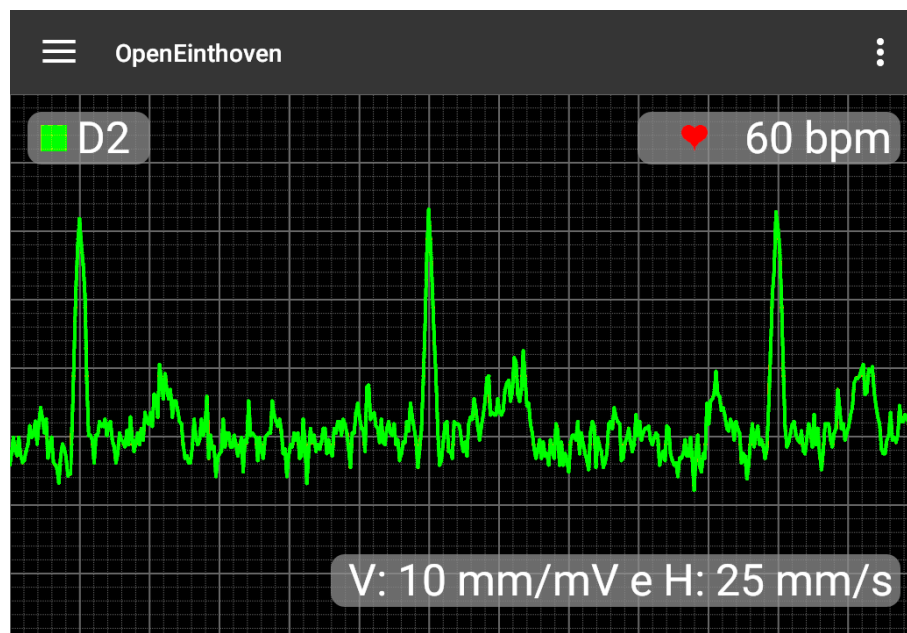


(b) Diferença do sinal de ECG - 60bpm.

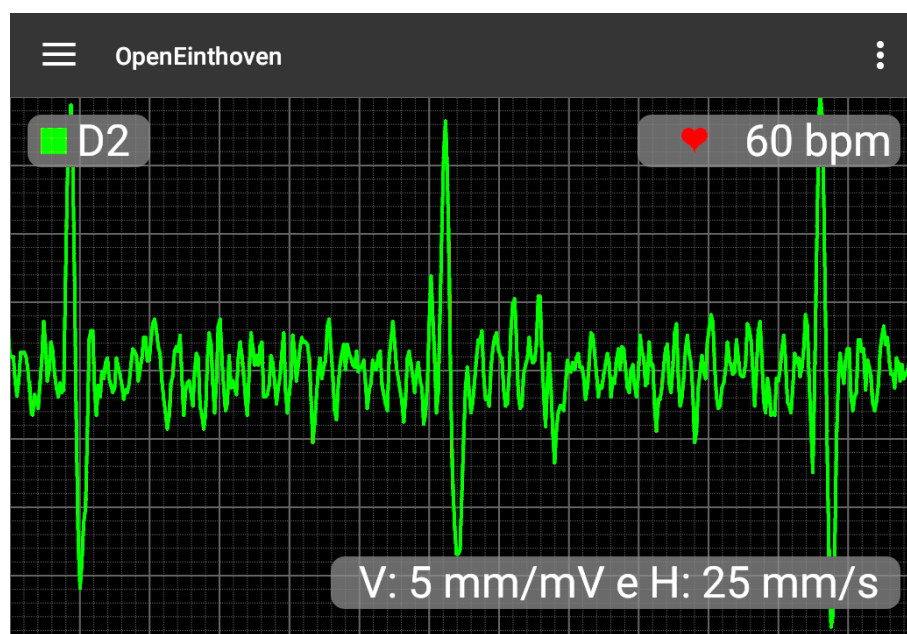
Figura 17 – Sinal de ECG sem Ruído

Fonte: Autor

Comparando as Figuras 19b e 17b é possível destacar que a resposta é muito similar à aplicação do $SGDD(3,13)$ tanto para os sinais contaminados com ruídos quanto para os não contaminados.



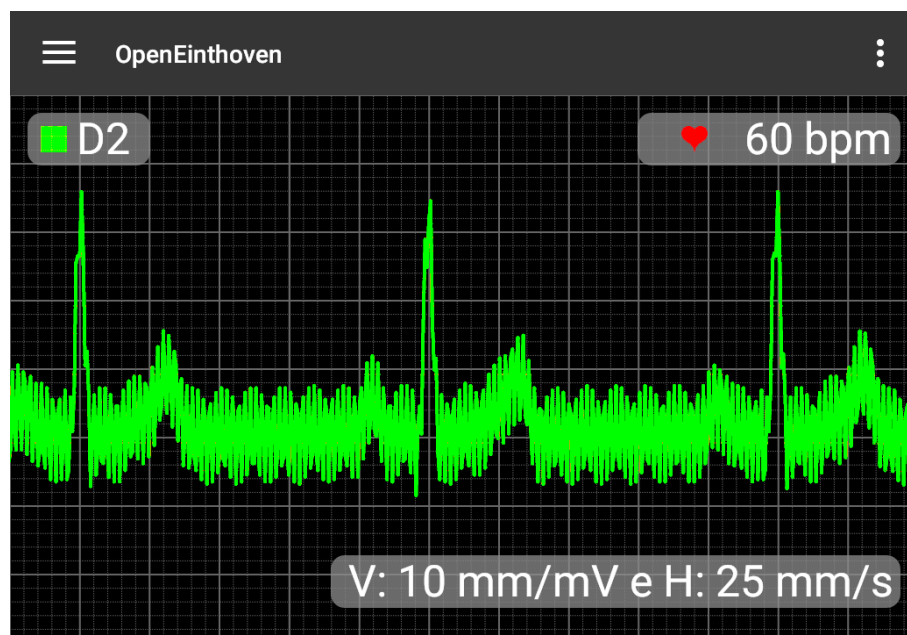
(a) Sinal de ECG - 60bpm.



