

**UNIVERSIDADE DO ALGARVE**

**Contribuições para a deteção automática de eventos presentes em sinais de  
eletrocardiograma**

**MÓNICA CRISTINA DA CONCEIÇÃO MARTINS BAGARRÃO**

Dissertação

**Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações**

Trabalho efetuado sobre a orientação:

**Professora Doutora Maria da Graça Cristo dos Santos Lopes Ruano**

**Contribuições para a deteção automática de eventos presentes em  
sinais de eletrocardiograma**

**Declaração de autoria do trabalho**

Declaro ser o(a) autor(a) deste trabalho, que é original e inédito. Autores e trabalhos consultados estão devidamente citados no texto e constam da listagem de referências incluída.

Mónica Bagarrião

**Copyright©**

A Universidade do Algarve tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicitar este trabalho através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, de o divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

## **Dedicatória e Agradecimentos**

Em primeiro lugar quero agradecer à Professora Doutora Maria da Graça Ruano por ter aceitado o convite para ser minha orientadora, pela transmissão de todo o conhecimento e ainda pelo apoio dado ao longo do desenvolvimento da dissertação.

O agradecimento especial vai para os meus pais, para a minha irmã e cunhado e para os meus sobrinhos por acreditarem em mim proporcionando-me as melhores condições para a finalização deste curso, agradeço todo o apoio, esforço, incentivo e força que me deram.

Agradeço a todos os docentes por me transmitirem conhecimentos tão valiosos e tão importantes ao longo de todo o curso.

Por fim agradeço aos meus colegas e ainda a minha amiga Maria João Porto pelo apoio e amizade prestados durante o curso.

Muito obrigado

## Resumo

O eletrocardiograma (ECG) é um recurso diagnóstico extremamente útil na prática clínica cardiológica pois permite o registro dos sinais elétricos gerados pelo atividade do coração durante diversos ciclos cardíacos. A análise de sinais de ECG com vista à detecção de patologias clínicas requer a utilização de métodos de detecção de eventos precisos, que possibilitem o cálculo da maior parte dos parâmetros clínicos usados no diagnóstico.

Existindo disponíveis métodos de detecção de apenas alguns desses parâmetros clínicos de diagnóstico, em geral dedicados à análise de sinais de ECG provenientes de bases de dados específicas, pretende-se nesta dissertação possibilitar o cálculo automático da maioria dos parâmetros clínicos, possibilitando ainda que os sinais de ECG possam ser provenientes de diversas fontes. Adicionalmente pretende-se possibilitar ao utilizador a identificação automática da patologia associada aos valores dos parâmetros clínicos calculados pelos algoritmos de detecção de eventos.

Procedeu-se assim a uma análise dos métodos de detecção de eventos em sinais de ECG disponíveis na literatura, tendo sido selecionados para implementação e teste quatro desses métodos. Tendo em conta que os sinais de ECG devem ser pré-processados para eliminação do ruído embutido no sinal durante a aquisição do mesmo, identificaram-se na literatura dois filtros considerados eficientes na remoção de ruído de sinais de ECG. Desenvolveu-se uma metodologia automática de detecção e classificação de eventos em sinais de ECG, constituída por cinco passos sequenciais: aquisição do sinal a analisar podendo o mesmo ser proveniente de diferentes bases de dados, pré-processamento do sinal para uniformização da linha de base isoeétrica e normalização do sinal, redução do ruído por filtragem, aplicação de um método (desenvolvido para o efeito) para detecção dos 17 eventos considerados relevantes no diagnóstico clínico, e, aplicação de um método de classificação das patologias associadas aos valores calculados dos eventos clínicos mediante confrontação com os valores clínicos tabelados.

O método de detecção e classificação de eventos clínicos em sinais de ECG desenvolvido no âmbito desta tese foi testado num total de 35 sinais de ECG contendo patologias catalogadas recolhidas de três bases de dados públicas distintas e num sinal

simulado de ECG sem patologias, cuja simulação foi desenvolvida durante esta dissertação.

O desempenho do método proposto foi avaliado face aos obtidos pela implementação dos métodos selecionados da bibliografia. A avaliação do desempenho teve em consideração o número de eventos identificáveis por cada método, a localização temporal dos eventos nos sinais e os erros e viés obtidos nos cálculos das amplitudes dos eventos. Os erros foram calculados tendo como referência as efetivas localizações dos eventos, estas últimas calculadas manualmente.

Da análise dos resultados comprova-se que os métodos disponíveis na literatura apenas permitem o cálculo de no máximo 3 dos 17 eventos clínicos enquanto o método proposto permite o cálculo da totalidade dos eventos. Os métodos recolhidos da literatura, mesmo parametrizados com valores de compromisso para se atingir um melhor desempenho, não calculam corretamente a maioria das localizações dos eventos quando se escolhe aleatoriamente um sinal de entre os sinais das diferentes bases de dados consideradas. Tal não acontece com o método proposto. A deteção dos picos das ondas P, Q, R, S, T, e U é 100% eficaz ao aplicar o método proposto tanto nos 35 sinais ECG das bases de dados como no sinal ECG simulado. O método proposto permite ainda a identificação automática e cálculo de localização dos pontos, dos intervalos e dos segmentos a 100% e 90% respetivamente. A classificação automática de patologias desenvolvida foi verificada manualmente tendo-se concluído ser rigorosa. Conclui-se assim que o método proposto no âmbito desta tese satisfaz os objetivos estabelecidos e contribui significativamente para o apoio ao diagnóstico clínico de patologias baseadas em ECG.

**Palavras-chave:** ECG, deteção de eventos, apoio computacional ao diagnóstico clínico, remoção da linha de base isométrica de sinais de ECG, remoção de ruído.

## **Abstract**

The electrocardiogram (ECG) is an extremely valuable diagnostic resource in clinical cardiologic practice. ECG enables registering the electric signals generated by heart during several cardiac cycles. Analysis of ECG signals aiming at pathologic detection requires usage of precise event detection methods to allow calculus of the majority of the diagnostic parameters.

Since the existent event detection methods concentrate on only a few of these clinical parameters, together with the fact that the available methods are designed to process signals provided by particular data bases, it is intended in this thesis to provide an automatic computation of the majority of the clinical events on signals arising from different data bases. It is also intended to enable the user an automatic classification of the possible illness according to the measurements of the events' parameters.

Therefore an analysis of literature based ECG event detection methods was performed. Four of these methods were selected and implemented. Since ECG signals should be pre-processed to remove noise that has been incorporated in the signal during signal acquisition, two filters were identified among literature as the most convenient for ECG signals, being as so implemented.

An automatic ECG event detection and classification methodology was developed. The algorithm is composed of the following sequential steps: signal acquisition, where signal may arise from different data bases; signal pre-processing for isoelectric base-line removal and signal normalization; noise reduction by filtering; application of the proposed event detection method for detection of the 16 clinical events; and, finally the application of a pathologies classification method based on the comparison between the computed values of the clinical parameters and an established clinical pattern of pathologies.

The proposed ECG event detection and classification method was tested on 35 ECG signals with labeled pathologies provided by three different public databases. The method was also tested on a normal ECG simulated signal whose simulation was developed during this thesis.

The performance of the developed method was assessed by comparison with the performance of the implementations of the methods collected from literature. The

performance evaluation strategy considered the number of events identified by each of the implemented event detection methods, the time location of each event and the errors and bias of the calculated amplitudes of these events. The errors were computed considering as reference the exact values of the events' locations, these being manually calculated.

From the analysis of the results one may prove that the event detection methods available in literature are able to compute at most 3 of the 17 clinical events while the proposed method enables calculation of all the events. The event detection methods from literature, even when parameterized to enable best performance, do not calculate correctly the majority of the events' locations when the ECG signal is randomly selected from the three data bases considered. The proposed method presents much better performance. Detection of the wave peaks P, Q, R, S, T, and U is 100% efficient when the proposed method is used both considering the signals from the databases and the simulated signal. The proposed method enables also the automatic identification and calculus of the length of clinical points, intervals and segments with 100% and 90% efficiency, respectively.

The proposed automatic pathology classifications' algorithm was manually assessed and has been verified that it produces rigorous classification. As a conclusion, one can say that the proposed method satisfied the main goals of this thesis and significantly contributes to the improvement of computer based diagnosis of ECG signals.

**Key-words:** ECG, event detection, computer-aided clinical diagnosis, isoelectric line-base removal, noise removal.

## Lista de Abreviaturas

<b>Aamidb</b>	<i>ANSI/AAMI EC13 Test Waveforms data base</i>
<b>AS</b>	Arritmia sinusal
<b>AV</b>	Atrio-Ventricular
<b>AVC</b>	Acidente Vascular Cerebral
<b>AVF</b>	<i>Augmented Vector Foot</i>
<b>AVL</b>	<i>Augmented Vector Left</i>
<b>AVR</b>	<i>Augmented Vector Right</i>
<b>BAV</b>	Bloqueio Atrio-Ventricular
<b>Bpm</b>	Batimentos por minuto
<b>BR</b>	Bloqueio do Ramo
<b>BRD</b>	Bloqueio do Ramo Direito
<b>BRE</b>	Bloqueio do Ramo Esquerdo
<b>BS</b>	Bradicardia sinusal
<b>BSA</b>	Bloqueio Sinodial
<b>DWT</b>	<i>Discrete Wavelets Transform</i> (Transformada Discreta de wavelets)
<b>ECG</b>	Eletrocardiograma
<b>FC</b>	Frequência cardíaca
<b>FCM</b>	Frequência cardíaca média
<b>GUI</b>	<i>Graphical User Interface</i>
<b>HVE</b>	Hipertrofia Ventricular Esquerda
<b>IAM</b>	Infarto Agudo do Miocárdio
<b>IDWT</b>	<i>Inverse Discrete Wavelet Transform</i>
<b>IM</b>	Infarto do Miocárdio
<b>IMA</b>	Infarto do Miocárdio Agudo
<b>Matlab</b>	<i>Matrix Laboratory</i>
<b>MITBIH-DB</b>	<i>Massachusetts Institute of Technology Beth Israel Hospital Data Base</i>
<b>PTB-DB</b>	<i>Physikalisch-Technische Bundesanstalt Data Base</i>
<b>PVC's</b>	Contrações Ventriculares Prematuras
<b>RC</b>	Ritmo Cardíaco
<b>RS</b>	Ritmo Sinusal
<b>SDF</b>	<i>Signal Data File</i>
<b>SPICITDB</b>	<i>St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database</i>
<b>TS</b>	Taquicardia Sinusal
<b>TV</b>	Taquicardia Ventricular

## Índice Geral

<b>Declaração de autoria do trabalho.....</b>	<b>i</b>
<b>Dedicatória e Agradecimentos.....</b>	<b>ii</b>
<b>Resumo .....</b>	<b>iii</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>v</b>
<b>Lista de Abreviaturas.....</b>	<b>vii</b>
<b>Índice Geral.....</b>	<b>viii</b>
<b>Índice de Figuras .....</b>	<b>xi</b>
<b>Índice de Tabelas .....</b>	<b>xvi</b>
<b>1. Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1. Motivação .....	1
1.2. Objetivos.....	2
1.3. Organização da tese .....	2
<b>2. Fundamentos Teóricos: .....</b>	<b>4</b>
2.1. Introdução .....	4
2.2. Eletrocardiograma (ECG).....	4
2.2.1. Princípios do ECG.....	4
2.2.2. Traçado do ECG.....	5
2.2.3. Análise do ECG.....	9
2.2.4. Ruídos presentes no ECG.....	13
2.3. Métodos de processamento de sinais de ECG .....	13
2.3.1. Pré-processamento do sinal de ECG .....	14
2.3.2. Métodos de detecção de eventos e identificação de patologias .....	18
2.4. Conclusão .....	24
<b>3. Metodologia proposta para a detecção de eventos e identificação de patologias em ECG.....</b>	<b>26</b>

3.1. Introdução .....	26
3.2. Método proposto para detecção de eventos em sinais de ECG .....	26
3.2.1. Localização dos picos máximos ou mínimos das ondas .....	27
3.2.2. Localização do Início/Fim das ondas e segmentos .....	32
3.2.3. Duração das ondas, segmentos e intervalos .....	33
3.2.4. Cálculo da FC e FCM.....	34
3.3. Identificação de patologias em ECG .....	35
3.3.1. Análise do ECG.....	35
3.3.2. Classificação do ECG.....	37
3.3.3. Algoritmo global .....	38
3.4. Sistema de apoio ao utilizador .....	38
3.5. Conclusão .....	39
<b>4. Implementação dos métodos propostos e análise dos resultados obtidos .....</b>	<b>40</b>
4.1. Introdução .....	40
4.2. Sinais de ECG utilizados para teste .....	40
4.2.1. Sinais das Bases de Dados .....	41
4.2.2. Sinal de ECG simulado em Matlab .....	43
4.2.3. Aquisição dos sinais de ECG .....	45
4.3. Detecção de eventos e Identificação de patologias, usando métodos da literatura .	47
4.3.1. Método de Willian Magalhães: .....	47
4.3.2. Método de Faruk Uysal: .....	53
4.3.3. Método do Matlab: .....	56
4.3.4. Método Ellie Billauer: .....	61
4.4. Detecção de eventos e identificação de patologias pelo método global proposto...	65
4.4.1. Implementação do algoritmo global.....	65
4.4.2. Resultados obtidos.....	73

4.4.3. Sistema de apoio ao utilizador .....	81
4.5. Conclusão .....	88
<b>5. Análise global dos resultados .....</b>	<b>90</b>
5.1. Introdução .....	90
5.2. Comparação em relação ao número máximo de eventos detetados.....	90
5.3. Comparação em relação à precisão.....	91
5.4. Conclusão .....	95
<b>6. Conclusão final.....</b>	<b>97</b>
6.1. Conclusão .....	97
6.2. Linhas futuras .....	99
<b>7. Bibliografia.....</b>	<b>100</b>
<b>Anexos: .....</b>	<b>i</b>
Anexo A: Derivações de um ECG padrão .....	i
Anexo B: Descrição das bases de dados da physionet.....	ii
Anexo C: Interpolação Quadrática .....	iv
Anexo D: algoritmo de Pan Tompkins .....	v

## Índice de Figuras

Figura 2.1: Localização dos elétrodos e ligação ao eletrocardiógrafo [4].....	5
Figura 2.2: Representação dos diversos eventos presentes num sinal de ECG normal representativo de um ciclo cardíaco [6] .....	6
Figura 2.3: Esquema geral do processamento de sinais de ECG.....	14
Figura 2.4: Representação gráfica de uma sequência de amostras de um sinal $y$ com pontos sólidos e a sua curva de aproximação por mínimos quadráticos; o ponto em $t_0$ passará a ser representado pelo ponto a vermelho e não a negro. [24].....	16
Figura 2.5: Passos do algoritmo de deteção e análise do complexo QRS do Willian Magalhães .....	19
Figura 2.6: Passos do algoritmo de deteção e análise do complexo QRS do Faruk Uysal .....	21
Figura 2.7: Passos do algoritmo de deteção e análise do complexo QRS do Matlab.....	22
Figura 2.8: Fluxograma do algoritmo proposto por Ellie Billauer .....	24
Figura 3.1: Representação de um intervalo PP e RR num sinal de ECG .....	34
Figura 3.2: Fluxograma do algoritmo de estudo da Frequência cardíaca inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias.....	36
Figura 3.3: Fluxograma do algoritmo de estudo do Ritmo cardíaco inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias.....	37
Figura 3.4: Fluxograma do algoritmo de classificação do ECG inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias.....	37
Figura 3.5: Processo representativo do algoritmo global .....	38
Figura 4.1: Sinal de um ciclo cardíaco de sinal simulado de ECG .....	44
Figura 4.2: Sinal de ECG com 10 ciclos cardíacos e 8 segundos.....	45
Figura 4.3: Janela de seleção da origem do sinal de ECG (em cima) e Janela de seleção do sinal de ECG de uma de três bases de dados (em baixo).....	46
Figura 4.4: Visualização da janela de carregamento do ficheiro de um sinal de ECG da base de dados SPCIT-DB dada como exemplo.....	46

Figura 4.5: Sinal de ECG S0035_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB.....	47
Figura 4.6: Sinal da figura 4.5 após o cancelamento da componente DC e normalização .....	47
Figura 4.7: Sinal da figura 4.6 após deslocamento da linha de base do sinal normalizado .....	48
Figura 4.8: Sinal de ECG da figura 4.7 (topo) seguido do sinal decomposto pelo wavedec e abaixo os sinais dos coeficientes de aproximação das escalas $2^1$ , $2^2$ e $2^3$ respetivamente.....	48
Figura 4.9: Sinal da figura 4.7 com ondas R bem detetadas, ondas Q,S e T detetadas precocemente e ondas P detetadas tardiamente. ....	49
Figura 4.10: Sinal da figura 4.5 onde existe uma onda P que não foi detetada.....	51
Figura 4.11: Sinal da figura 4.5 com localização de todas as ondas e indicação das frequências em cada batimento. ....	52
Figura 4.12: Sinais de ECG S0035_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB .....	53
Figura 4.13: Sinal da figura 4.12 depois do cancelamento da componente DC e normalização .....	53
Figura 4.14: Sinal da figura 4.13 depois da filtragem passo-baixo (em cima) seguida da filtragem passo-alto (em baixo) .....	54
Figura 4.15: Sinal da figura 4.12 em baixo depois de passar pelo operador derivação .	54
Figura 4.16: Sinal da figura 4.15 após quadrado e normalizado .....	55
Figura 4.17: Sinal da figura 4.16 apos integração do sinal.....	55
Figura 4.18: Sinal da figura 4.12 com identificação das ondas Q (bola verde), ondas R (bola amarela) e ondas S (bolas vermelhas) recorrendo ao método de Faruk Uysal .....	56
Figura 4.19: Sinal de ECG S0035_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB.....	57
Figura 4.20: Sinal da figura 4.19 depois da normalização .....	57
Figura 4.21: Sinal da figura 4.20 após o deslocamento da linha de base .....	57
Figura 4.22: Identificação das ondas R e S do sinal da figura 4.19.....	58

Figura 4.23: Remoção do ruído do sinal usando o método do Matlab.....	59
Figura 4.24: Detecção do complexo QRS usando o método do Matlab .....	59
Figura 4.25: Sinal de ECG S0035_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB.....	62
Figura 4.26: Sinal da figura 4.24 depois do cancelamento da componente DC e de normalização .....	62
Figura 4.27: Sinal da figura 4.26 com identificação das ondas R (bolas vermelhas) e S (bolas verdes) .....	63
Figura 4.28: Sinal da figura 4.26 com ondas R e S identificadas.....	64
Figura 4.29: O sinal original 103m.mat da MITBIH-DB (topo) e o mesmo sinal após o cancelamento da componente DC e normalização pelo algoritmo global proposto (em baixo) .....	73
Figura 4.30: O sinal original 103m.mat da MITBIH-DB normalizado (topo) e o mesmo sinal após o deslocamento da linha de base pelo algoritmo global proposto (baixo). .....	74
Figura 4.31: O sinal da figura 4.30 após filtrado pelo filtro Butterworth com parâmetros descritos na tabela 4.16. ....	74
Figura 4.32: O sinal 103m.mat da MITBIH-DB com identificação das ondas P-QRS-T e U pelo algoritmo global proposto .....	75
Figura 4.33: O sinal de ECG simulado com identificação das ondas P-QRS-T e U pelo algoritmo global proposto .....	75
Figura 4.34:Localização do início e do fim dos segmentos PR e ST para o sinal 103m	76
Figura 4.35: Localização do início e do fim dos segmentos PR e ST para o sinal simulado .....	76
Figura 4.36:Localização do início e do fim das ondas P,Q e T para o sinal simulado...	76
Figura 4.37:Localização do início e do fim das ondas P,Q e T para o sinal simulado...	77
Figura 4.38: Identificação das frequências cardíacas (FC1) de cada intervalo RR por aplicação do algoritmo global proposto ao sinal 103m.mat.....	78
Figura 4.39: Identificação das frequências cardíacas (FC1) de cada intervalo RR por aplicação do algoritmo global proposto ao sinal simulado .....	78

Figura 4.40: Janela gráfica inicial da interface gráfica desenvolvida.....	82
Figura 4.41: Segunda janela gráfica da interface gráfico desenvolvido: fase de seleção da base de dados e do sinal de ECG e apresentação do resultado do pré-processamento do sinal .....	82
Figura 4.42: Terceira janela gráfica da interface gráfica desenvolvida: fase de detecção dos eventos e cálculo da FC .....	83
Figura 4.43: Quarta janela da interface gráfica desenvolvida: identificação das patologias associadas ao sinal em estudo.....	83
Figura 4.44: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: segunda janela mostrando o sinal ECG original (esquerda) e após pré-processamento (direita)..	86
Figura 4.45: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: terceira janela permitindo a visualização dos eventos selecionados sobre o sinal em estudo.....	87
Figura 4.46: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: quarta janela apresentando a análise e a classificação do sinal de ECG em estudo. ....	87
Figura 4.47: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: figura que apresenta as patologias identificadas e associadas a alguns eventos do ECG. ....	88
Figura 5.1: Comparação do erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) no cálculo do pico R pelos métodos testados .....	93
Figura 5.2: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) do cálculo do pico Q por cada um dos 4 métodos.....	94
Figura 5.3: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) do cálculo do pico S por cada um dos 4 métodos .....	94
Figura 5.4: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) do cálculo do pico P entre método proposto e o método do Willian Magalhães .....	95
Figura 5.5: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) do cálculo do pico T entre método proposto e o método do Willian Magalhães .....	95
Figura 0.1:diagrama de blocos do algoritmo de detecção QRS de Pan-Tompkins [25] ....	v

Figura 0.2: relação entre o complexo QRS e a largura da janela em movimento do integrador. Parte superior: esquemático do sinal ECG. Parte inferior: saída da janela em movimento do integrador. QS: largura do complexo QRS. Largura da janela do integrador W, dada como  $N / f_s$ . Adaptado de Tompkins ..... vii

## Índice de Tabelas

Tabela 2.1: Caracterização de um sinal ECG normal [16] .....	10
Tabela 2.2: Patologias associadas a diferentes tipos de caracterização de eventos.....	11
Tabela 2.3: Valores da frequência cardíaca anormais .....	12
Tabela 2.4: Tipos de arritmias regular e irregular .....	13
Tabela 2.5: Tipos de ruído existente num ECG e as suas causas .....	13
Tabela 2.6: Definição dos valores utilizados na deteção dos picos das ondas R e S, respetivamente, na função de Matlab .....	23
Tabela 3.1: Localização do início e do fim de cada intervalo .....	34
Tabela 4.1: Valor da frequência de amostragem ( $F_s$ ) atribuído aos sinais de ECG de cada uma das bases de dados e ao sinal simulado.....	42
Tabela 4.2: Caracterização clínica de 2 sinais ECG pertencentes SPICT-DB [22] .....	42
Tabela 4.3: Caracterização sintética dos sinais ECG pertencentes a <u>MITBIH-DB</u> [30] . .....	43
Tabela 4.4: Caracterização clinica de 17 sinais ECG pertencentes a <u>PTB-DD</u> [31].....	43
Tabela 4.5: Valor das variáveis $mm1, nr0, nr1, nr2, nq1, nq2, ns1, ns2, np1, np2, nt1$ e $nt2$ estipulados pelo autor do método de Willian Magalhães para localização das ondas P-QRS-T .....	49
Tabela 4.6: Performance do método Willian Magalhães usando a parametrização sugerida pelo autor .....	50
Tabela 4.7: Valor das variáveis $mm1, nr0, nr1, nr2, nq1, nq2, ns1, ns2, np1, np2, nt1$ e $nt2$ específicos para cada para um dos 36 sinais testados na localização das ondas P-QRS-T pelo método de Willian Magalhães.....	51
Tabela 4.8: Performance do método do Willian Magalhães considerado as parametrizações definidas na tabela 4.7.....	52
Tabela 4.9: Desempenho do método de Faruk Uysal quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo .....	56

Tabela 4.10: Valor dos parâmetros requeridos pelo método do Matlab conforme sugestão do autor.....	58
Tabela 4.11: Desempenho do método do Matlab quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor.....	59
Tabela 4.12: Valor das variáveis N, mph_R, mpd_R, mph_S, mpd_S, mpd_Q, K, F, L1 e L2 específicos para cada um dos 35 sinais testados na localização do complexo QRS pelo método do Matlab.....	61
Tabela 4.13: Desempenho do método do Matlab quando aplicado aos 36 sinais ECG em estudo com parametrização adaptada a cada sinal.....	61
Tabela 4.14: Desempenho do método do Ellie Billauer quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor.....	63
Tabela 4.15: Valor de <i>threshold</i> atribuídos a cada um dos 36 sinais em estudo e que apresenta melhor desempenho na localização das ondas R e S.....	64
Tabela 4.16: Desempenho do método do Ellie Billauer quando aplicado aos 36 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor.....	65
Tabela 4.17: Parâmetros testados na aplicação do filtro Butterworth.....	66
Tabela 4.18: Ordem e frequência de corte do filtro Butterworth passa-baixo e passa-alto que produziram o melhor desempenho.....	66
Tabela 4.19: Ordem do polinômio e número de amostras da janela testados para a aplicação do filtro Savitzky – Golays.....	66
Tabela 4.20: Número de sinais cujo ruído foi completamente removido face ao número total de sinais de cada base de dados quando os filtros de Butterworth e de Savitzky – Golays são aplicados.....	67
Tabela 4.21: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na detecção das ondas S e Q.....	68
Tabela 4.22: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na detecção das ondas T, P e U.....	69
Tabela 4.23: Percentagem de ondas bem detetadas e mal detetadas encontradas com o método proposto face ao total de sinais de ECG.....	70

Tabela 4.24: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na detecção dos pontos (PJ e PR) e do início e fim dos segmentos (PR e ST) e das ondas (P, Q e T) .....	70
Tabela 4.25: Identificação da equação utilizada para cálculo da duração dos eventos ..	71
Tabela 4.26: Duração média dos eventos calculada pelo algoritmo proposto para os sinais-exemplo.....	77
Tabela 4.27: Condições analisadas no estudo dos eventos dos sinais-exemplo pelo algoritmo global proposto .....	79
Tabela 4.28: Número de eventos considerados normais para cada um dos sinais-estudo pelo algoritmo global proposto .....	79
Tabela 4.29: Condições analisadas pelo algoritmo global proposto no estudo do RC dos dois sinais-exemplo.....	80
Tabela 4.30: Número de condições respeitadas no estudo do RC para cada sinal-exemplo.....	80
Tabela 4.31: Patologias associadas as ondas P, T e Q, ao segmento ST e ao intervalos RR, PP e QT presentes no sinal 103m da MITBIH-DB. ....	81
Tabela 5.1: Número de eventos que cada método implementado tem capacidade de detetar.....	91
Tabela 5.2: comparação qualitativa do desempenho dos métodos implementados .....	91
Tabela 5.3: Comparação dos erros médios obtidos por todos os métodos no cálculo dos picos máximos das ondas P, Q, R, S e T; NaN significa que o método em causa não contempla o cálculo do respetivo pico da onda.....	93
Tabela 0.1: Tipo de ligação para as doze derivações existentes num ECG [14].....	i

# **1. Introdução**

## **1.1. Motivação**

Segundo a Organização Mundial de Saúde, as doenças cardiovasculares continuam a ser a primeira causa de morte no mundo [1].

Atualmente existe uma ampla série de exames e de procedimentos que incluem os registros da atividade elétrica do coração, radiografias, ecocardiogramas, ressonância magnética (RM), tomografia por emissão de positrões (TEP) e cateterismo cardíaco que permitem ao cardiologista diagnosticar uma enorme variedade de doenças do coração. Estes exames apresentam um risco mínimo, que pode aumentar com o tipo de procedimento e com a gravidade da doença cardíaca [2].

Neste sentido a investigação efetuada pelos pesquisadores médicos na área da saúde do coração têm-se concentrado essencialmente no desenvolvimento de metodologias de prevenção, de forma a melhorar a rapidez do diagnóstico cardiovascular convencional utilizado em hospitais, clínicas e no lar.

Apesar da contínua renovação das tecnologias de diagnóstico médico, o eletrocardiograma (ECG), disponível desde o início do século passado, ainda mantém um papel central na investigação de várias doenças cardíacas.

O ECG é um exame rápido, simples e indolor que permite identificar o início de cada batimento, as vias nervosas de condução e a velocidade (frequência) dos estímulos e os ritmos cardíacos anormais. O eletrocardiograma é também de grande valor na avaliação de outros tipos de anormalidades cardíacas, incluindo doenças das válvulas cardíacas, cardiomiopatia, pericardite e sequelas cardíacas da hipertensão arterial. [3]

Visando tornar mais fácil o diagnóstico clínico realizado pelo médico, existem atualmente na literatura diversos métodos que realizam o processamento de sinais de ECG. Em geral, esses métodos são dedicados à análise de sinais provenientes de determinado tipo bases de dados e focam-se essencialmente na deteção de um evento, o complexo QRS. Durante a pesquisa realizada não foram encontrados algoritmos que efetuassem além da

deteção de todos os eventos presentes no ECG a identificação automática de patologias associadas a esses eventos.

Neste contexto, a motivação do presente projeto de dissertação é o desenvolvimento de uma ferramenta computacional que permita a classificação do maior número possível de eventos clínicos usados no diagnóstico de patologias cardíacas e que possibilite a análise de sinais de ECG provenientes de diversas bases de dados. Adicionalmente, considera-se conveniente a classificação automática das referidas patologias.

## **1.2. Objetivos**

Este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de uma ferramenta computacional que processe sinais de ECG oriundos de diferentes bases de dados. Para tal, pretende-se desenvolver um algoritmo que efetue a deteção de todos os eventos com relevância clínica presentes em sinais de ECG, sem dependência da base de dados na qual os sinais ECG estão contidos. Mediante a comparação dos valores calculados dos eventos com os valores descritos nas tabelas de patologias existentes na literatura pretende-se informar o utilizador sobre as possíveis patologias associadas ao sinal de ECG em estudo. Adicionalmente, a eficácia dos algoritmos propostos deve ser comparada com a dos algoritmos existentes na literatura.

## **1.3. Organização da tese**

No capítulo 1, pretende-se explicar a motivação e os objetivos propostos para este projeto de dissertação, apresentando-se também uma descrição do conteúdo da tese.

No capítulo 2 descreve-se o enquadramento teórico deste trabalho, nomeadamente a descrição do que é um eletrocardiograma (ECG), os passos fundamentais no processamento de um sinal de ECG, o seu traçado, a definição de frequência cardíaca (FC) e de ritmo cardíaco (RC), a interpretação de um ECG e os tipos de ruído tipicamente encontrados num sinal deste tipo. Em seguida apresentam-se algumas técnicas de pré-processamento de sinais de ECG tais como o cancelamento da componente DC, a normalização do sinal, a remoção da linha de base, formas de eliminação de ruído, sendo que algumas destas técnicas serão descritas em maior profundidade. Por fim reportam-se alguns métodos de processamento de sinais de ECG já existentes na literatura.

No capítulo 3 apresenta-se o método proposto no âmbito desta dissertação especificando a metodologia seguida na detecção de eventos em sinais ECG e os procedimentos e critérios que foram considerados na identificação de patologias. Por fim é descrita a interface gráfica de apoio ao utilizador.

No capítulo 4 começa-se por apresentar os sinais de ECG usados neste estudo. Segue-se uma descrição das opções consideradas na implementação em Matlab dos algoritmos dos métodos já publicados (capítulo 2) e dos métodos propostos (capítulo 3), sendo que em simultâneo são apresentados e analisados os seus resultados para diferentes valores de parâmetros. Por último descreve-se, de forma detalhada, todas as etapas necessárias à construção da interface gráfica.