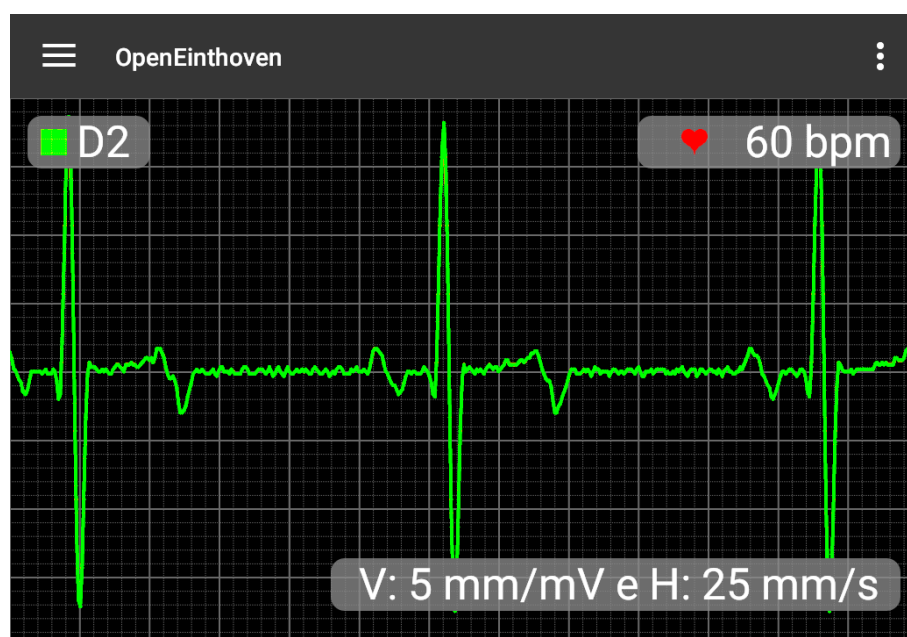
(b) Diferença do sinal de ECG - 60bpm.

Figura 18 – Sinal de ECG Contaminado com Ruído Proveniente do Aparelho Muscular

Fonte: Autor



(a) Sinal de ECG - 60bpm.



(b) Diferença do sinal de ECG - 60bpm.

Figura 19 – Sinal de ECG Contaminado com Ruído Proveniente de Interferência de Alimentação de Rede Elétrica

Fonte: Autor

5 Conclusão

Nessa dissertação foi apresentada uma proposta de modificação do algoritmo DOM de detecção de complexo QRS em relação à sua etapa de diferenciação. Originalmente, o algoritmo DOM conta com uma etapa de diferenciação comum e etapas de filtragem. A proposta foi substituí-las por um filtro de diferenciação de Savitzky-Golay.

A escolha do método DOM para o desenvolvimento desse trabalho foi devido, principalmente, à sua simplicidade de operação e à sua confiabilidade na detecção, em comparação com outros métodos. É importante ressaltar que as alterações desenvolvidas nesse trabalho simplificam ainda mais o algoritmo, permitindo que a execução do código seja mais rápida e com menor consumo de memória, tornando mais propícia a implementação desse algoritmo em microcontroladores mais simples.

Já a escolha do filtro de diferenciação de Savitzky-Golay (SGDD), se deve pela combinação de suas características, como: filtragem de ruídos aleatórios (baixo fator de amplificação de ruídos), rejeição de frequências específicas pelo ajuste de coeficientes e por seus coeficientes poderem ser traduzidos em frações com o mesmo denominador, ou seja, o vetor de coeficientes do filtro pode conter apenas números inteiros e o denominador se traduz como uma constante, permitindo que o processamento seja feito apenas no domínio dos números inteiros, simplificando o cálculo matemático e permitindo também a utilização de microcontroladores mais simples.

Devido à resposta obtida pelo SGDD, as etapas de filtragem originais puderam ser removidas. Ao eliminar o filtro passa-baixa, pode se garantir a aplicação em tempo real da detecção, visto que se elimina o atraso de sua janela. Outra grande vantagem se dá pela eliminação da etapa de pré-filtragem por *hardware*, garantindo economia e também simplificação do circuito de aquisição do sinal de ECG.

O algoritmo modificado com o filtro de diferenciação Savitzky-Golay $SGDD(3, 13)$ executado a 360Hz se mostrou bastante eficiente na detecção de complexos QRS, mesmo na análise de sinais de ECG com elevado nível de ruído aleatório, além de apresentar rejeição à frequência de 60Hz (eliminando a interferência da rede elétrica). A sua comparação com o algoritmo DOM pelas taxas de acerto e figuras de mérito confirmam sua eficiência e validam sua implementação.

5.1 Projetos Futuros

Com a eficácia das modificações comprovada, os próximos passos se direcionam no aperfeiçoamento e robustez da implementação do algoritmo no sistema eletrocar-

diógrafo portátil em desenvolvimento.

Com base nas informações precisas e rápidas que a alteração proposta fornece ao sistema, o mesmo poderá ser capaz de fazer a identificação de anomalias cardíacas pela análise do sinal de ECG e comparando com padrões de cardiopatias reconhecidas pela comunidade médica. O desempenho dessa alteração para anomalias que se distanciam muito do padrão de um ECG comum também podem ser foco de estudo e oportunidade de melhoria.

De posse dessa ferramenta, o sistema poderá apresentar ao médico e ao paciente informações mais completas e precisas para tratamento e/ou prevenção em tempo real.