No capítulo 5 apresenta-se uma análise global dos resultados obtidos. Efetua-se uma comparação entre o algoritmo proposto para detecção de eventos e os algoritmos já existentes na literatura, cuja descrição de implementação é feita no capítulo 4. Comenta-se sobre as vantagens e limitações de cada um dos algoritmos em relação ao algoritmo proposto.

No capítulo 6 apresentam-se as conclusões finais sobre o trabalho desenvolvido na tese, e sugerem-se linhas de pesquisa futura

No capítulo 7 são listadas as referências bibliográficas utilizadas neste trabalho de pesquisa.

Nos Anexos são descritos com maior detalhe as derivações de um ECG padrão, os bancos de dados da Physionet, a interpolação quadrática e o método de Pan Tompkins de detecção do complexo QRS em sinais de ECG.

## **2. Fundamentos Teóricos:**

### **2.1. Introdução**

Neste capítulo serão apresentadas as bases teóricas do eletrocardiograma e ainda alguns métodos que efetuam o processamento de sinais de ECG, e que irão permitir um completo desenvolvimento deste projeto. Na seção seguinte é abordado o tema do eletrocardiograma, sumariamente designado por ECG. Depois apresentam-se algumas técnicas de pré-processamento de sinais de ECG encontrados na literatura. Na última seção serão descritos alguns métodos de processamento de sinais de ECG já publicados na literatura e selecionados para integrar esta tese: a análise de ECG de Willian Magalhães; o método de detecção do complexo QRS de Faruk Uysal; o método de análise de picos - disponível no Matlab, e, o método de detecção dos picos máximos e mínimos de Ellie Billauer.

### **2.2. Eletrocardiograma (ECG)**

Nesta seção é apresentado o funcionamento do ECG, os sinais gerados no ECG, os eventos presentes no ECG, a interpretação clínica dos ECG, e o tipo de ruído encontrado nos sinais de ECG durante a sua aquisição.

O eletrocardiograma é o exame complementar de diagnóstico mais simples e o mais frequentemente utilizado no diagnóstico de doenças cardiovasculares. Isto resulta do facto de ser um exame não invasivo, barato e extremamente versátil. Permite registar a atividade elétrica produzida pela ativação miocárdica, sendo o seu traçado constituído por várias deflexões causadas pela activação, despolarização e repolarização das células cardíacas.

Para facilitar a percepção dos eventos que constituem o ECG apresenta-se de seguida uma explicação resumida da evolução do traçado de um ECG.

#### **2.2.1. Princípios do ECG**

O ECG é o gráfico de registro dos potenciais do campo elétrico criado pelo coração, sendo esses potenciais medidos à superfície do corpo. A captação dos potenciais elétricos é feita por elétrodos metálicos ligados aos membros e à parede torácica do paciente, sendo os

sinais amplificados e registados numa fita de papel em movimento no eletrocardiógrafo [2]. O ECG permite que o médico analise a atividade elétrica do coração e irregularidades do ECG refletem afeções no músculo, no fornecimento de sangue ou no controle neural do coração proporcionando ao médico diagnosticar uma ampla variedade de doenças do coração [2]. A figura 2.1 [4] ilustra a localização dos elétrodos e a sua ligação ao eletrocardiógrafo.

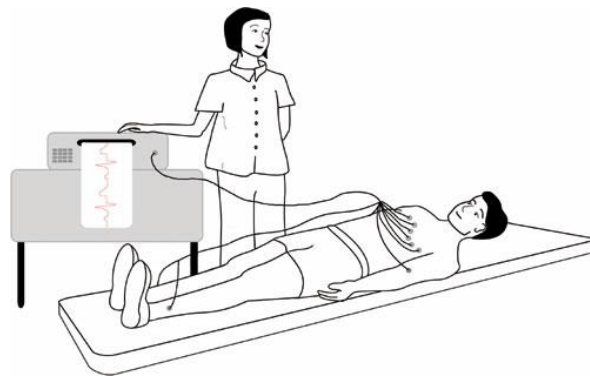


Figura 2.1: Localização dos elétrodos e ligação ao eletrocardiógrafo [4]

Todo esse percurso do impulso elétrico é captado e interpretado pelo eletrocardiograma através de traçados. As várias posições dos elétrodos dão origem a várias derivações que são usadas para captar diferentes ângulos do coração (como se fossem várias câmaras voltadas para cada uma das partes do órgão) e na qual resultam diversos traçados [2].

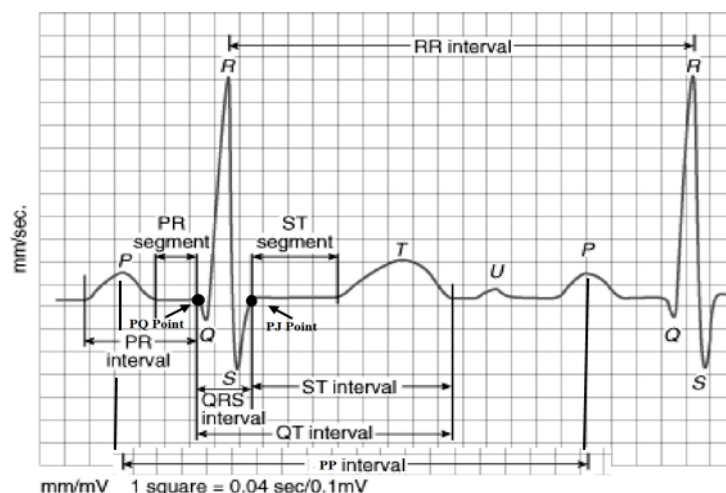
O ECG habitual possui 12 derivações, que são como 12 ângulos diferentes que acompanham simultaneamente a propagação da atividade elétrica. Estas 12 derivações cobrem boa parte do tecido cardíaco e consistem em seis derivações periféricas dos membros (DI, DII, DIII, aVR, aVL e aVF) e seis derivações precordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6) [2]. No anexo A encontra-se uma descrição mais detalhada sobre cada um dos três grupos de derivações [2].

### 2.2.2. Traçado do ECG

O coração é um órgão muscular situado na cavidade torácica cujas contrações musculares permitem o bombear de sangue ao longo do corpo. O tecido muscular constituinte do coração é designado por miocárdio, sendo revestido externamente por um tecido fibroso, o pericárdio, e internamente por outro tecido, o endocárdio. A contração do músculo do coração, designada por sístole, permite a saída do sangue do coração para o sistema

cardiovascular, e o relaxamento do músculo do coração, designado por diástole, permite a entrada de sangue no coração. A coordenação da contração (sístole) e distensão (diástole) musculares é feita por sinais elétricos, os quais podem ser representados graficamente no ECG. O sistema de condução dos sinais elétricos no coração é constituído pelo sistema muscular e por um sistema dedicado à condução elétrica, o qual inclui nomeadamente os nós sinusais e auriculoventriculares. Este sistema especializado na condução dos impulsos elétricos começa no nó sinusal, propaga o impulso pelas vias até ao nó ventricular. Assumindo o músculo cardíaco em repouso, a ativação elétrica das células produz o que é designado por “despolarização” levando à contração do músculo. Assim, a contração do miocárdio é produzido por uma onda progressiva de estimulação (despolarização) que atravessa o coração. Segue-se um período de “repolarização”, ou seja, uma fase correspondente ao relaxamento do músculo. A onda de despolarização e a de repolarização ao atravessarem o coração são captadas pelos detetores externos (cutâneos) associados ao eletrocardiógrafo, registando a atividade no ECG. Quando a onda positiva de despolarização dentro das células cardíacas se move em direção ao elétrico positivo (pele), regista-se sobre o ECG uma deflexão positiva [5].

A análise típica de um sinal de ECG envolve a análise de um conjunto de “eventos” fundamentais. A linha horizontal do ECG é comumente designada de linha de base ou isoelétrica. Acima desta linha ocorrem ondas, associadas às fases de despolarização e repolarização. Delimitando estas ondas, são considerados segmentos e intervalos também assumidos como eventos. Sumariando os eventos a considerar num ciclo cardíaco de ECG observe-se a ilustração da figura 2.2 [6].



**Figura 2.2: Representação dos diversos eventos presentes num sinal de ECG normal representativo de um ciclo cardíaco [6]**

Na figura 2.2 a linha horizontal é a designada linha de base ou isoeletrica, corresponde à linha de referência para análise da atividade elétrica inerente às despolarizações e repolarizações [5].

Na mesma figura salientam-se as ondas P e T e ainda a onda QRS a qual assume genericamente o nome de complexo QRS.

A onda P resulta da despolarização auricular normal, ou seja, resulta do vetor campo elétrico estar orientado do nó sino-auricular para o nó auriculoventricular, distribuindo-se da aurícula direita para a esquerda; em pessoas sem patologias esta onda é simétrica e arredondada [5].

O complexo QRS corresponde à despolarização ventricular que antecede a sístole ventricular [7] e é a junção de três ondas Q, R e S. A onda R é a primeira deflexão para cima, sendo a segunda deflexão para cima designada por R'. A onda Q fisiológica é a deflexão descendente observada no início do complexo QRS e a onda S é a segunda deflexão para baixo no final deste complexo [8].

A onda T representa a repolarização ventricular podendo ser dividida pelo pico em duas regiões distintas: período refratário absoluto e relativo (ou vulnerável) [5]. A sua forma normal é arredondada, ligeiramente assimétrica e com fase ascendente mais lenta que a descendente [9].

A onda U, correspondente à repolarização do septo interventricular [5] tem a forma arredondada, sendo de curta duração. A polaridade da onda U deve ser coincidente com a polaridade da onda T em casos sem patologias [9].

A figura 2.2 apresenta dois tipos de segmentos. O segmento PR, demarcado pelo final da onda P e início do complexo QRS, representa o intervalo entre o fim da despolarização auricular e o início da polarização ventricular [5]. O segmento ST correspondente ao intervalo entre o final da onda S e início da onda T, e representa o intervalo de excitação ventricular [5]. Em princípio, qualquer desnível do segmento ST, seja para baixo ou para cima da linha de base, deve ser cuidadosamente avaliado, pois pode corresponder ao infarto agudo do miocárdio (IAM) [9].

A figura 2.2 indica ainda dois pontos e cinco tipos de intervalos a considerar como eventos: os pontos PQ e PJ e os intervalos QT, PR, ST, RR e PP.

O ponto PJ é o ponto de junção entre o final do QRS e o início do segmento ST, enquanto o ponto PQ é o ponto de junção entre o final do segmento PR e o início do QRS e ambos situam-se ao nível da linha de base.

O intervalo QT é o intervalo desde o início do complexo QRS até ao final da onda T, representando o tempo de sístole elétrica [5]. Como o intervalo QT varia com a frequência cardíaca do paciente em causa deve o seu valor ser corrigido pelas respetivas frequências [10] mediante recurso à fórmula:

$$QT_c = \frac{QT}{\sqrt{RR}} \quad (2.1)$$

O intervalo PR é demarcado pelo início da onda P e início do complexo QRS, refletindo o tempo que o impulso elétrico demora a atravessar desde o nó sinusal até ao nó auriculoventricular, antes de entrar nos ventrículos [5]. O intervalo ST é medido desde o início do segmento ST até ao fim da onda T [11]. O intervalo RR, chamado também de ciclo RR, é o intervalo entre o início de duas ondas R. [11]. Por último, o intervalo PP (ciclo PP) é o intervalo entre o início de duas ondas P, e corresponde à frequência de despolarização atrial, ou simplesmente frequência atrial. Para que o intervalo PP seja considerado normal (sem patologia) deve ser constante [11].

Durante a realização do ECG é ainda possível definir a Frequência Cardíaca (FC), valor calculado com base nos valores obtidos para os eventos acima descritos. Mais explicitamente, a FC é o número de vezes que o coração bate por minuto, e é determinada pela depolarização ventricular, portanto, pelo complexo QRS registrado no ECG. A medição correta da frequência cardíaca por meio do ECG pode ser feita por um dos seguintes métodos: o método correto, o método prático, o método por observação das linhas verticais e a onda R, e o método da regra dos três [12] :

No método correto considera-se que 1 minuto corresponde a 1500 quadrados pequenos do papel de ECG (ver anexo). Assim a frequência cardíaca (FC) é calculada dividindo 1500 pelo número de quadrados pequenos entre duas ondas R (intervalo RR) [12] . A equação 2.2 apresenta a forma geral para a FC:

$$FC = \frac{1500}{n^{\circ}\text{quadrados pequenos intervalo RR}} \quad (2.2)$$

No método prático a frequência cardíaca é calculada de forma semelhante ao método anterior, mas considerando agora que 1 minuto corresponde a 300 quadrados grandes do papel de ECG (ver anexo) [12], como se pode ver na fórmula geral da equação 2.3:

$$FC = \frac{300}{n^{\circ}\text{quadrados grandes intervalo RR}} \quad (2.3)$$

O método por observação das linhas verticais e da onda R [13] consiste primeiramente em observar no traçado do ECG as ondas R e em seguida escolher uma onda R que coincida com uma das linhas mais espessas (delimitação mais forte do quadrado grande) do papel milimétrico no sentido. A cada linha vertical mais espessa à direita conta-se 300, 150, 100, 70, 60, 50 sucessivamente até encontrar a próxima deflexão da onda R. A linha vertical mais espessa à direita que coincida com a próxima onda R é a que indica a FC exata ou aproximada do paciente.

No método da regra dos três considera-se que um intervalo RR corresponde a um batimento com uma duração de 0.8s. Assim, o número de batimentos num minuto (60 segundos) [12] é:

$$N_{\text{batimentos}}(1\text{minuto}) = \frac{60}{0.8} = 75 \text{ Bpm} \quad (2.4)$$

Pelo que a fórmula geral para calcular a frequência cardíaca de um dado ciclo cardíaco é:

$$FC = \frac{60}{\text{Duração intervalo RR}} \text{ Bpm} \quad (2.5)$$

Concluindo a caracterização de um ECG envolve o cálculo de 15 eventos: seis ondas (P,Q,R,S,T), dois segmentos (ST e PR), seis intervalos (PR, ST, PP, RR, QRS e QT) representados na figura 2.2 e ainda a Frequência Cardíaca (FC) do sinal obtida através da equação 2.5.

### **2.2.3. Análise do ECG**

Muitos dos erros na interpretação do eletrocardiograma resultam de erros de omissão. Assim, para uma correta avaliação dos dados é desejável que se opte por uma abordagem sistemática quando se observa um traçado, para além que o diagnóstico do ECG deverá sempre ser conjugado com o quadro clínico do paciente e o parecer do médico assistente. Para que um sinal de ECG seja considerado normal deve respeitar as seguintes condições [14]:

- A frequência cardíaca (FC) deve ser regular e entre 60 -100 bpm,
- O ritmo cardíaco (RC) deve ser considerado sinusal,
- No sinal não devem existir ondas Q patológicas nem ondas T invertidas,
- Não podem existir alterações nos segmentos ST,
- Os valores de amplitude e as durações dos eventos devem coincidir com os valores da tabela 2.1.

Caso a amplitude ou duração de um evento do sinal de ECG não satisfaça os requisitos da tabela 2.1 então deve ser considerada a existência de patologia associada a esse evento. A literatura inclui tabelas de padrões patológicos que podem ser considerados, conforme exemplifica a tabela 2.2, usada neste trabalho.

Ondas/intervalos/Segmentos	Duração (ms)	Amplitude (mV)
Onda P	0.08-0.11 s	<0.25mV
Onda Q	<0.03s	<25% Amplitude R
Complexo QRS	0.06-0.10s	<1.0mV
Onda T	0.1-0.20s	0.2-0.50mV
Onda U	<0.04s	<10% Amplitude T
Intervalo PR	0.12 – 0.20s	-
Intervalo RR	0.6 -1.0s	-
Intervalo PP	0.6 -1.0s	-
Intervalo QTc	0.31– 0.44s	-
Segmento ST	<=0,06s	<0,1 mV

Tabela 2.1: Caracterização de um sinal ECG normal [16]

Evento	Caracterização qualitativa	Patologias / causas possíveis
Ondas P	Longa (> 0.11 s)	Hipertrofia atrial esquerda, gravidez ectópica, hipercaliémia
Onda P	Alta (> 0.25 mV)	Hipertrofia atrial direita;
Ondas P	Ausente (0 s e 0mV)	Fibrilação atrial, detenção do nó sinusal ou bloco de saída, hipercaliémia (grave), hipercaliémia, taquicardia ventricular
Onda P	Alta e longa (> 0.11s e > 0.25mV)	Hipotrofia atrial biatrial
Onda Q (patológica)	Longa (> 0.03 s)	O infarto do miocárdio, Doença miocardia infiltrativa hipertrófica Cardiomiopatias, Rotação do coração, posicionamento do eletrodo
Intervalo PP	Variável (intervalo entre ondas P)	Arritmia sinusal, Bloqueio sinoatrial 2º grau

	superior ou inferior à média dos intervalos com margem de 10%)	
Intervalo PP	Longo (> 1.0 s)	Bloqueio sinoatrial 2º grau
Intervalo PR	Longa (> 0.20 s)	Bloqueio atrioventricular de grau 1, hipercaliémia
Intervalo PR	Curto (< 0.12 s)	Síndrome de Wolf-Parkinson-White (WPW), Tipo Lown-Ganong-Levine (LGL)
Intervalo PR	Variável (Duração do intervalo PR superior ou inferior à média das Durações com margem de 10%)	Bloqueio atrioventricular Mobitz tipo I
Intervalo RR	Variável (intervalo entre ondas R superior ou inferior à média dos intervalos com margem de 10%)	Bloqueio atrioventricular Mobitz tipo I e II, taquicardia atrial multifocal, BSA 2º grau
Intervalo RR	Longo (> 1.0 s)	Bloqueio sinoatrial 2º grau, BAV 2º grau tipo II
Complexo QRS	Alargado (> 0.1 s)	BRE ou BRD, vibração ou fibrilação ventricular, hipercaliémia, hipercaliémia, Síndrome de Wolf-Parkinson-White, taquicardia ventricular, BAV de grau 1
Complexo QRS	Alto (> 1.0 mV)	Hipertrofia
Complexo QRS	Ausente (0 s e 0 mV)	Bloqueio sinoatrial, BAV 2º grau tipo II, BAV 2º grau tipo 2:1
Intervalo QT	Longo (> 0.44 s)	MI, miocardite, hipercaliémia, hipocaliémia, hipomagnesemia, hipotireoidismo, hemorragia intracerebral, AVC, síndrome congênita do QT longo, outros medicamentos
Intervalo QT	Curto (< 0.31 s)	Hipercalcemia, hipomagnesemia, doença de Graves, Síndrome do QT curto congênito, efeito Digoxina
Segmento ST	Depressão (< (-0.1) mV)	A isquemia miocárdica; MI aguda posterior, hipertrofia ventricular, digoxina embolia pulmonar, BRE, BRD, hiperventilação, hipocalemia
Segmento ST	Elevação (> 0.1 mV)	Isquemia miocárdica I, infarto agudo do miocárdio, BRE, pericardite aguda, HVE, hipercaliémia, embolia pulmonar, digoxina hipotermia
Onda T	Alta (> 0.50 mV)	Hipercaliémia, MI hiperagudo, BRE, AVC, hipertrofia ventricular
Onda T	Curta (< 0.10s), achatada (< 0.20 mV) ou Negativa (< 0 mV)	MI, miocardite, idade, hiperventilação, HVE, digoxina, pericardite, embolia pulmonar, BRD, hipocalemia, BR
Onda U	Alta (> (0.1* Amplitude T))	A hipocalemia, hipomagnesemia, isquemia, hipopotassemia
Onda U	Negativa (< 0 mV)	Isquemia miocárdica

**Tabela 2.2: Patologias associadas a diferentes tipos de caracterização de eventos**

A frequência cardíaca (FC) é considerada normal se o seu valor estiver entre 60 a 100 bpm, caso contrário a FC é considerada anormal. A tabela 2.3 ilustra os valores da FC considerados anormais para patologias do tipo bradicardia sinusal, taquicardia sinusal, bloqueio sinoatrial e taquicardia ventricular [12].

<b>FC (bpm)</b>	<b>Causa</b>
<60 bpm	Bradicardia sinusal
(100-120) bpm	Taquicardia sinusal
< (FCM/2) bpm	Bloqueio sinoatrial
150-250 bpm	Taquicardia Ventricular

**Tabela 2.3: Valores da frequência cardíaca anormais**

O ritmo cardíaco (RC) corresponde à frequência de repetição dos batimentos. A observação desse ritmo pode conduzir à detecção de possíveis arritmias, ou seja, anormalidades apresentadas pelo coração [15]. Num ECG para que o ritmo cardíaco seja considerado normal (sinusal) deve estar de acordo com os seguintes critérios [15]:

- Frequência cardíaca regular e entre 60-100bpm;
- Intervalos PP e RR constantes;
- Onda P positiva e constante e duração menor que 0.1s e amplitude menor que 0.25mV;
- Onda P seguida do complexo QRS, este seguido do segmento ST e da onda T;
- Intervalos PR constantes (com duração 0.12s - 0.20s);
- Intervalo QRS normal, estreito, constante (com duração 0.08-0.12s);

A tabela 3.4 apresenta as arritmias cardíacas que podem ser classificadas de regulares ou irregulares caso o RC seja anormal, como ilustrado na tabela 2.4.

<b>Tipo de Arritmias</b>	<b>Arritmias</b>
<b>Regular</b>	Atrioventricular (BAV): 1º,2º,3º grau Bloqueio do ramo (BR) Bloqueio sinoatrial (BSA)
<b>Irregular</b>	Bradicardia Sinusal (BS) Taquicardia sinusal e ventricular (TS ou TV) Arritmia Sinusal (AS)

**Tabela 2.4: Tipos de arritmias regular e irregular**

#### **2.2.4. Ruídos presentes no ECG**

Os sinais ECG possuem normalmente grande quantidade de ruídos provenientes de diversas origens tais como as representadas na tabela 2.5 [16].

Na seção seguinte serão apresentados alguns métodos de processamento de sinais de ECG, onde serão explicadas técnicas que permitem eliminar o ruído existente nos sinais de ECG.

<b>Ruídos</b>	<b>Causas</b>
Interferência da rede elétrica	Rede de distribuição elétrica, motores.
Movimento de objetos	Mudanças na linha de base devido movimento do elétrodo.
Ruído eletrocirúrgico	Bisturis elétricos (pacientes em procedimento cirúrgico)
Ruído eletro-miográfico	Atividade muscular do paciente
Ruído de contacto com elétrodo	Contacto entre pele e elétrodo, suor.

**Tabela 2.5: Tipos de ruído existente num ECG e as suas causas**

### **2.3. Métodos de processamento de sinais de ECG**

O processamento de sinais de ECG tem sido um tópico de pesquisa ao longo das últimas décadas verificando-se o aparecimento de métodos eficientes de processamento de sinais de ECG. Tem-se verificado também que a evolução a nível dos métodos de processamento de sinal tende a refletir os avanços ocorridos sob a vertente tecnológica, nomeadamente no que respeita o armazenamento dos dados em bases de dados, motivo pelo qual este trabalho pretende alargar o âmbito do processamento de sinais a variados tipos de bases de dados, conforme adiante se descreverá.

De uma forma global os sinais de ECG passam por três fases conforme esquematizado na figura 2.3.

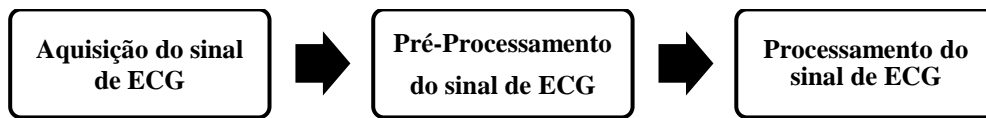


Figura 2.3: Esquema geral do processamento de sinais de ECG

De acordo com a revisão bibliográfica efetuada no âmbito desta tese foram selecionados métodos de pré-processamento e processamento de sinais de ECG que serão descritos nesta secção. De entre os de pré-processamento descrevem-se o cancelamento da componente DC, a normalização do sinal, a remoção da linha de base e a remoção do ruído. Seguidamente são especificados alguns dos métodos de processamento do sinal de ECG encontrados na literatura como sejam: método de análise de ECG elaborado por Willian Magalhães [17]; método de deteção do complexo QRS elaborado por Faruk UYSAL [18]; método de deteção do complexo QRS contido no Matlab [19]; o método de deteção de picos máximos e mínimo elaborado por Ellie Billauer [20].

Os métodos acima referidos foram escolhidos de entre os existentes de modo a satisfazer pelo menos uma das condições: a deteção de eventos em ECG e a classificação de patologias.

### 2.3.1. Pré-processamento do sinal de ECG

Antes de se começar a analisar o sinal de ECG com vista à deteção de eventos, este é sujeito a um pré-processamento. Na literatura encontram-se metodologias de cancelamento da componente DC, normalização do sinal, remoção da linha de base e remoção do ruído.

#### Cancelamento da componente DC e normalização do sinal:

O cancelamento da componente DC consiste em subtrair ao sinal ECG original,  $y[n]$ , o seu valor médio, ou seja, executando:

$$Y[n] = y[n] - (1/N) \sum_{n=1}^N y[n] \quad (2.6)$$

Em que  $Y[n]$  representa o sinal de ECG resultante, composto por  $n$  valores ( $n=1, \dots, N$ ).

Em geral, após o cancelamento da componente DC procede-se à normalização da amplitude máxima do sinal  $Y[n]$ :

$$Y_N[n] = \frac{Y[n]}{\max\{Y[n]\}} \quad (2.7)$$

#### Remoção da linha de base:

A remoção da linha de base consiste na eliminação da componente de baixa frequência que causa a oscilação do valor médio das ondas do sinal de ECG.

Esta remoção pode ser efetuada subtraindo ao sinal original  $y[n]$  o sinal  $YY[n]$ , resultando no sinal  $Y_L[n]$ :

$$Y_L[n] = y[n] - YY[n] \quad (2.8)$$

Onde  $n$  é o tempo atual,  $y[n]$  o sinal original e  $YY[n]$  representa um sinal que pode ser obtido através da aplicação de técnicas como o filtro de médias móveis (descrito mais abaixo) ou ajuste polinomial [21].

O método de ajuste polinomial [22] permite a remoção das altas frequências do ruído da linha de base e a preservação das informações do coração relativas às baixas frequências. Para cada ciclo cardíaco é definido um conjunto de pontos representativos desse ciclo, amostra a que se designa nó. Considerando vários ciclos cardíacos, cada ciclo terá um nó associado, por onde se vai pretender fazer o ajuste de um polinómio de ordem igual ao número de nós. Ao utilizar polinómios de ordem elevada a probabilidade de produzir uma estimativa de base precisa aumenta, embora esteja, obviamente, ligada a um aumento da complexidade computacional. O polinómio é montado de tal maneira que, ao subtrai-lo ao sinal original, os nós tomam o valor de 0.

#### Remoção do ruído:

Uma vez que no âmbito deste projeto se ambiciona a deteção automática de eventos em sinais de ECG, a localização desses eventos torna-se o foco de atenção. Se o sinal de ECG em estudo possuir um elevado nível de ruído, essa tarefa torna-se ainda mais complicada. Assim sendo, consideraram-se e apresentam-se as seguintes técnicas de filtragem encontradas na literatura que eliminam o ruído existente, sem que a informação crucial do sinal ECG seja

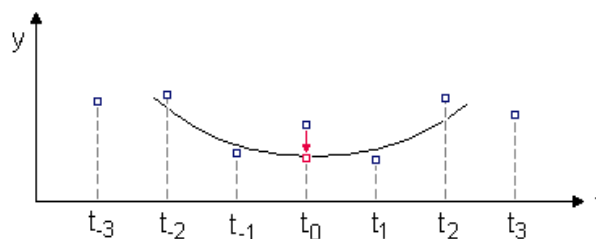
removida: filtro de médias móveis, filtro *Savitzky – Golays*, filtro *Butterworth*. Estes métodos são descritos abaixo.

O filtro de média móvel consiste na média de um conjunto de  $(N+1)$  valores anteriores do sinal entrada  $y[n]$ , de modo a obter cada ponto do sinal de saída  $YY[n]$ . O filtro de média móvel [23] é representado por:

$$YY[n] = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N y[n-k] \quad (2.9)$$

Onde  $n$  representa o tempo atual,  $N+1$  é o número de amostras utilizadas para a filtragem,  $YY[n]$  representa o sinal filtrado e  $y[n-k]$  representa o conjunto dos valores passados cuja média se vai calculando. Este filtro apresenta um bom desempenho em muitas aplicações e um ótimo desempenho na redução de ruído branco, ao mesmo tempo que preserva a resposta ao degrau [23].

O filtro Savitzky-Golays tem como objetivo alisar as séries temporais. Substitui cada valor da série por um novo valor que foi obtido a partir do ajuste polinomial a  $(2n+1)$  pontos vizinhos (incluindo os pontos que irão ser alisados), com  $n$  igual ou maior do que a ordem do polinómio. A ideia básica por de trás do alisamento de mínimos quadrados polinomiais está representada na figura 2.4, em que se representa graficamente uma sequência de amostras de um sinal  $y$  com pontos sólidos. Savitzky e Golays demonstraram no seu artigo original que um ajuste polinomial em movimento pode ser numericamente tratado exatamente da mesma maneira como uma média móvel ponderada, uma vez que os coeficientes do procedimento de alisamento são constantes para todos os valores de  $y$ .



**Figura 2.4: Representação gráfica de uma sequência de amostras de um sinal  $y$  com pontos sólidos e a sua curva de aproximação por mínimos quadráticos; o ponto em  $t_0$  passará a ser representado pelo ponto a vermelho e não a negro. [24]**

Assim, o alisamento do filtro de Savitzky-Golays é muito fácil de aplicar. Além disso, pode ser demonstrado que o mesmo algoritmo pode ser utilizado para calcular a primeira e segunda derivada suavizada do sinal [24]. Para aplicar este filtro no sinal de ECG recorre-se à

função do Matlab chamada *sgolayfilt* ( $x, k, f$ ) que filtra um sinal  $x$  usando um polinómio de grau  $k$  e uma janela com tamanho  $f$  e devolve um sinal  $y$ . A ordem do polinómio deve ser maior que o tamanho da janela  $f$ .

O filtro *Butterworth* possui uma resposta em frequência muito plana não possuindo *ripple* ou ondulações na banda passante, e aproxima-se do zero na banda rejeitada. É o único filtro que mantém o mesmo formato para ordens mais elevadas, porém com uma inclinação mais íngreme na transição entre a banda passante e a de rejeição, em comparação com outros filtros (*Bessel, Chebyshev, elíptico*) que possuem formatos diferentes para ordens mais elevadas [25]. O modelo típico é o filtro passa-baixo, que pode ser modificado para se tornar num passa-alto, ou colocado em série com outros filtros para formar filtros passa-banda, e versões de ordem mais elevadas destes. A magnitude da resposta em frequência de um filtro passa-baixo de ordem  $n$  pode ser definida matematicamente como:

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+(\omega/\omega_c)^{2n}}} \quad (2.10)$$

Onde  $G_n$  representa o ganho do filtro de ordem  $n$ ,  $H_n$  representa a função de transferência,  $j$  é o número imaginário,  $\omega$  e  $\omega_c$  representam a frequência angular do sinal (em radianos por segundo) e a frequência de corte (frequência com  $-3$  dB de ganho). Ao normalizar a equação 2.10 considerando uma frequência de corte igual a 1 obtém-se:

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+(\omega)^{2n}}} \quad (2.11)$$

Deste modo

$$|H_n(j\omega)|_{ab}^2 = 20n \log_{10} \omega \quad (2.12)$$

Onde  $20n$  db/década representa o *roll-off* para altas frequências.