Referências

- 1 PRUTCHI, D.; NORRIS, M. *Design and Development of Medical Electronic Instrumentation*. [S.l.]: Ed. WileyInterscience, 2005. Citado na página 12.
- 2 VECHT, R.; GATZOULIS, M. A.; PETERS, N. S. *ECG Diagnosis in Clinical Practice*. [S.l.]: Ed. Springer, 2009. Citado na página 12.
- 3 ELANSARY, M.; EL-NOZAH, M.; RAGAIE, H. F. Biomedical sensor interface for PLI cancellation. In: *2015 IEEE 58th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–4. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 15.
- 4 TINNAKORNSRISUPHAP, T.; BILLO, R. E. An interoperable system for automated diagnosis of cardiac abnormalities from electrocardiogram data. *Biomedical and Health Informatics*, v. 19, n. 2, p. 493–500, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 17.
- 5 TEIXEIRA, C. *Uma Comparação entre Topologias de Amplificadores de Biopotencial para Eletrodos Secos Ativos baseados em PCI*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, Mestrado em Engenharia Elétrica, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 36.
- 6 NEUMAN, M. R. *Biopotential Electrodes*. In: Webster, J. G. (Ed.). *Medical Instrumentation: Application and Design*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2009. Citado na página 12.
- 7 PAN, J.; TOMPKINS, W. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32, n. 3, p. 230–236, 1985. Citado 4 vezes nas páginas 12, 17, 18 e 19.
- 8 LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 42, n. 1, p. 21–28, 1995. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 18.
- 9 YEH, Y.; WANG, W. QRS complexes detection for ECG signal: The difference operation method. *Computer methods and programs in biomedicine*, v. 91, p. 245–254, 2008. Citado 7 vezes nas páginas 12, 13, 18, 20, 22, 30 e 35.
- 10 MCSHARRY, P. et al. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 50, n. 3, p. 289–294, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 30.
- 11 OPENEINTHOVEN Platform. Disponível em: <<http://einthoven.unifei.edu.br>>. Citado 3 vezes nas páginas 13, 35 e 37.
- 12 LUNA, A. B. *Basic Electrocardiography - Normal and Abnormal ECG Patterns*. [S.l.]: Blackwell Publishing, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- 13 DUBIN, D. *Interpretação Rápida de ECG's*. [S.l.]: EPUB, 1996. Citado na página 16.
- 14 OLIVEIRA, A. *Detecção do complexo QRS em sinais cardíacos utilizando FPGA*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, Mestrado em Engenharia Mecânica, 2009. Citado na página 17.

- 15 SUAREZ, K. et al. ECG beat detection using a geometrical matching approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 54, n. 4, p. 641–650, 2007. Citado na página 18.
- 16 RANGAYYAN, R. M. *Biomedical Signal Analysis: A Case-study Approach*. [S.l.]: Wiley–Interscience, 2001. Citado na página 21.
- 17 SMITH, S. *The scientist and engineer's guide to digital signal processing*. [S.l.]: California Technical, 2002. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 25.
- 18 MADISETTI, V. *The digital signal processing handbook*. [S.l.]: Boca Raton FL: CRC Press, 2010. Citado na página 24.
- 19 ZHAO, A. et al. The parameters optimization selection of Savitzky-Golay filter and its application in smoothing pretreatment for FTIR spectra. *Industrial Electronics and Applications (ICIEA) - IEEE 9th Conference*, p. 516–521, 2014. Citado na página 25.
- 20 HARGITTAI, S. Savitzky-Golay least-squares polynomial filters in ECG signal processing. *Computers in Cardiology*, p. 763–766, 2005. Citado na página 25.
- 21 LUO, J. et al. Properties of Savitzky-Golay digital differentiators. *Elsevier - Digital Signal Processing*, v. 15, p. 122–136, 2005. Citado 4 vezes nas páginas 26, 28, 29 e 34.
- 22 ELGENDI, M.; JONKMAN, M.; DEBOER, F. Frequency bands effects on QRS detection. *Biomedical Engineering Systems and Technologies*, p. 428–431, 2010. Citado na página 27.
- 23 SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, v. 36, n. 8, p. 1627–1639, 1964. Citado na página 29.

Anexos

Application of Savitzky-Golay Digital Differentiator for QRS Complex Detection in an Electrocardiographic Monitoring System

Erica N. Nishida, Odilon O. Dutra, Luís H. C. Ferreira and Gustavo D. Colletta
Systems Engineering and Information Technology Institute
Federal University of Itajubá, Itajubá, MG, Brazil, 37500-903
Email: {erica.nishida, odutra, luis, gustavo.colletta}@unifei.edu.br

Abstract—This paper proposes using of a Savitzky-Golay digital differentiator (SGDD) in difference operation method (DOM) algorithm to detect QRS complex in an electrocardiographic monitoring system. Such modification enables using the SGDD low-pass feature to eliminate hardware filtering stages. Moreover, the SGDD also eliminates 60-Hz noise by choosing the proper window size and polynomial order. A Savitzky-Golay digital differentiator with thirteen samples window and third order polynomial, running at 360-Hz, increases the signal-to-noise ratio in 25 times. Performance has been evaluated by comparing the figures of merit for false positives, false negatives and true positives between both original DOM algorithm and the proposed modified one, showing notorious improvements.

Index Terms—ECG signal processing; QRS complex detection; Savitzky-Golay filter; Savitzky-Golay digital differentiator.

I. INTRODUCTION

The electrocardiogram (ECG) is the graphical representation of the activities of the cardiac muscle that contains much information about heart disease [1]. The general ECG cycle, depicted at the top position of Fig. 1, shows the individual peaks representation, P, Q, R, S, and T. Analyzing timing and morphology features enables physicians to perform a correct clinical diagnosis. The bottom position of Fig. 1 shows the difference of signal, used in several algorithms to detect the QRS complex [2]–[4]. In fact, the undesired effects of power line interference, random noise over the ECG signal, and a T wave amplitude similar to QRS complex makes the QRS complex detection difficult.

The difference operation method (DOM) algorithm performs the QRS complex detection without any complex mathematical calculation making it a good candidate to an embedded implementation [4]. DOM operation uses a simple digital differentiator (DD) which requires a 60-Hz notch filter to mitigate power line noise and additional hardware filtering stages to mitigate baseline fluctuation, electromyogram (EMG) interference, and motion artifacts. All those hardware signal conditioning prior to DOM algorithm consumes power that is critical to mobile ECG monitoring systems.

The aim of this paper is to propose a method to identify the QRS complex in an ECG wave in a more efficient way for battery supplied portable devices. In this sense, the focus is to present the utilization of a modified differentiation method,

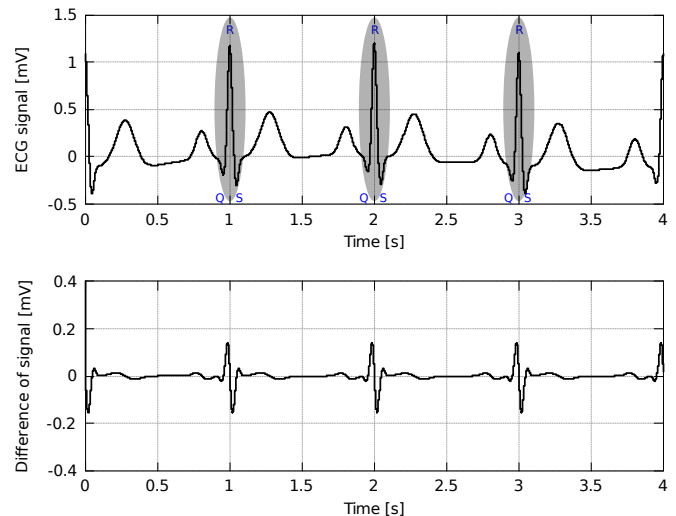


Fig. 1. Top position: ECG cycle showing the individual peaks, P, Q, R, S, and T. Bottom position: The difference of signal used in many QRS complex detection algorithms.

proposed in 1964 by Abraham Savitzky and Marcel J. E. Golay, known as Savitzky-Golay Digital Differentiator (SGDD) [5], in replacement to the ordinary differentiation method utilized in the DOM algorithm [4], once it adds desirable features to the differentiation operation, such as power line and random noise filtering, avoiding the need of filtering stages in hardware that consumes substantial energy. It is important to highlight that this modification does not modify the way that DOM algorithm detects the QRS complex but actually considerably improves the quality of the signal to be analyzed, as will be shown.

The SGDD operation uses few integer coefficients and simple arithmetic [6]. Table I compares the coefficients of two Savitzky-Golay digital differentiators with five samples window and first / third order polynomials and a conventional DOM differentiator. The SGDD operation with integer coefficients simplifies the arithmetic making it suitable to embedded implementation in a low cost microcontroller.

The following sections provide details of introduced approach. In Section II it is discussed the SGDD proposal. In

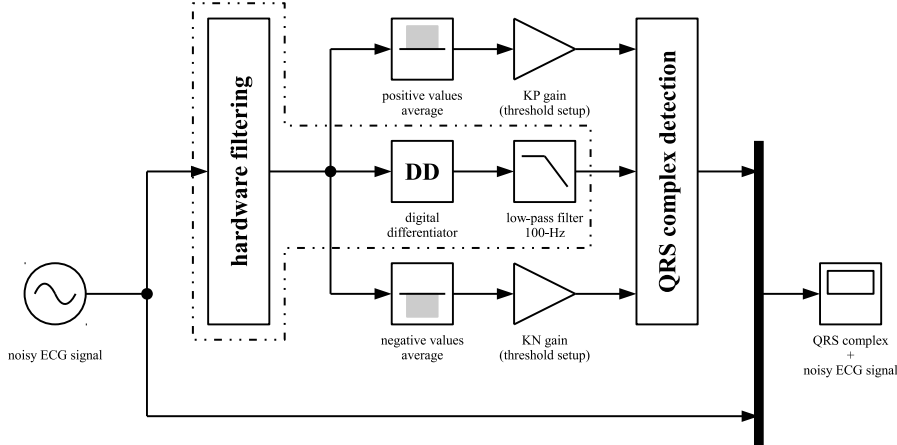


Fig. 2. DOM algorithm where the SGDD can replace hardware filtering stages, DD and the digital 100-Hz low-pass filter (highlighted within the dashed lines).

TABLE I
COEFFICIENTS OF TWO SAVITZKY-GOLAY DIFFERENTIATOR FILTERS.

Sample	DOM	$SGDD(1, 5)$	$SGDD(3, 5)$
-2		-2	1
-1	-1	-1	-8
0	1	0	0
1		1	8
2		2	-1
Normalization	1	10	12

Section III the simulation results achieved with the assistance of ECGSyn and MATLAB are presented. In Section IV the SGDD running upon OpenEinthoven platform [7], processing signals generated by Fluke Biomedical ProSim 8 Vital Signs Simulator is revealed. Finally, this paper is concluded in Section V.

II. PROPOSED DOM MODIFICATION SGDD APPROACH

Figure 2 shows a block diagram of the difference operation method, which is a simple and fast algorithm capable to detect the QRS complex within an ECG wave [4]. Prior to DOM application, the ECG signal is pre-filtered to mitigate baseline fluctuation, electromyogram (EMG) interference, motion artifacts, and 60-Hz power line noise. After the pre-filtering, the signal passes through three important stages: (i) positive threshold adjustment (achieved through the average of the positive values); (ii) negative threshold adjustment (achieved through the average of the negative values); (iii) differentiation of the signal (after this operation there is a new filtering to reject high frequency noise generated in the differentiation process). Next, the QRS complex detection block receives the resultant signals, identifying Q, R and S points, separately.

The highlighted that are within the dashed lines in Fig. 2 comprehends the DOM stages that can be replaced by

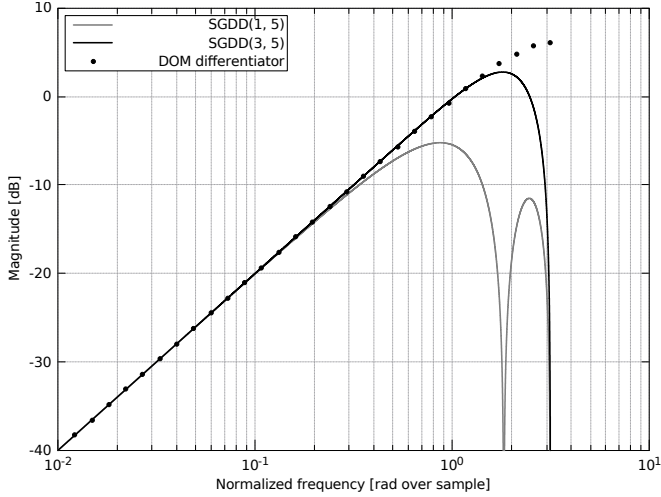
the SGDD. They are the conventional DD, hardware filtering stage, and the 100-Hz low pass filter. In addition, the modification does not affect the DOM workflow, keeping the thresholds operation.