Para aplicar um filtro *Butterworth* passa-baixo ao sinal de ECG combina-se duas funções do Matlab chamadas ***butter*** ( $n, wn, 'ftype'$ ) e ***filtfilt*** ( $b, a, x$ ). A primeira desenha um filtro Butterworth com ordem  $n$  e uma frequência de corte normalizada  $wn$  e do tipo passa-baixo e devolve os coeficientes do denominador e numerador,  $b$  e  $a$  respetivamente. A segunda aplica um filtro com fase zero ao sinal  $x$  considerando os coeficientes do denominador  $b$  e do numerador  $a$ . Logo as suas sintaxes são:

$$[b, a] = \text{butter}(M1, fc1n, 'low')$$

$$y = \text{filtfilt}(b, a, x)$$

Para aplicar um filtro Butterworth passa-alto ao sinal de ECG combinam-se duas funções do Matlab chamadas *butter* (*n*, *wn*, '*ftype*') e *filter* (*b*, *a*, *x*). Como foi dito acima a primeira desenha um filtro Butterworth com ordem *n* e uma frequência de corte normalizada *wn* e do tipo passa-alto e devolve os coeficientes do denominador e numerador *b* e *a*. A segunda aplica um filtro ao sinal *x* considerando os coeficientes do denominador *b* e do numerador *a*. Logo as suas sintaxes são:

$$[b, a] = \text{butter}(M2, fc2n, 'high')$$

$$y = \text{filter}(b, a, x)$$

As frequências de corte normalizadas *fc1n* e *fc2n* são obtidas através da seguinte equação:

$$fcn = 2 * \frac{FC}{Fs} \quad (2.13)$$

Onde *fcn* representa a frequência de corte normalizada, FC representa a frequência de corte (FC1 ou FC2) e *F<sub>s</sub>* a frequência de amostragem.

### 2.3.2. Métodos de detecção de eventos e identificação de patologias

O processamento de sinais de ECG tem sido um tópico de pesquisa ao longo das últimas décadas, tendo sido propostos pela comunidade científica vários algoritmos para a detecção de ondas em ECG. De entre os métodos desta natureza identificaram-se os que classificassem as patologias associadas a esses eventos. Assim, destacam-se os algoritmos de análise de ECG de Willian Magalhães [17], de detecção do complexo QRS de Faruk UYSAL [18] e o exemplificado na página *online* do Matlab [19], e os algoritmos de detecção de picos máximos e mínimos de Ellie Billauer [20]. A descrição de cada um destes métodos encontra-se abaixo.

#### 2.3.2.1. Método de Willian Magalhães:

Este método de análise de sinais de ECG foi proposto com o intuito de detetar as ondas P-QRS e T e permitir a identificação de arritmias e cardiopatias em ECG. [17]

O ponto principal do algoritmo é a detecção do complexo QRS, pelo fato das ondas que o compõe serem as mais evidenciadas no ECG, o que facilita a sua detecção, além de serem utilizadas como base para a detecção de grande parte das cardiopatias. Uma vez conhecidas as posições do complexo QRS é possível detetar as ondas P e T dentro do sinal, já que ficam

posicionadas antes e depois do complexo QRS. Desta forma, o processo de detecção das ondas é composto por nove etapas principais conforme esquematizado no fluxograma da figura 2.5.

Antes de efetuar a detecção das ondas acima referidas, os sinais de ECG passam por um pré-processamento de forma a ficar com a amplitude normalizada, eliminar o ruído oriundo da aquisição do sinal e as alterações na linha de base tornando-a mais uniforme e conseqüentemente facilitando a análise das ondas sem perca ou alteração dos dados relevantes do sinal. Primeiramente cancela-se a componente DC do sinal e depois normaliza-se o sinal recorrendo às equações 2.6 e 2.7.

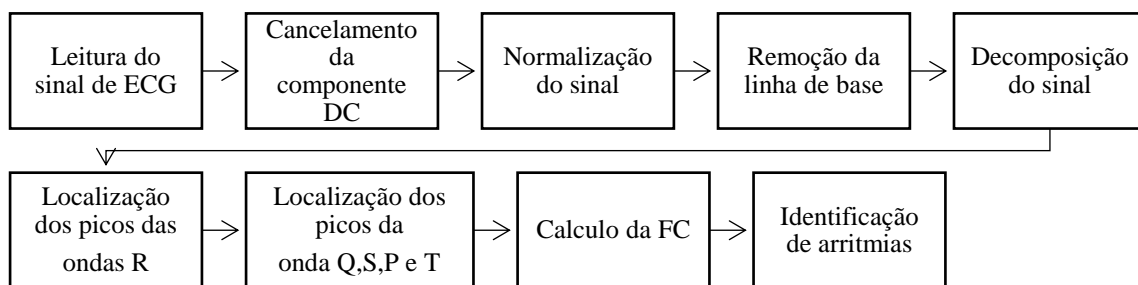


Figura 2.5: Passos do algoritmo de detecção e análise do complexo QRS do Willian Magalhães

Ao sinal normalizado é então removida a linha de base recorrendo à equação 2.8 e ao filtro de médias móveis (descrito no ponto 2.3.1 do capítulo 2). Segue-se a decomposição do sinal utilizando a transformada discreta *wavelets*. É sugerida pelo autor a decomposição do sinal até ao quarto nível, retornando como resultado o coeficiente de aproximação do quarto nível deste sinal, seguido pelos coeficientes de detalhes do nível quatro ao um (com os quais se torna possível realizar a recomposição do sinal nos níveis três, dois e um). A *wavelet* escolhida pelo autor para sinais de ECG foi a da família *Daubechies* definida como *Daub4* ou apenas *db4*, pois é a que se aproxima mais da forma do sinal em estudo. Realizada a decomposição do sinal, o próximo passo é a recomposição do sinal para cada um dos níveis desejados, neste caso do nível 4 ao nível 1. Este passo dá-se por intermédio da aplicação da Transformada Inversa *Wavelets* (IDWT), onde para cada um dos níveis desejados é necessário aplicar a IDWT recuperando assim o sinal decomposto no passo anterior. Neste algoritmo o autor utilizou a transformada de segunda ordem, pois mantinha uma grande fidelidade com o sinal original, porém com uma quantidade muito menor de ruído.

Em seguida a primeira componente do complexo QRS a ser encontrada é a onda R por ser a onda mais característica de todas. A DWT de ordem 2 foi utilizada de forma a encontrar

todas as ondas R do sinal. Em primeiro lugar define-se um limiar *thres*, como sendo a percentagem *mm1* do valor máximo do sinal, recorrendo à função do Matlab:

$$thres = max(ca2) * mm1 \quad (2.14)$$

Onde *ca2* representa o sinal recuperado considerando o nível 2 da DWT e *mm1* representa um valor de amplitude que pode ser definido após tentativas de melhor aproximação recorrendo a testes de tentativa e erro.

Com o valor do limiar definido encontram-se todos os pontos da curva de ECG cuja amplitude esteja acima desse limiar. Nesta localização serão encontrados muitos pontos denominados de falsos-positivos, que deverão ser validados como sendo efetivos picos R mediante uma pesquisa dos pontos de elevada amplitude e separados por *nr0* amostras em cada uma das microrregiões que possam possuir uma onda R. Feito isto, multiplica-se por 4 cada elemento do vetor encontrado (pois foi aplicada uma escala de  $2^2$  do sinal original) e procuram-se os pontos máximos que estejam contidos dentro de uma janela com alcance mínimo de *nr1* amostras e um alcance máximo de *nr2* amostras do ponto provável de onda R.

Sabendo a localização de cada uma das ondas R, o próximo passo é localizar as ondas Q e S, completando assim o complexo QRS. Para isto sabe-se que a principal característica destas ondas é o fato de estarem antes e depois da onda R, respetivamente, sendo caracterizadas por serem os pontos mínimos que antecedem e sucedem a onda R. As ondas Q são detetadas considerando como sendo os pontos mínimos de uma janela de amostras com um alcance de *nq1* a *nq2* amostras da onda R, o mesmo sendo válido para a onda S, onde a janela possui um alcance de *ns1* a *ns2* amostras de distância da onda R.

De forma análoga ao que foi realizado com as ondas Q e S a pesquisa da localização das ondas P e T desenvolve-se, levando em consideração que as ondas P e T representam picos máximos de onda anteriores e posteriores às ondas Q e S, respetivamente. Sendo assim, na localização das ondas P considerou-se todos os picos máximos contidos numa janela de amostras situada antes da onda Q e com um alcance de *np1* a *np2* amostras, enquanto para a onda T se localizaram os picos máximos com um alcance entre *nt1* a *nt2* amostras contidos numa janela de amostras situada depois da onda S.

Nesta última etapa é realizada a identificação de possíveis arritmias que podem ser diagnosticadas com o uso da análise computacional, tendo em mente que uma análise deste tipo apenas será utilizada como uma base de auxílio na deteção de arritmias e diagnóstico

médico. Serão tratadas neste caso apenas as arritmias citadas na tabela 2.1 da seção 2.2.2 do capítulo 2. O autor considerou apenas a onda R para a determinação da frequência cardíaca. Tendo como base a duração dos intervalos entre duas ondas R (intervalo RR) pode-se obter o valor da frequência cardíaca (FC) através da equação 2.5 apresentada na seção 2.2.1 do capítulo 2.

### 2.3.2.2. Método de Faruk Uysal:

*Faruk Uysal* [18] propôs um método de detecção dos picos das ondas que compõem o complexo QRS em sinais de ECG. O seu algoritmo é essencialmente constituído pelos seguintes passos: leitura do sinal de ECG, cancelamento da componente DC e normalização do sinal de ECG, aplicação de uma série de filtros ao sinal normalizado e de uma série de operadores ao sinal filtrado, cálculo do valor de *threshold* que servirá de base para a localização dos picos das ondas R,S e Q. A figura 2.6 resume de forma esquemática todos os passos do algoritmo proposto por Faruk Uysal:

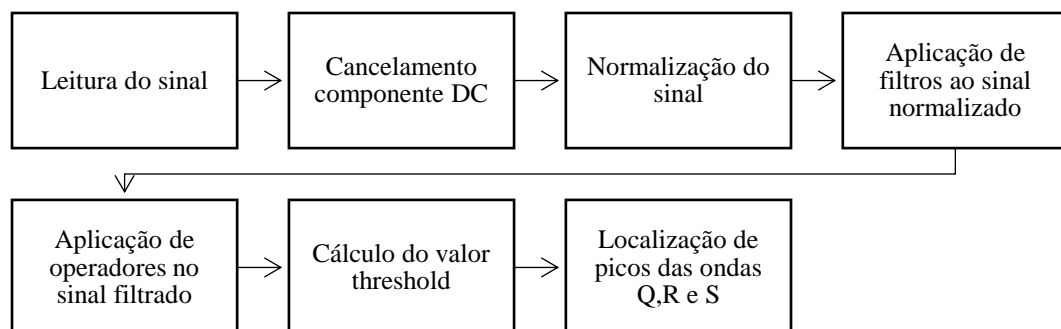


Figura 2.6: Passos do algoritmo de detecção e análise do complexo QRS do Faruk Uysal

Antes de iniciar a localização do complexo QRS o sinal passa por um processo que inclui o cancelamento da componente DC, a normalização do sinal (que segue respetivamente as equações 2.6 e 2.7 e a metodologia descrita em 2.3.1), e uma série de filtros (passa-alto e passa-baixo) e operadores que realizam derivação, quadratura e integração. Uma descrição mais detalhada dos filtros e dos operadores em cima mencionados encontra-se na descrição do método de *Pan-Tompkins* [26] do anexo E.

Com o sinal filtrado calcula-se o valor de *threshold* a usar para identificar os picos que se localizem acima deste valor, recorrendo à seguinte equação:

$$\text{Thres} = H * \max\_h \quad (2.15)$$

Onde  $H$  representa a média do sinal  $Y(i)$  com  $N$  pontos e  $max\_h$  representa o valor máximo do sinal:

$$H = \left( \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N Y(i) \right) \quad (2.16)$$

$$max\_h = \max(Y) \quad (2.17)$$

Em seguida procede-se à obtenção de  $X[n]$  que consiste num sinal composto pelos picos de  $Y[n]$  que ultrapassam o valor de  $Thres$  dado pela equação 2.15:

$$X[n] = Y[n] \text{ se amplitude } Y[n] > Thres \quad (2.18)$$

Mais uma vez são encontrados picos designados por falsos positivos e que não correspondem a picos máximos. Para resolver esta situação Faruk Uysal criou para cada ciclo cardíaco uma janela de amostras com um limite à esquerda (equação 2.19) e um limite à direita (equação 2.20) tornando mais fácil a localização de cada componente do complexo QRS:

$$X[n] - X[n-1] = 1 \quad (2.19)$$

$$X[n] - X[n-1] = -1 \quad (2.20)$$

Em seguida inicia-se a deteção da onda R mediante localização dos picos máximos contidos na janela criada anteriormente. A localização dos picos das ondas Q e S que completam o complexo QRS dá-se considerando os picos mínimos dentro da janela que se encontram à esquerda e à direita do pico da onda R [18] .

### 2.3.2.3. Método contido no Matlab:

Este método encontra-se na secção de processamento de sinais do centro de documentação *online* do Matlab versão R2014b [19], e tem por objetivo a análise dos picos presentes em sinais de ECG. A localização do complexo QRS é feita por seis etapas ilustradas de forma esquemática no fluxograma da figura 2.7.

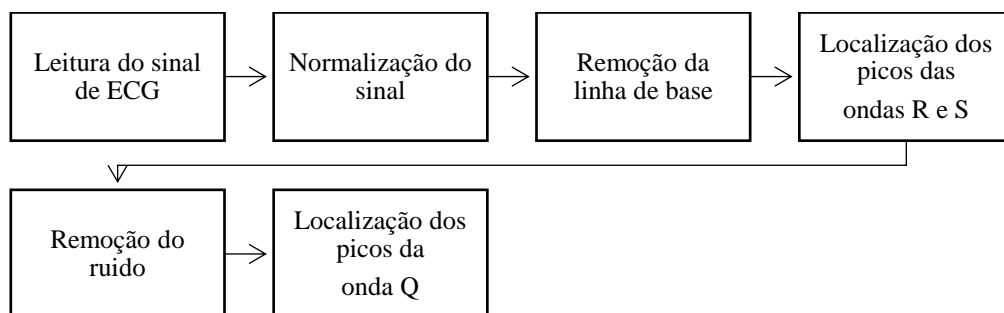


Figura 2.7: Passos do algoritmo de deteção e análise do complexo QRS do Matlab

A normalização do sinal e a remoção da linha de base seguem respetivamente a equação 2.7 e 2.8 e a metodologia descrita em 2.3.1.

A deteção dos picos da onda R e S, constituindo os picos máximos e mínimos do sinal ECG normal assumem uma mesma metodologia de localização: no caso dos picos R, ou, numa versão invertida do sinal original caso se pretenda localizar os picos S, procura-se todos os picos que estejam acima de um valor de *threshold thres* e separados por *N* amostras. Esta informação permite remover todos os picos não desejados. A tabela 2.6 apresenta de forma resumida o que foi dito em cima.

Picos	Sinal de ECG Utilizado	Valor <i>threshold</i> (thres)	Numero amostras (N)
Onda R	Sinal original	Mph_R	Mpd_R
Onda S	Sinal invertido	Mph_S	Mpd_S

**Tabela 2.6: Definição dos valores utilizados na deteção dos picos das ondas R e S, respetivamente, na função de Matlab**

Ao efetuar a localização dos picos das ondas Q usando a metodologia seguida pelas ondas anteriores deparamos com a presença de picos indesejados considerados como picos Q, pois o sinal encontra-se contaminado com ruído. Assim torna-se necessário primeiro filtrar o sinal e só depois localizar os picos da onda Q. O filtro *Savitzky-Golays* (já descrito no ponto 2.3.1) vem embutido no método de forma a remover o ruído existente no sinal.

Uma vez filtrado o sinal, procede-se à localização dos picos da onda Q mediante três passos. No primeiro passo, tendo por base a metodologia utilizada pelas ondas R e S, encontram-se, numa versão invertida do sinal filtrado, todos os picos que estão separados por *Mpd\_Q* amostras, guardando a sua localização num vetor *min\_locs*. Em seguida no segundo passo utiliza-se a indexação lógica, que consiste em analisar o valor de amplitude de cada elemento do sinal filtrado verificando se o seu valor se encontra contida numa janela de amplitudes com um alcance de L1 a L2. Caso tal se verifique é atribuído o valor ‘1’ caso contrário é atribuído o valor ‘0’. Por fim, no último passo considera-se como sendo as localizações reais dos picos das ondas Q todos os picos que satisfaçam as condições do passo 2.

#### **2.3.2.4. Método de Ellie Billauer:**

Este método foi desenvolvido por Eli Billauer com o objetivo de localizar todos os máximos e mínimos de sinais. Ao aplicar-se este algoritmo aos sinais de ECG obtêm-se os picos das ondas R e S, conforme se ilustra na figura 2.8.

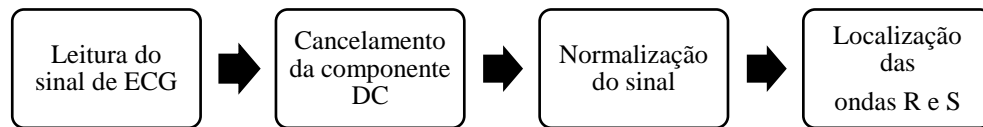


Figura 2.8: Fluxograma do algoritmo proposto por Ellie Billauer

Antes de iniciar a detecção dos picos das ondas R e S foi necessário pré-processar os sinais de ECG aplicando as técnicas de cancelamento da componente DC e normalização do sinal aplicando as equações 2.6 e 2.7 (explicadas no ponto 2.3.1 do capítulo 2).

Em seguida efetua-se a escolha do valor de *threshold*, valor comum aos vários sinais ECG. O algoritmo de detecção dos máximos e dos mínimos do sinal utiliza a interpolação quadrática [27] (ver apêndice C) para localizar os picos máximos R e os mínimos S. Os picos máximos R são detetados considerando que um ponto de uma curva é máximo se o seu valor for inferior ao resultado obtido ao subtrairmos a esse valor uma variável delta. Os picos mínimos S são detetados considerando que um ponto é um mínimo do sinal se o seu valor for superior ao resultado obtido se adicionarmos a esse valor uma variável delta. Os valores dos máximos e dos mínimos devem estar compreendidos entre]  $-\infty, \infty$ [. A variável delta corresponde a um valor de *threshold* que pode ser diferente de sinal para sinal.

## 2.4. Conclusão

Neste capítulo descreveram-se os conceitos fundamentais sobre o eletrocardiograma e as particularidades dos sinais de ECG que permitem a identificação de patologias cardíacas fazendo ainda menção aos ruídos originados pela aquisição do sinal.

De forma geral todos os métodos de detecção de ondas ou picos do sinal de ECG incluem, numa primeira fase, o cancelamento da componente DC, a normalização do sinal e a remoção da linha de base. Alguns incluem ainda algoritmos de eliminação de ruído. Estes métodos foram também sumariamente descritos neste capítulo.

Por fim descrevem-se quatro métodos de processamento de ECG existentes na literatura que detetam eventos em ECG e em alguns casos identificam patologias. O método do Willian Magalhães foi desenvolvido para localizar os picos das ondas P, Q, R, S, T usando as transformadas de *Wavelets*, e permite identificar arritmias e cardiopatias através do estudo da frequência cardíaca. O método proposto por Faruk Uysal baseado no método de *Pan-Tompkins* permite localizar o complexo QRS. O método contido no Matlab é um exemplo de análise de picos retirado do *signal processing toolbox* do centro de documentação do Matlab versão R2014b, sendo que o seu objetivo é a localização do complexo QRS. O último método é do Ellie Billauer que encontra os picos máximos designados por picos da onda R e os picos mínimos designados por picos da onda S. Apesar de todos eles serem indicados para deteção de eventos em sinais de ECG, verifica-se que os algoritmos de deteção de eventos foram desenvolvidos para a deteção de um evento específico ou a identificação de um tipo de patologias.

Descreve-se no capítulo 3 uma nova metodologia que permite o cálculo de vários eventos clínicos.

### **3. Metodologia proposta para a deteção de eventos e identificação de patologias em ECG**

#### **3.1. Introdução**

Neste capítulo descreve-se a metodologia proposta para a deteção dos vários eventos clínicos de sinal de ECG com vista à sua localização precisa. A precisão na deteção destes eventos é condicionante da fidelidade com que a identificação das patologias que lhes estão associadas possa ser feita.

Assim, à semelhança dos restantes algoritmos encontrados na literatura, o sinal de ECG deve ser primeiramente pré-processado, procedendo-se ao cancelamento da componente DC do sinal, seguida da normalização da sua amplitude máxima para 1mV. Com o sinal já normalizado é então deslocado a sua linha de base ajustando um polinómio de grau N ao sinal, e depois o sinal é filtrado por um de dois filtros da literatura, Savitzky-Golays e Butterworth (técnicas apresentadas no capítulo 2 seção 2.3.1).

Após esta fase, são então aplicados ao sinal de ECG o algoritmo de deteção de eventos e identificação de patologias proposto no âmbito desta tese.

Por último são apresentadas as razões que levaram ao desenvolvimento de um sistema de apoio ao utilizador para a deteção de eventos e identificação de patologias em sinais de ECG. Este sistema será descrito no capítulo 4.

#### **3.2. Método proposto para deteção de eventos em sinais de ECG**

Assumindo o sinal de ECG já pré-processado conforme acima explicado pretende-se com o algoritmo proposto obter todas as características relevantes de cada ciclo cardíaco do sinal, tais como a localização temporal (início e fim) e a duração dos eventos (ondas, segmentos e intervalos), a amplitude máxima das várias ondas que constituem o sinal de ECG (o complexo QRS e as ondas P, T e U) e a frequência cardíaca (FC) entre dois complexos QRS.

Para que este algoritmo proposto efetue uma correta extração das características mencionadas em cima com a máxima precisão temporal e com o menor número possível de deteções falsas ou incorretas, foi necessário definir um conjunto de variáveis, que serão

descritas mais adiante. O valor atribuído a cada uma das variáveis foi obtido durante exaustivos testes efetuados nos sinais de ECG.

### **3.2.1. Localização dos picos máximos ou mínimos das ondas**

A onda R que faz parte do complexo QRS é a primeira a ser pesquisada pois sendo a onda mais proeminente de todas torna-se mais fácil a sua localização. Em seguida são encontradas as restantes ondas Q, S, P, T e U que são pesquisadas em janelas temporais de busca criadas após a ocorrência da onda R. Dentro destas janelas são analisadas os picos máximos e mínimos do sinal de forma a encontrar-se a localização de cada onda.

#### Picos máximos das ondas R:

Para localizar o pico máximo da onda R procura-se a ocorrência de um pico com amplitude máxima em cada ciclo cardíaco do sinal. Esta busca é feita com base num valor de *threshold* 'thres1' adequado, de forma a não deixar nenhum pico de fora. Quando se encontra um pico, testa-se se a amplitude correspondente ultrapassa o valor de *threshold* 'thres1', e em caso afirmativo a sua amplitude e localização é guardada em memória. No entanto pode existir mais do que um pico acima de 'thres1' para um dado ciclo cardíaco do sinal (com uma dada dimensão) que pode não ser um máximo efetivo. Assim torna-se indispensável processar cada pico detetado anteriormente de forma a escolher e guardar em memória todas as localizações e amplitudes de um determinado pico para analisar em seguida a sua amplitude de forma a verificar se realmente se trata de um pico da onda R. Se tal se verificar está-se perante um pico máximo da onda R nesse ciclo cardíaco. No fim são guardados em memória a localização e o valor dos picos das ondas R.

#### Picos mínimos das ondas S e Q:

A localização dos picos das ondas S e Q é iniciada após finalizada a deteção do último pico da onda R no sinal ECG em análise. Assume-se que os picos das ondas S e Q são picos mínimos que se situam antes e depois, respetivamente, dos picos das ondas R no sinal. São então criadas quatro janelas temporais: a primeira de procura do pico da onda S entre duas ondas R consecutivas, a segunda de procura do pico da última onda S, a terceira de procura do pico da primeira onda Q e a quarta de procura do pico das restantes ondas Q para os restantes ciclos cardíacos do sinal. As janelas 1 e 4 são determinadas tendo em conta a localização dos picos das ondas R de cada ciclo cardíaco e os pontos que se encontram antes do pico da onda

R de cada ciclo cardíaco, a NS0 amostras de distância (no caso dos picos das ondas S) e depois do pico da onda R de cada ciclo cardíaco a NQ1 amostras de distância (no caso dos picos das ondas Q), enquanto as janelas 2 e 3 são determinadas tendo em conta a localização do pico da última onda R (do último ciclo cardíaco) e do último elemento do sinal (no caso dos picos das ondas S) e a localização do ponto que se encontra depois do primeiro elemento do sinal a NQ0 amostras de distância e o pico da primeira onda R (no caso dos picos das ondas Q), conforme esquematicamente descrito em baixo:

$$\begin{aligned} \text{Janela 1} &= \begin{cases} \text{início} = \text{picos das ondas R} \\ \text{fim} = \text{picos das ondas R} + \text{NS0} \end{cases} \\ \text{Janela 2} &= \begin{cases} \text{início} = \text{pico da última onda R} \\ \text{fim} = \text{pico da última onda R} + \text{NS1} \end{cases} \\ \text{Janela 3} &= \begin{cases} \text{início} = 1^{\text{o}} \text{ elemento do sinal} + \text{NQ0} \\ \text{fim} = \text{pico da primeira onda R} \end{cases} \\ \text{Janela 4} &= \begin{cases} \text{início} = \text{picos das ondas R} - \text{NQ1} \\ \text{fim} = \text{picos das ondas R} \end{cases} \end{aligned}$$

As variáveis NQ0, NQ1, NS1 e NS0 são definidas da seguinte forma:

$$\text{NQ0} = \begin{cases} \text{N2} & , \text{ se } M < N0 \\ \text{N3} & , \text{ se } N0 < M \leq N1 \\ \text{N0} & , \text{ se } M \geq N1 \end{cases} \quad (3.1)$$

$$\text{NQ1} = \text{N0} \quad (3.2)$$

$$\text{NS1} = \begin{cases} \text{M4} & , \text{ se } N < M0 \\ \text{M0} & , \text{ se } M0 \leq N \leq M1 \\ \text{M2} & , \text{ se } N > M1 \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\text{NS0} = \text{M3} \quad (3.4)$$

Onde M representa o número de amostras existentes entre o primeiro elemento do sinal e o pico da primeira onda R, e N representa o número de amostras existentes entre o pico da última onda R e o último elemento do sinal. N0 e M0 representam o limite mínimo de amostras e N1 e M1 o limite máximo de amostras. N2 e N3 representam o número de amostras da variável NQ0, enquanto M2, M3 e M4 representam o número de amostras da variável NS1.

Quando se está dentro das janelas de procura do pico da onda S ou Q, inicia-se a procura do pico com amplitude mínima, com vista a ser considerado pico da onda S ou Q, respetivamente. Após efetuar a deteção do pico da última onda S e Q, guarda-se as suas localizações e os seus valores de amplitude em memória (correspondente ao mínimo da onda).

#### Picos máximos das ondas T, P e U:

A deteção dos picos das ondas T para cada ciclo cardíaco é iniciada após a finalização do último complexo QRS, e engloba um conjunto de três etapas que visa localizar o pico da onda T antes do pico da primeira onda Q, um pico da onda T entre picos das ondas S e picos das ondas Q e um pico da onda T depois do pico da última onda S. No caso de existir um pico da onda T antes do pico da onda Q é criada uma janela de procura designada por janela 1, a qual é determinada tendo em conta o primeiro elemento do sinal e o pico da primeira onda Q. Uma vez dentro da janela 1, procura-se o pico máximo, e guarda-se em memória a sua localização e o seu valor de amplitude. Depois é calculado o número de elementos existente entre o pico máximo e o pico da primeira onda Q designado por  $N2$ . Em seguida são verificadas três condições: a primeira verifica se o pico máximo se encontra antes de  $nt2$  amostras, a segunda verifica se  $N2$  ultrapassa  $nt1$  amostras e em último é verificado se o pico máximo se encontra depois do primeiro elemento do sinal. Se todas as condições forem satisfeitas significa que existe uma onda T antes da primeira onda Q. Numa segunda etapa é criada uma janela 2 (apresentada em baixo), onde se identificam os picos máximos contidos entre o pico das ondas S (do ciclo cardíaco atual) e o pico das ondas Q (do ciclo cardíaco seguinte). Na última etapa, primeiramente obtém-se o número de amostras entre o pico da última onda S e o último elemento do sinal e verifica-se se o seu valor ultrapassa  $nt3$  amostras. Caso seja, cria-se a janela 3 e depois procura-se o pico máximo da janela 3 e verifica-se se a sua amplitude é maior que o valor o valor de *threshold*  $thres2$  e se esse pico não é o último elemento do sinal. Se sim, está-se perante um pico da última onda T. Os instantes iniciais e finais das janelas 1 a 4 acima referidas são dados pelas seguintes expressões:

$$\text{Janela 1} = \begin{cases} \text{início} = \text{primeiro elemento do sinal} \\ \text{fim} = \text{pico da primeira onda Q} \end{cases}$$

$$\text{Janela 2} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico da onda S}(i) \\ \text{fim} = \text{pico da onda Q}(i + 1) \end{cases}$$

$$\text{Janela 3} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico da última onda S} \\ \text{fim} = \text{último elemento do sinal} \end{cases}$$

O procedimento de detecção dos picos das ondas P é muito semelhante ao da detecção dos picos das ondas T, mas neste caso os picos das ondas P são localizados verificando duas condições, onde para cada uma das condições são realizadas três etapas.

Se existir uma onda T antes da onda R do primeiro ciclo cardíaco são criadas três janelas temporais A, B e C. Estas janelas foram concebidas para detetar o pico máximo entre pontos localizados depois da primeira onda T a NP1 amostras de distância e a primeira onda R (janela A), detetar os picos máximos entre os pontos do sinal que se encontram depois das restantes as ondas T a NP2 amostras de distância e as ondas R (janela B), e detetar, caso exista, uma onda P depois da última onda T a NP3 amostras de distância, mediante identificação dos picos que estão acima de um valor de *threshold* ‘thres3’ e contidos na janela C. No caso de não existir uma onda T antes do primeiro complexo QRS são criadas três janelas temporais D a F. Estas janelas foram concebidas para localizar o pico máximo contido numa janela D com tamanho maior que ‘NP5’ amostras, localizar os picos máximos entre as ondas T (i) e ondas Q (i+1), e, detetar, caso exista, uma onda P depois da última onda T mediante identificação dos picos que estão acima de um valor de *threshold* ‘thres3’, desde que contidos na janela F. Resumindo, a dimensão das várias janelas de procura é dada a seguir:

$$\text{Janela A} = \begin{cases} \text{início} = 1^{\text{o}}\text{pico da onda T} + \text{NP1} \\ \text{fim} = 1^{\text{o}}\text{pico da onda Q} \end{cases}$$

$$\text{Janela B} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico onda T}(i) + \text{NP2} \\ \text{fim} = \text{pico da onda Q}(i) \end{cases}$$

$$\text{Janela C} = \begin{cases} \text{início} = \text{último pico onda T} + \text{NP3} \\ \text{fim} = \text{último elemento do sinal} \end{cases}$$

$$\text{Janela D} = \begin{cases} \text{início} = 1^{\text{o}}\text{elemento do sinal} + \text{NP4} \\ \text{fim} = 1^{\text{o}}\text{pico da onda Q} \end{cases}$$

$$\text{Janela E} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico onda T}(i) + \text{NP2} \\ \text{fim} = \text{pico da onda Q}(i + 1) \end{cases}$$

$$\text{Janela F} = \begin{cases} \text{início} = \text{último pico onda T} + \text{NP2} \\ \text{fim} = \text{último elemento do sinal} \end{cases}$$

Por último há que localizar no ECG o pico da onda U para cada ciclo cardíaco do sinal. No caso de existirem ondas U a sua localização é muito semelhante à detecção do pico

da onda P. Neste caso o pico da onda U de cada ciclo cardíaco é localizado verificando duas condições.