Figure 3a makes a comparison between DOM digital differentiator, a five samples window and first order polynomial Savitzky-Golay digital differentiator, $SGDD(1, 5)$, and a five samples window and third order polynomial Savitzky-Golay digital differentiator, $SGDD(3, 5)$. The DOM differentiator amplifies the high frequencies signals while both SGDD have a low-pass feature that filters high frequencies. According to [8], the $SGDD(1, 5)$ presents a noise amplification factor of 0.1 while the $SGDD(3, 5)$ features a unity amplification factor, enabling the hardware filtering stage replacement. In addition, using greater polynomials enables more zero-crossing points, adjusted by a proper sample rate.

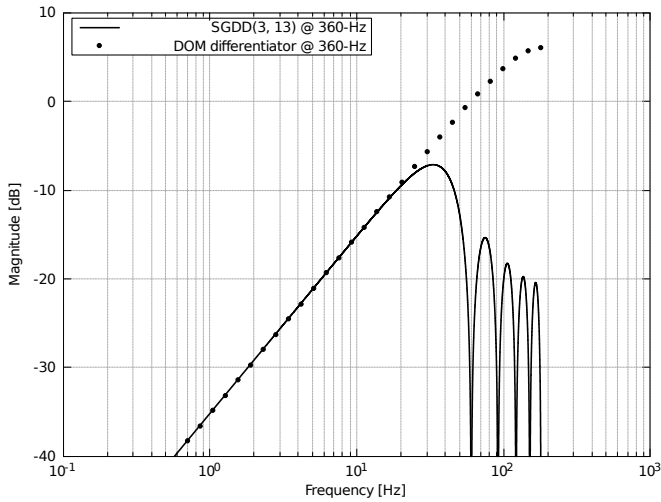
Figure 3b shows that a thirteen samples window and third order polynomial Savitzky-Golay digital differentiator (its coefficients can be found in [6]) running at 360-Hz (DOM original sample rate) presents the first zero-crossing point around 60-Hz, enabling the mitigation of power line interference. In fact, the $SGDD(3, 13)$ promotes over 30-dB attenuation in a 60-Hz power line interference with the frequency ranging within $\pm 2\%$. Moreover, there is an attenuation around 20-dB in frequencies above 100-Hz with a noise amplification factor of 0.04 [8].

Considering a microprocessor that takes two machine cycles to perform integer and fractional multiplication, 1 machine cycle to perform additions and another machine cycle to load the variables from memory (as the ATmega32U4 used in [7]), each point of the signal derivative can be computed at only 65 machine cycles. That corresponds to 0.59% of the time between samples.

In summary, all those features enable the replacement of the hardware filtering stage, the 100-Hz low pass filter and the conventional digital differentiator by the $SGDD(3, 13)$ at a low computational cost.



(a) Comparison between DOM and SGDD differentiators (showing a low-pass feature in high frequencies).



(b) Power line and high frequency noise mitigation using the proper sample rate of 360-Hz.

Fig. 3. Features of the Savitzky-Golay digital differentiator.

III. SIMULATION AND DISCUSSION

The difference operation method with the proposed modified Savitzky-Golay digital differentiator, $SGDD(3, 13)$, has been simulated using ECGSYM, which is an ECG signal generator based on a dynamical model of the cardiac electrical activity [9]. At first, both differentiators have been evaluated regarding both random noise and 60-Hz power line interference. Then, a performance evaluation test has been conducted regarding the DOM algorithm running with both conventional differentiator and the modified $SGDD(3, 13)$ one.

Figure 4a depicts the operation of both conventional differentiator and the $SGDD(3, 13)$ regarding random noise filtering capability. The top position shows a noise-free ordinary ECG cycle (in black) and a random noise contaminated version (in gray) where the random noise has a zero mean with a standard deviation of $150\text{-}\mu\text{V}_{\text{RMS}}$. The central position shows

the difference of signal using the conventional differentiator (in gray) while the bottom position shows the difference of signal using the $SGDD(3, 13)$ (in gray). In addition, both positions brings a reference signal plotted in black. Regarding no filtering prior the difference operation, the $SGDD(3, 13)$ features a greater filtering capability, decreasing the noise more than the conventional differentiator.

Figure 4b illustrates a similar comparison regarding the 60-Hz power line interference cancellation where the top position shows both an interference-free ECG cycle (in black) and a 60-Hz contaminated version (in gray) where the 60-Hz interference has a root mean square value of $150\text{-}\mu\text{V}_{\text{RMS}}$. The central position shows the difference of signal using the conventional differentiator while the bottom position shows the difference of signal using the $SGDD(3, 13)$. In addition, both positions brings a reference signal plotted in black. Conventional differentiator exhibits high amplitudes of 60-Hz interference while the $SGDD(3, 13)$ difference of signal is closer to reference signal, except for a short time delay.

These two characterization enable us to conclude that the proposed $SGDD(3, 13)$ may replace both hardware filtering stages for random noise and 60-Hz power line interference, leading to a simplified embedded implementation of DOM algorithm. The performance evaluation regards the figures of merit for True Positive (TP), False Positive (FP), and False negative (FN) performed over 10 QRS complexes from a 60-bpm ECG signal. Table II compares the three figures of merit for several random noise contaminated signals (varying within 0 and $300\text{-}\mu\text{V}_{\text{RMS}}$), applied to both DOM and $SGDD(3, 13)$. It is notorious that the $SGDD(3, 13)$ which has a noise amplification factor of 0.04 [8] improves DOM performance, increasing TP and reducing FP and FN figures of merit.

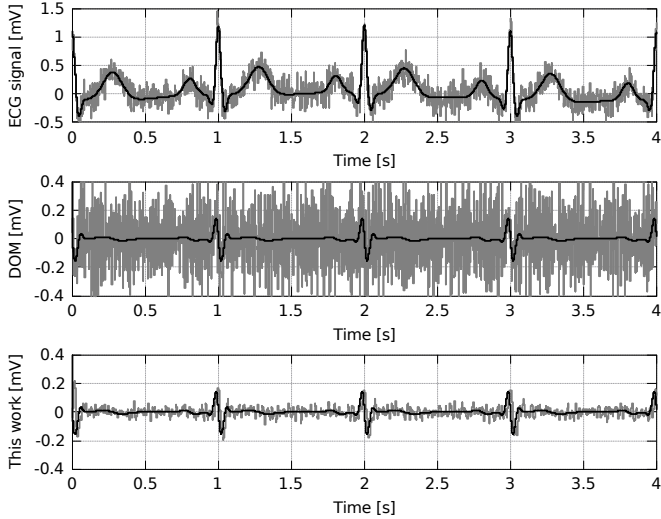
Table III performs a similar comparison regarding 60-Hz power line interference showing that DOM algorithm running with $SGDD(3, 13)$ has better performance even for greater interference amplitudes. In fact, positioning the $SGDD(3, 13)$ first zero crossing point around 60-Hz enables DOM to correctly detect all generated QRS complexes.