No caso da existência de uma onda T antes da onda P do primeiro ciclo cardíaco são criadas duas janelas temporais U1 e U2. A janela U1 localiza um pico máximo contido entre um ponto localizado depois da primeira onda T a NU1 amostras de distância e um ponto localizado antes da primeira onda P a NU2 amostras de distância como sendo o pico da onda U, e a segunda janela U2 deteta os restantes picos das ondas U entre um ponto localizado depois do pico das restantes ondas T a NU1 amostras de distância e um ponto localizado antes do pico das restantes ondas P a NU2 amostras de distância (janela U2).

No caso de não existir uma onda T antes do pico da onda P do primeiro ciclo cardíaco são igualmente criadas duas janelas de procura designadas por janela U3 e U4. Na janela U3 localiza-se o pico máximo contido entre um ponto localizado depois do primeiro elemento do sinal a NU1 amostras de distância e um ponto localizado antes do da primeira onda P a NU3 amostras de distância e cuja amplitude correspondente é maior que um valor de *threshold* NU5. Enquanto na janela U4 localiza-se o pico das restantes ondas U contido entre um ponto localizado depois do pico da onda T a NU4 amostras de distância do ciclo cardíaco em estudo e um ponto localizado antes do pico da onda P a NU3 amostras de distância do ciclo cardíaco seguinte. Resumindo, a dimensão das várias janelas de procura é dada em baixo:

$$\text{Janela U1} = \begin{cases} \text{início} = 1^{\text{o}}\text{pico da onda T} + \text{NU1} \\ \text{fim} = 1^{\text{o}}\text{pico da onda P} - \text{NU2} \end{cases}$$

$$\text{Janela U2} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico onda T}(i) + \text{NU1} \\ \text{fim} = \text{pico da onda P}(i) - \text{NU2} \end{cases}$$

$$\text{Janela C} = \begin{cases} \text{início} = 1^{\text{o}}\text{elemento do sinal} + \text{NU1} \\ 1^{\text{o}} \text{ pico da onda P} - \text{NU3} \end{cases}$$

$$\text{Janela D} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico onda T}(i) + \text{NU4} \\ \text{fim} = \text{pico da onda P}(i + 1) - \text{NU3} \end{cases}$$

No fim tal como no caso das deteções dos picos das ondas anteriores, são guardados em memória a localização e o valor do pico (correspondente ao máximo das ondas T, P e U).

### 3.2.2. Localização do Início/Fim das ondas e segmentos

Uma vez localizados os picos máximos das ondas para cada ciclo cardíaco, procede-se à localização temporal (início e fim) das ondas e segmentos igualmente para cada ciclo cardíaco, conforme abaixo descrito.

Para encontrar o início do segmento ST e o fim do segmento PR de um ciclo cardíaco, começa-se por identificar no sinal os pontos PJ e PQ desse ciclo e representados na figura 2.3 do capítulo 2. São então criadas duas janelas temporais: a janela PJ1 é determinada tendo em conta o pico da onda S e T de cada ciclo cardíaco e a janela PQ1 é igualmente determinada tendo em conta o pico da onda P e Q de cada ciclo cardíaco, conforme esquematicamente descrito em baixo:

$$\text{Janela PJ1} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico da onda S} \\ \text{fim} = \text{pico da onda T} \end{cases}$$
$$\text{Janela PQ2} = \begin{cases} \text{início} = \text{pico da onda P} \\ \text{fim} = \text{pico da onda Q} \end{cases}$$

Depois verifica-se o número de amostras em ambas as janelas. No caso dos pontos PJ divide-se o número de amostras da janela por uma variável ‘NPJ’, guardando o resultado em memória numa variável ‘s’, em que ‘s’ é a localização do ponto PJ no sinal de ECG. Enquanto para os pontos PQ divide-se o número de amostras da janela por uma variável ‘NPQ1’ e adiciona-se um valor de *offset* ‘NPQ2’, guardando o seu resultado em memória numa variável ‘b’. Se o valor contido na variável ‘b’ for maior que NPQ3 então está-se perante a localização do ponto PQ no sinal. O valor da amplitude dos pontos PJ e PQ deve ser igual ou próxima de zero.

#### Início e fim dos segmentos ST e PR:

A deteção do início do segmento ST e do fim do segmento PR retratados na figura 2.3 do capítulo 2 é muito semelhante ao da deteção dos pontos PJ e PQ, mas no caso da localização do início do segmento ST e do fim do segmento PR considera-se as variáveis NPR1, NPR2 e NPR3 para encontrar o fim do segmento PR e as variáveis NST1 e NST2 para encontrar o início do segmento ST.

Com os segmentos detetados dá-se lugar à procura do início e do fim das ondas T, P e Q. Sabendo de antemão a localização do início das ondas T (fim do segmento ST), do início

das ondas Q (fim do segmento PR) e do fim da onda P (início do segmento PR), como se pode observar na figura 2.3. Assim só é preciso localizar o fim das ondas T e Q e o início da onda P.

#### Início e fim das ondas P, Q e T:

Para localizar o fim de cada onda T foram consideradas duas situações. Na primeira situação existem mais ondas T do que ondas R, então procuram-se os picos mínimos dentro de uma janela temporal. Esta janela é criada tendo em conta os picos das ondas T e os pontos que se encontram depois do pico da onda T a NOT1 amostras de distância. Procura-se ainda por picos mínimos que estejam entre a última onda R e o fim do sinal.

Para encontrar o fim da onda Q procura-se em cada ciclo cardíaco do sinal de ECG um ponto que esteja entre o pico da onda Q e o pico da onda R e que contenha um valor de amplitude igual ao valor do início da onda Q. Este ponto será considerado como sendo o fim da onda Q.

Por fim na localização do início da onda P usa-se a mesma metodologia utilizada na deteção da onda Q, onde um ponto que se encontre antes do pico da onda P e a uma distância NOP1 e com um valor de amplitude igual ao valor de amplitude do fim da onda P é considerado o início dessa onda.

### **3.2.3. Duração das ondas, segmentos e intervalos**

Uma vez localizado o início e o fim das ondas (P,T e Q) e dos segmentos (PR e ST), passa-se ao cálculo da sua duração que pode ser obtida medindo a distância entre o seu início e seu o fim, isto é, aplicando a equação 3.1:

$$\text{Duração do evento} = |\text{Início\_evento} - \text{Fim\_evento}| \quad (3.5)$$

De seguida calcula-se a duração dos intervalos apresentados no ponto 2.2.2 do capítulo 2 sabendo de antemão a duração dos segmentos e das ondas.

A duração de um intervalo PP e RR depende exclusivamente da localização do pico máximo da onda P e R de cada ciclo cardíaco. Um intervalo RR mede a distância entre uma onda R de dois ciclos cardíacos consecutivos (Figura 3.1). De forma idêntica se calcula o intervalo PP (Figura 3.1).

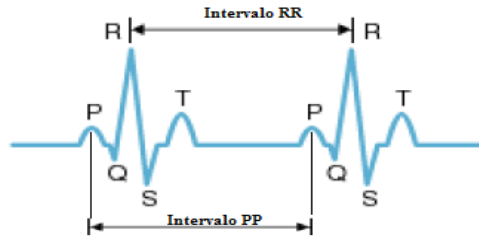


Figura 3.1: Representação de um intervalo PP e RR num sinal de ECG

A duração dos restantes intervalos (PR,ST e QT) pode ser calculada considerando o início e o fim dos eventos apresentados na tabela 3.1 e aplicando a equação 3.5, ou, através das seguintes equações:

$$\text{Duração\_int\_PR} = |\text{duração\_onda\_P} + \text{duração\_segmento\_PR}| \quad (3.6)$$

$$\text{Duração\_int\_ST} = |\text{duração\_onda\_T} + \text{duração\_segmento\_ST}| \quad (3.7)$$

$$\text{Duração\_int\_QT} = |\text{duração\_int\_QRS} + \text{duração\_int\_ST}| \quad (3.8)$$

Intervalos	Início	Fim
Intervalo ST	Início do segmento ST	Fim da onda T
Intervalo PR	Início da onda P	Fim do segmento PR
Intervalo QRS	Fim do intervalo PR	Início do intervalo ST
Intervalo QT	Fim do intervalo PR	Fim do intervalo ST

Tabela 3.1: Localização do início e do fim de cada intervalo

Por fim com o intervalo QT detetado em seguida o intervalo QT é corrigido executando a equação 2.1 do capítulo 2.

### 3.2.4. Cálculo da FC e FCM

O cálculo da frequência cardíaca (FC) de cada intervalo RR relativo a um ciclo cardíaco é dado pela equação 2.5 apresentada na seção 2.2.1 do capítulo 2. O cálculo da frequência cardíaca média (FCM) do sinal em estudo é dado pelas seguintes equações [16]:

$$FCM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (FC(i)) \quad (3.9)$$

Onde N representa o número de intervalos RR e FC a frequência cardíaca de cada ciclo cardíaco.

### **3.3. Identificação de patologias em ECG**

Obtidas as características relevantes do sinal, neste segundo algoritmo proposto pretende-se classificar os sinais de ECG por normais ou anormais. No caso dos sinais de ECG serem considerados anormais são identificadas as patologias associadas aos eventos do sinal. Assim o algoritmo mencionado em cima é composto por duas etapas: a análise do ECG e a classificação do ECG. Em baixo será descrito com maior detalhe cada uma das etapas mencionadas em cima.

#### **3.3.1. Análise do ECG**

O algoritmo de análise do ECG inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias é realizado em três fases: análise dos valores de amplitude e de duração dos eventos (ondas, segmentos e intervalos), análise dos valores da frequência cardíaca (FC) e a análise do ritmo cardíaco (RC). Em seguida serão descritas em detalhe as três fases referidas em cima.

A primeira fase do algoritmo de análise do ECG realiza a análise dos valores de amplitude e de duração das ondas, segmentos e intervalos têm como objetivo verificar se os valores dos eventos obtidos por aplicação do método proposto para a deteção de eventos estão de acordo com os critérios apresentados no ponto 2.2.3 em particular na tabela 2.1. Se estiverem de acordo está-se perante ondas, intervalos e segmentos que são classificados normais. Se os valores de um ou mais eventos não estiverem de acordo com os valores da tabela 2.1 são classificados de anormais, e o algoritmo apresenta as patologias associadas a esse evento específico as quais serão classificadas de acordo com a tabela 2.2.

Procede-se depois à análise dos valores da FC, que visa classificar os valores da FC de cada ciclo cardíaco do sinal como sendo normal ou anormal. Esta classificação é efetuada verificando se os valores da FC calculados pelo algoritmo anterior estão todos entre 60 e 100 bpm para que a FC seja classificada de normal. Se o valor da FC de um ou mais ciclo (s) cardíaco (s) do sinal não estiver entre 60 a 100 bpm significa que a essa FC está associada uma patologia a qual será classificada de acordo com as seguintes condições que se encontram na tabela 2.3.

$$\text{Patologia associada a FC} = \begin{cases} \text{Bradicardia Sinusal,} & \text{FC} < 60 \text{ bpm} \\ \text{Taquicardia Sinusal,} & 100 < \text{FC} < 120 \text{ bpm} \\ \text{Bloqueio Sinoatrial,} & \text{FC} < \left(\frac{\text{FCM}}{2}\right) \text{ bpm} \\ \text{Taquicardia Ventricular,} & 150 < \text{FC} < 250 \text{ bpm} \end{cases}$$

O algoritmo de análise dos valores da FC foi implementado tendo em consideração as condições apresentadas em cima e utilizando a sequência de lógica de passos apresentada na figura 3.2.

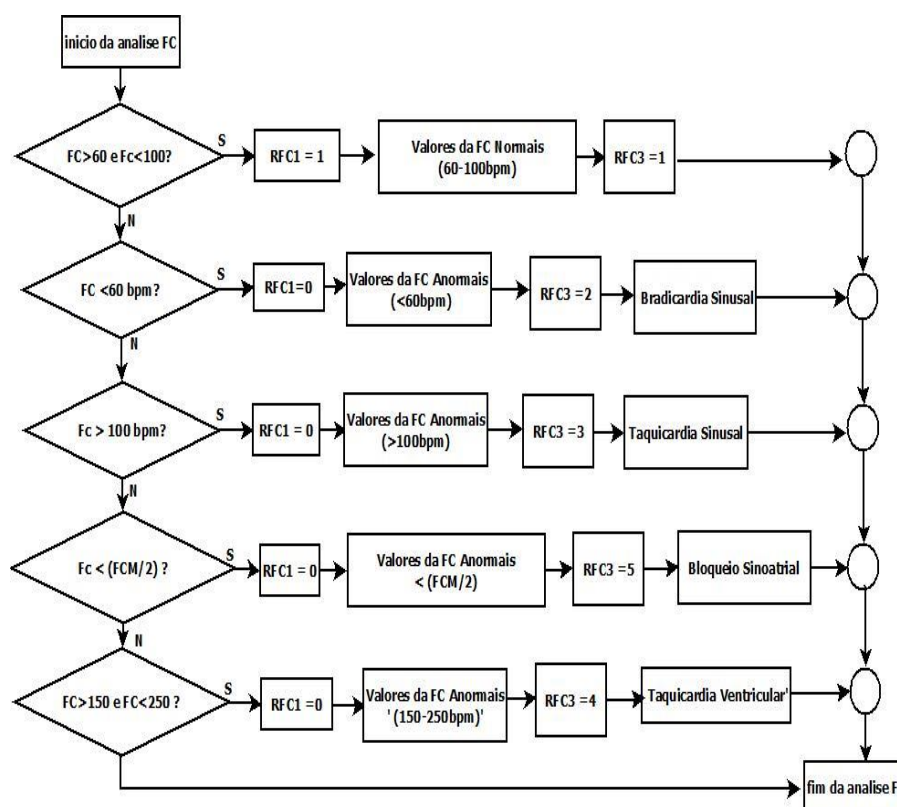


Figura 3.2: Fluxograma do algoritmo de estudo da Frequência cardíaca inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias

Por último realiza-se a análise do ritmo cardíaco (RC), onde é verificado se são respeitadas cada uma das condições apresentadas antes da tabela 2.4 no ponto referente ao ritmo cardíaco do capítulo 2 para que o RC seja considerado normal. Caso alguma das condições não seja satisfeita considera-se que o ritmo cardíaco é anormal (presença de arritmia). A figura 3.3 permite seguir a sequência de ações requeridas tendo em atenção as restrições expressas no capítulo 2.