TABLE II
RANDOM NOISE TEST @ 360-HZ.

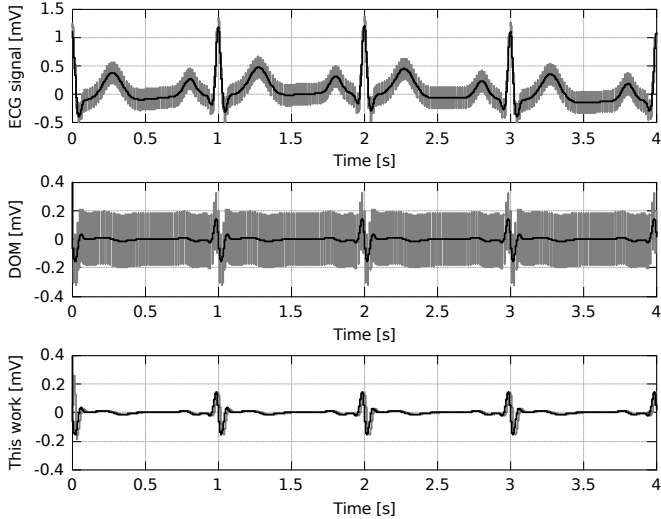
@60-bpm Noise [μV_{RMS}]	$SGDD(3, 13)$			DOM differentiator		
	TP	FP	FN	TP	FP	FN
0	10	0	0	10	0	0
50	10	0	0	9	0	1
100	10	0	0	8	4	2
150	10	1	0	6	13	4
200	10	1	0	4	20	6
250	9	1	1	2	21	8
300	7	1	3	3	23	7

The results presented in Table II and Table III enable the evaluation of the performance improvements using sensitivity

$$S = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (1)$$



(a) Random noise analysis. Top position: noise-free ordinary ECG cycle (in black) and a random noise contaminated version (in gray). Central position: difference of signal using the conventional differentiator (in gray). Bottom position: difference of signal using the $SGDD(3, 13)$ (in gray). The reference signal appears in black.



(b) Power line interference cancellation analysis. Top position: noise-free ECG cycle (in black) and a 60-Hz contaminated version (in gray). Central position: difference of signal using the conventional differentiator (in gray). Bottom position: difference of signal using the $SGDD(3, 13)$ (in gray). The reference signal appears in black.

Fig. 4. Performance analysis of the modified DOM algorithm with $SGDD(3, 13)$ running at 360-Hz.

positive predictability

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

and failure detection

$$F = \frac{FP + FN}{\text{Total beats}}, \quad (3)$$

as performed in [4]. Table IV summarizes the results for two scenarios (highlighted in Table II and Table III). The first regards a random noise of zero mean and $150\text{-}\mu\text{V}_{\text{RMS}}$

TABLE III
60-Hz NOISE TEST @ 360-Hz.

@60-bpm 60-Hz [μV_{RMS}]	$SGDD(3, 13)$			DOM differentiator		
	TP	FP	FN	TP	FP	FN
0	10	0	0	10	0	0
50	10	0	0	6	0	4
100	10	0	0	6	0	4
150	10	0	0	6	9	4
200	10	0	0	6	9	4
250	10	0	0	6	9	4
300	10	0	0	6	9	4

of standard deviation while the second regards a 60-Hz power line interference of $150\text{-}\mu\text{V}_{\text{RMS}}$. The results show that $SGDD(3, 13)$ improves sensitivity and positive predictability while decreases failure detection for both random noise and 60-Hz power line interference scenarios.

TABLE IV
FIGURES OF MERIT.

Signal [%]	Random noise		60-Hz noise	
	$SGDD(3, 13)$	DOM	$SGDD(3, 13)$	DOM
S	100.00	60.00	100.00	60.00
P	90.91	31.58	100.00	40.00
F	10.00	170.00	0.00	130.00

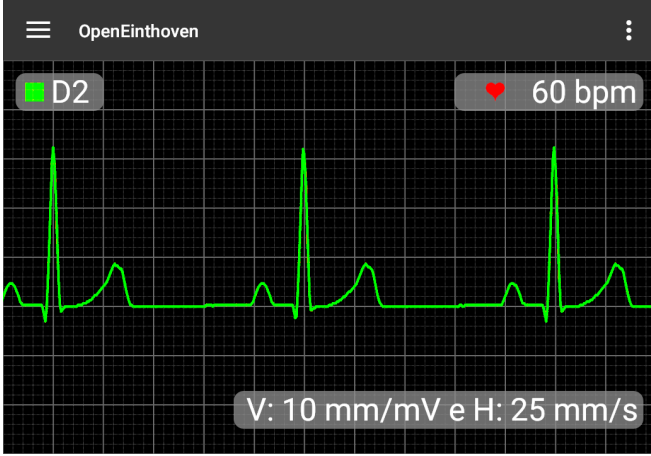
IV. APPLICATION OF SGDD IN A REAL SYSTEM

In order to further verify the performance of the proposed DOM modification with the replacement of the derivative stage by the SGDD, the algorithm was applied in a real ECG system, called OpenEinthoven platform [7]. OpenEinthoven is an open ECG platform based in an Arduino acquisition system and an Android front-end.

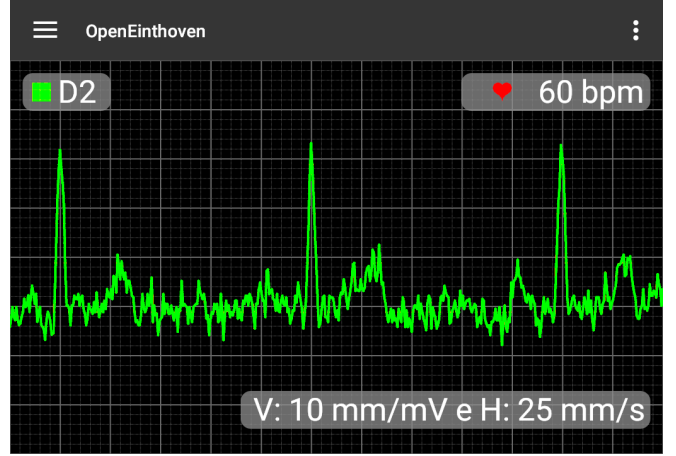
Instead of using ECG databases available in the literature, such as MIMIC II [10], we used Fluke Biomedical ProSim 8 Vital Signs Simulator to generate the signals. The reason of this choice is that it allows having plenty control of the sampling rate and the level of contamination of any kind of apparatus. Additionally, it is possible to check the modified algorithm performance running in a microcontroller, rather than only checking it in MATLAB, as done in Section III.

Fig. 5a shows a 60-bpm ECG signal free of noise. Fig. 5b shows its digital difference from $SGDD(3, 13)$ where R peaks are easily identified by the abrupt curve changes. In this scenario, the cardiac rhythm rate is correctly computed in 60-bpm.

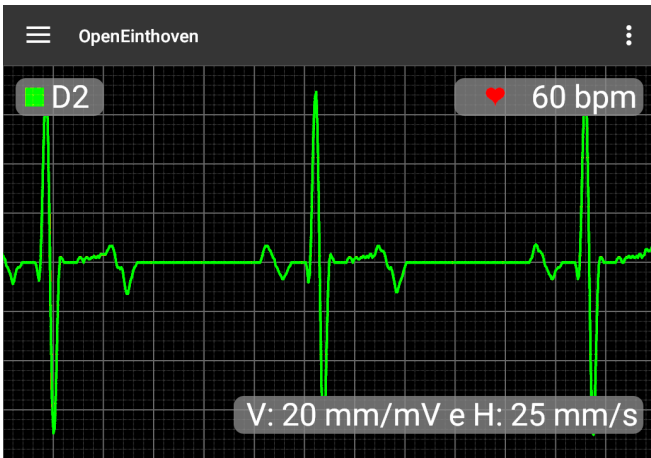
To further evaluate, a 60-bpm ECG signal contaminated with muscular apparatus (as standardized in Fluke Biomedical ProSim 8) was generated. That kind of contamination is characterized by random noise. This signal is presented in Fig. 6a. Fig. 6b shows its digital difference from $SGDD(3, 13)$ where R peaks still can be identified by the abrupt curve changes. The $SGDD(3, 13)$ attenuates such interference by



(a) 60-bpm ECG signal.

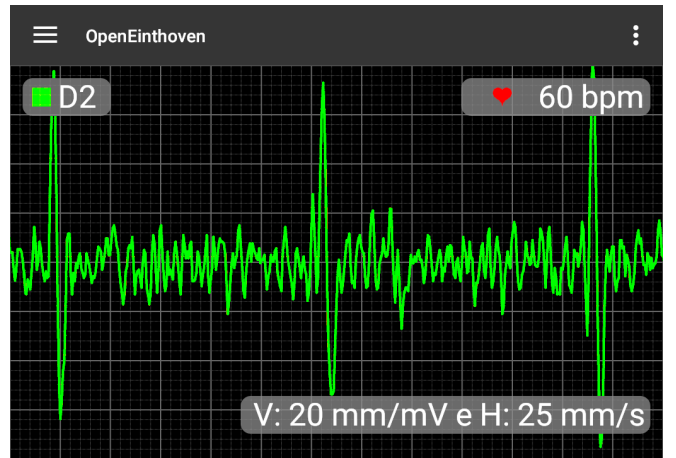


(a) 60-bpm ECG signal.



(b) Difference of 60-bpm ECG signal.

Fig. 5. ECG signal free of noise.



(b) Difference of 60-bpm ECG signal.

Fig. 6. ECG signal contaminated with muscular apparatus.

a factor of 25 times within the bandwidth and over 20-dB for frequencies above 100-Hz, as shown in Section II. In this scenario, the cardiac rhythm rate is correctly computed in 60-bpm.

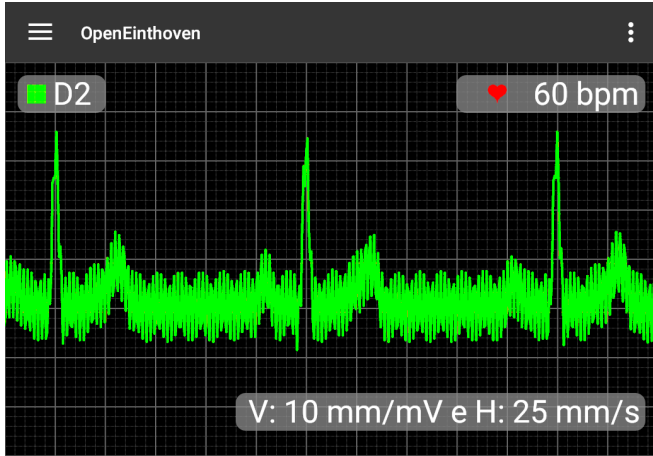
Another 60-bpm ECG signal contaminated with 60-Hz power line interference (as standardized in Fluke Biomedical ProSim 8) was also generated. This signal is presented in Fig. 7a. Fig. 7b shows its digital difference from $SGDD(3,13)$ where the R peaks still can be identified by the abrupt curve changes. In this case, as shown in Section II, the SGDD has its better performance as the 60-Hz noise coincide with the derivative zero crossing point and the attenuation is over 80-dB (over 30-dB if considering a 60-Hz contamination varying within $\pm 2\%$, which is usually found in most power lines). We can also compare Fig. 7b against Fig. 5b and notice that the response is almost the same as for SGDD applied to a non-contaminated signal. In this scenario, the cardiac rhythm rate is correctly computed in 60-bpm.

Finally, the 60-bpm ECG signal is contaminated with respiratory artifact (as standardized in Fluke Biomedical ProSim

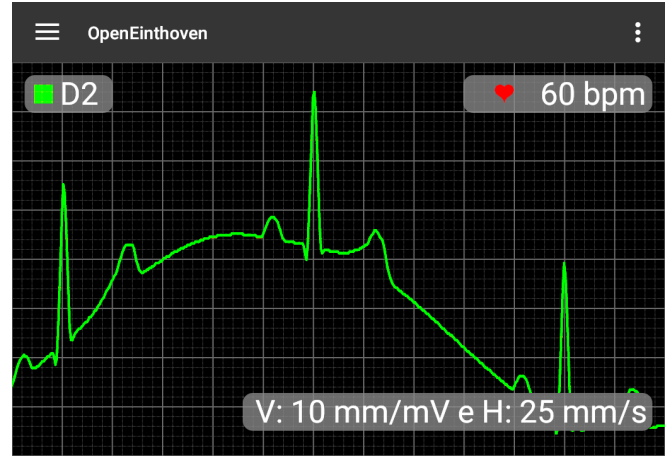
8). This signal is presented in Fig. 8a. Fig. 8b shows its digital difference from $SGDD(3,13)$ where the R peaks still can be identified by the abrupt curve changes. Likewise in the power line interference case, notice that the response is almost the same as for SGDD applied to a non-contaminated signal. That is predictable as breathing apparatus corresponds to a very low frequency interference, which does not interfere with neither the ordinary derivative not the SGDD. In this scenario, the cardiac rhythm rate is correctly computed in 60-bpm.

V. CONCLUSION

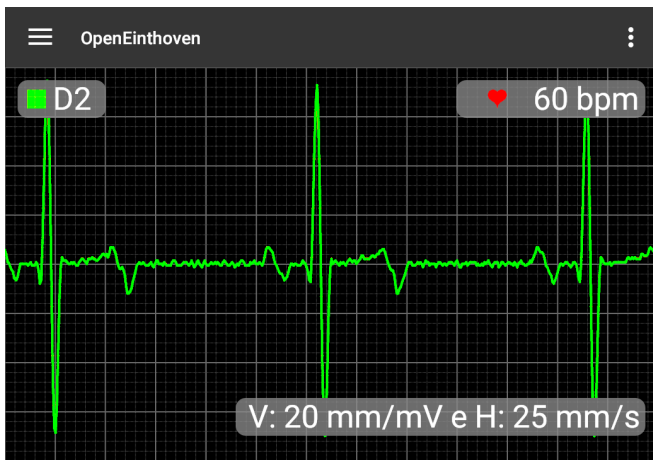
This paper presents a modified Savitzky-Golay differentiator to replace the conventional differentiator used in the difference operation method (DOM) to detect QRS complexes in electrocardiogram signals. The DOM algorithm running with the proposed $SGDD(3,13)$ at 360-Hz exhibits better detection performance even for signals contaminated by random noise or by 60-Hz power line interference. In addition, selecting a proper polynomial order, sample window size, and sample rate leads to a simple DOM implementation



(a) 60-bpm ECG signal.

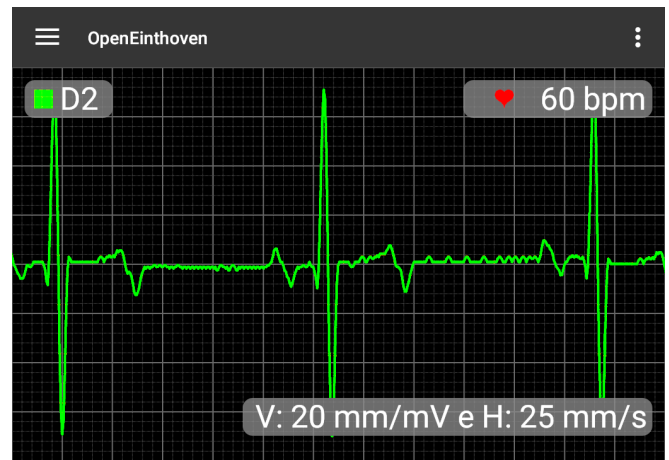


(a) 60-bpm ECG signal.



(b) Difference of 60-bpm ECG signal.

Fig. 7. ECG signal contaminated with 60-Hz power line interference.



(b) Difference of 60-bpm ECG signal.

Fig. 8. ECG signal contaminated with respiratory artifact.

which requires no hardware pre-filtering stages even for noisy signals, contaminated with random and/or 60-Hz noises.

Therefore the SGDD simplicity (all math processing uses integer values) associated with DOM algorithm which requires simple algebra enables the QRS detection implementation in low cost microcontrollers. In fact, the implementation using low cost microcontrollers and the power savings from hardware filtering stages makes the modified DOM attractive for wearable and battery supplied portable devices.

VI. ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported in part by CNPq, Grant PQ 303041/2015-3, FAPEMIG, Grant PPM-00495-15, and FINEP, Grant 01.13.0387.00.

REFERENCES

- [1] M. ElAnsary, M. El-Nozahi, and H. F. Ragaie, "Biomedical sensor interface for PLI cancellation," in *2015 IEEE 58th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, Aug 2015, pp. 1–4.
- [2] J. Pan and W. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [3] C. Li, C. Zheng, and C. Tai, "Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 1, pp. 21–28, 1995.
- [4] Y. Yeh and W. Wang, "QRS complexes detection for ECG signal: The difference operation method," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 91, pp. 245–254, 2008.
- [5] S. Hargittai, "Savitzky-Golay least-squares polynomial filters in ECG signal processing," *Computers in Cardiology*, pp. 763–766, 2005.
- [6] A. Savitzky and M. J. E. Golay, "Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures," *Analytical Chemistry*, vol. 36, no. 8, pp. 1627–1639, 1964.
- [7] "OpenEinthoven platform." [Online]. Available: <http://einthoven.unifei.edu.br>
- [8] J. Luo, K. Ying, P. He, and J. Bai, "Properties of Savitzky-Golay digital differentiators," *Elsevier - Digital Signal Processing*, vol. 15, pp. 122–136, 2005.
- [9] P. McSharry, G. Clifford, L. Tarassenko, and L. Smith, "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, no. 3, pp. 289–294, 2003.
- [10] "MIMIC II." [Online]. Available: <https://physionet.org/mimic2/>