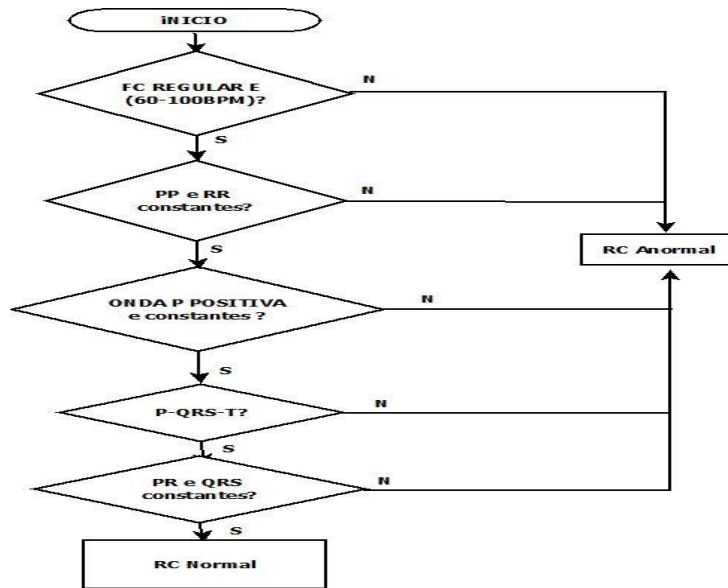


Figura 3.3: Fluxograma do algoritmo de estudo do Ritmo cardíaco inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias

### 3.3.2. Classificação do ECG

Concluída a análise do ECG efetuada no ponto anterior dá-se início à classificação do sinal ECG. Esta tem como objetivo verificar se cada uma das condições apresentadas antes da tabela 2.1 do capítulo 2 é respeitada considerando os resultados obtidos por cada tipo de análise efetuada anteriormente, o que faz com que o sinal ECG seja considerado normal ou considerado anormal. Caso o sinal de ECG seja anormal é apresentada uma tabela com as patologias associadas a cada evento considerado anormal. A figura 3.4 representa esquematicamente o que foi dito em cima.

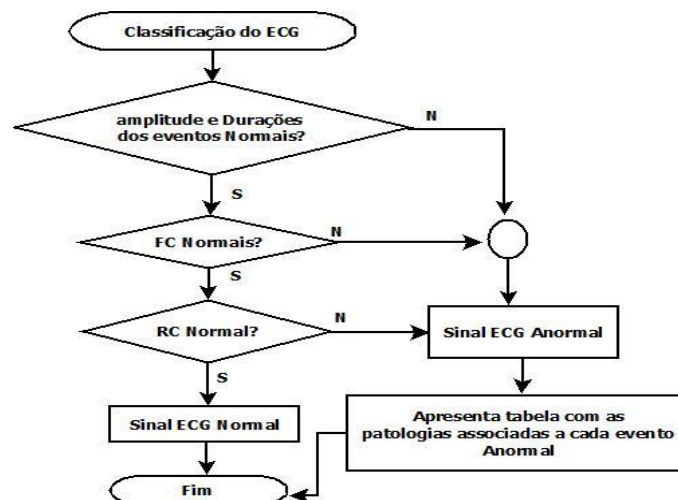


Figura 3.4: Fluxograma do algoritmo de classificação do ECG inserido na metodologia proposta para a deteção das anomalias

### 3.3.3. Algoritmo global

O algoritmo global para a detecção de eventos e identificação de patologias em sinais de ECG combina quatro componentes que se processam de formas distintas: aquisição do sinal, pré-processamento do sinal, detecção de eventos e identificação de patologia. A figura 3.5 sumaria os passos fundamentais do algoritmo global.

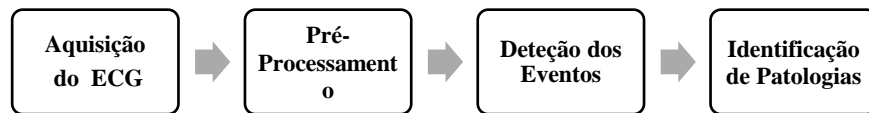


Figura 3.5: Processo representativo do algoritmo global

A detecção de eventos é feita pelo algoritmo proposto pela combinação de cinco etapas: localização dos picos máximos das ondas, localização do início e do fim das ondas, segmentos e intervalos, duração das ondas, segmentos e intervalos e ainda o cálculo da FC e FCM.

A identificação de patologias é realizada pelo algoritmo proposto através de 2 passos: a análise do ECG e a classificação do ECG.

Para que os objetivos propostos nesta dissertação sejam satisfeitos o encadeamento de processos do algoritmo global deve ser realizado pela ordem indicada, ou seja, no fim o algoritmo retorna um sinal ECG com os eventos localizados e assinalados e ainda apresenta o diagnóstico final que contém o resultado da análise do sinal de ECG em estudo.

A localização do pico das ondas para cada ciclo cardíaco do sinal de ECG é apresentado ao utilizador sob forma de círculos, em que cada círculo corresponde ao pico de uma onda e possui uma cor diferente para facilitar ao utilizar a sua identificação.

A duração dos segmentos, ondas e intervalos para cada ciclo cardíaco é apresentado sob forma de tabela.

### 3.4. Sistema de apoio ao utilizador

Após a criação do algoritmo proposto para a detecção de eventos e identificação de patologias em sinais de ECG e testada a sua performance em diversos sinais de ECG, foi desenvolvido um sistema de apoio ao utilizador. Este sistema é nada mais que uma interface gráfica criada em Matlab com o objetivo de facilitar ao utilizador a seleção do sinal de ECG e da frequência de amostragem, a aplicação do algoritmo proposto no sinal escolhido e a análise

e acompanhamento dos resultados obtidos. A implementação deste sistema será descrita com maior detalhe no capítulo 4.

### **3.5. Conclusão**

Neste capítulo foi apresentada a metodologia proposta para o processamento de sinais de ECG proveniente de qualquer tipo de base de dados. Esta metodologia é composta por dois algoritmos: o primeiro proporciona a localização de todos os eventos presentes num sinal de ECG que constitua entrada do algoritmo. O segundo algoritmo faz a comparação dos valores dos eventos automaticamente calculados com os valores clínicos tabelados tornando possível a identificação de eventuais anomalias. Estes dois algoritmos foram interligados num algoritmo global descrito na Figura 3.4 e integrados num sistema de apoio ao utilizador suportado pelo ambiente GUI do Matlab, o qual será explicado com maior detalhe no capítulo 4.

## **4. Implementação dos métodos propostos e análise dos resultados obtidos**

### **4.1. Introdução**

O algoritmo global da metodologia de identificação e classificação de patologias em sinais de ECG proposto e os algoritmos relativos aos métodos selecionados da literatura foram implementados em ambiente Matlab e testados em sinais de ECG retirados de bases de dados *online* públicas. A origem dos sinais de ECG utilizados neste trabalho e a sua forma de aquisição são explicados neste capítulo nas secções 4.2. Nesta secção descreve-se também a criação de um sinal de ECG simulado o qual foi usado para testar o algoritmo global proposto.

Na secção 4.3 descrevem-se os testes realizados aos algoritmos dos métodos da literatura, considerando valores de parametrização definidos pelo autor e valores de parametrização introduzidos manualmente pelo utilizador por forma a escolher os valores de parametrização que melhores resultados apresentavam.

Depois apresentam-se na secção 4.4 os resultados obtidos com o método de deteção de eventos e identificação de patologias proposto, considerando os valores de parametrização definidos pelo autor, por forma a escolher valores de parametrização ideais e comuns a todos os sinais de ECG em estudo.

Por fim realiza-se na secção 4.7 a descrição da interface desenvolvida e a sequência de operações que o utilizador tem de realizar para testar a interface.

### **4.2. Sinais de ECG utilizados para teste**

Para teste e validação do desempenho dos algoritmos dos métodos já existentes e do método proposto foram utilizadas três origens de sinais de ECG: sinais de ECG armazenados numa base de dados pública *SIGNAL\_DATA\_FILES* [27], sinais de ECG armazenados em bases de dados do *site* público internacional *Physionet* [28] e por fim um sinal ECG gerado em Matlab com base nos parâmetros da tabela 2.1 integrantes de um ECG normal.

Em seguida na subsecção 4.1.1 é descrito de forma sucinta a base de dados pública e o *site* público em cima referido, e logo após, são apresentadas as bases de dados que irão ser utilizadas nesta tese, e as razões que levaram à sua escolha.

Na subsecção 4.1.2 é descrito passo a passo o procedimento usado na simulação do sinal de ECG referido anteriormente.

Na última subsecção (4.1.3) é apresentado detalhadamente um conjunto de etapas que permitem obter os sinais de ECG a partir de um ficheiro para qualquer que seja a origem do ECG.

#### **4.2.1. Sinais das Bases de Dados**

Durante uma vasta pesquisa na literatura por bancos de dados que contivessem sinais de ECG foram encontrados os seguintes bancos de dados: *SIGNAL\_DATA\_FILES* [27] e o *site Physionet* [28], que contêm dezenas de registros de eletrocardiogramas reais, que serão descritos de forma resumida em seguida. Cada um dos registros de ECG pode ser composto por três arquivos: o arquivo de cabeçalho (.hea) e o arquivo de informação (.info) que contém informações sobre o sinal e o arquivo de dados (.mat) composto por vários sinais que representam cada uma das derivações já descritas no ponto 2.1.1 do capítulo 2.

A base de dados *SIGNAL\_DATA\_FILES* [27] foi criada por Rangaraj M. Rangayyan professor da universidade da *Calgary* no Canada [27], e contém 64 sinais de ECG de diferentes tipos.

O *site* internacional *Physionet* é um serviço público da *Resource Physionet* e financiado pelo *National Institute of Health (NIH)*, Instituto Nacional de Imagem Biomédica e Bioengenharia (NIBIB) e o Instituto Nacional de Ciências Médicas Gerais (NIGMS), que disponibiliza um conjunto de mais de 40.000 registros organizados em 60 bases de dados de ECG [28]. Das inúmeras bases de dados que compõem este banco de dados foram consideradas as seguintes: MITBIH-DB [30], PTB-DB [31] e a SPICT-DB [32]. Para maiores detalhes sobre as quatro bases de dados recomenda-se a consulta do anexo B.

Inicialmente foram consideradas cinco bases de dados: a *aamidb* [29], MITBIH-DB [30], PTB-DB [31] e a SPICT-DB [32]. Após uma análise aprofundada destas bases de dados foram escolhidas apenas as três acima identificadas por possuírem sinais de ECG com vários tipos de patologias e que continham um ficheiro extra com informações sobre os pacientes (em termos de patologias), permitindo assim certificar os resultados obtidos automaticamente. As bases de dados *SIGNAL\_DATA\_FILES* [27] e *aamidb* [29] (*Physionet*)

foram rejeitadas pois não possuíam este tipo de informação, limitando assim a validação dos resultados obtidos.

Assim no total foram selecionados trinta e cinco sinais de ECG distribuídos por três bases de dados. As três bases de dados estão sumariadas na tabela 4.1, onde ainda é possível visualizar o número de sinais de ECG contido em cada uma das bases de dados, o número de sinais de ECG selecionados, o valor da FS, o número total de derivações contidos em cada arquivo dos sinais de ECG e número de derivações consideradas:

Sinais de ECG	Nº total de sinais	Nº sinais selecionados	Fs (Hz)	Nº total de derivações	Derivações consideradas
MITBIH-DB	48	16	1000	2	MLLII,V2
PTB-DB	559	17	360	15	DI
SPICT-DB	75	2	257	12	DI

**Tabela 4.1: Valor da frequência de amostragem (Fs) atribuído aos sinais de ECG de cada uma das bases de dados e ao sinal simulado**

Nas tabelas 4.2 a 4.4 é possível visualizar os sinais de ECG selecionados para cada uma das três bases de dados da tabela 4.1, o tipo de caracterização sintética descrita para cada deles. Chama-se a atenção para o fato de apesar de alguns sinais de ECG serem caracterizados por ‘Ritmo normal’ não significa que não haja uma patologia associada ao sinal.

Numero	Sinal ECG	Caraterização
1	I04m	Infarto do miocárdio agudo
2	I07m	Ataque isquémico transiente

**Tabela 4.2: Caracterização clínica de 2 sinais ECG pertencentes SPICT-DB [22]**

Numero	Sinal ECG	Caraterização
1	103m	Ritmo normal
2	106m	Bigeminismo ventricular, trigeminismo ventricular, taquicardia ventricular
3	111m	Bloqueio AV de primeiro grau
4	113m	Batimento prematuro atrial, arritmia sinusal
5	114m	Taquicardia Supraventricular
6	115m	Ritmo normal
7	116m	Ritmo normal
8	117m	Bradicardia
9	122m	Ritmo normal
10	123m	Bradicardia
11	202m	Fibrilação atrial, flutter atrial

12	209m	Taquicardia Supraventricular
13	212m	Bloqueio sinoatrial do segundo grau, Bigeminismo ventricular
14	215m	Taquicardia ventricular
15	220m	Taquicardia Supraventricular
16	231m	Bloqueio AV 2º grau Mobitz II, bloqueio de ramo direito

Tabela 4.3: Caracterização sintética dos sinais ECG pertencentes a MITBIH-DB [30].

Numero	Sinal ECG	Caraterização/Diagnostico
1	s0028lrem	Infarto do miocárdio
2	s0035_rem	Infarto do miocárdio
3	s0067lrem	Infarto do miocárdio
4	s0043lrem	Infarto do miocárdio
9	s0076lrem	Infarto do miocárdio
5	s0059lrem	Infarto do miocárdio
6	s0073lrem	Infarto do miocárdio
7	s0097lrem	Infarto do miocárdio
8	s0083lrem	Infarto do miocárdio
10	s0111lrem	Infarto do miocárdio
11	s0178lrem	Infarto do miocárdio
12	s0190lrem	Infarto do miocárdio
13	s0226lrem	Infarto do miocárdio
14	s0362lrem	Infarto do miocárdio
15	s0339lrem	Infarto do miocárdio
16	s0367lrem	Infarto do miocárdio
17	s0461_rem	Rotina

Tabela 4.4: Caracterização clínica de 17 sinais ECG pertencentes a PTB-DD [31]

#### 4.2.2. Sinal de ECG simulado em Matlab

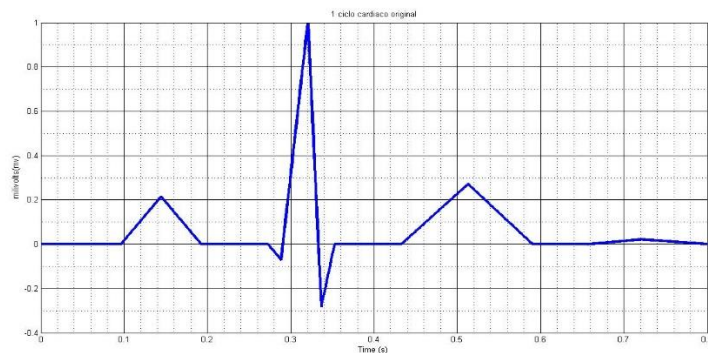
Devido à dificuldade em encontrar um sinal ECG sem patologias nas bases de dados consideradas nesta tese e, pretendendo averiguar-se se a metodologia proposta se adequava à análise de sinais de ECG sem patologia, foi gerado computacionalmente em Matlab um sinal de ECG considerado normal de acordo com as condições da tabela 2.1 e com as condições normais da frequência cardíaca e do ritmo cardíaco (secção 2.2.2 do capítulo 2). O algoritmo desenvolvido é composto por quatro etapas:

1. Estabelecimento dos valores para os parâmetros NAC (número de amostras do sinal) e dc (duração do ciclo cardíaco);
2. Geração de um sinal de ECG com 1 ciclo cardíaco considerando os parâmetros NAC definidos na etapa 1;

3. Estabelecimento de valor para o parâmetro NCS (número de ciclos cardíacos do sinal de ECG) e cálculo dos valores dos restantes parâmetros NAS (número de amostras do sinal de ECG), ds (duração do sinal de ECG) e Fs (frequência de amostragem do sinal de ECG);
4. Geração de um sinal de ECG com NCS ciclos cardíacos, com uma duração ds e uma frequência de amostragem Fs considerando o ciclo cardíaco conforme gerado na etapa 2 e os parâmetros calculados na etapa 3.

Em média um sinal de ECG normal apresenta um ciclo cardíaco com a duração de 0,8 segundos e verifica-se que o número de amostras de um ciclo cardíaco nos sinais das bases de dados é em média 600 amostras; Assim definiu-se  $NAC = 600$  e  $dc = 0.8s$ .

Recorrendo à função do Matlab **ecg (L)**, onde L é o número de amostras do sinal de ECG a gerar, gera-se um ciclo cardíaco executando **ciclo sim = ecg (NAC)**. A figura 4.1 representa um ciclo cardíaco do sinal simulado de ECG.



**Figura 4.1: Sinal de um ciclo cardíaco de sinal simulado de ECG**

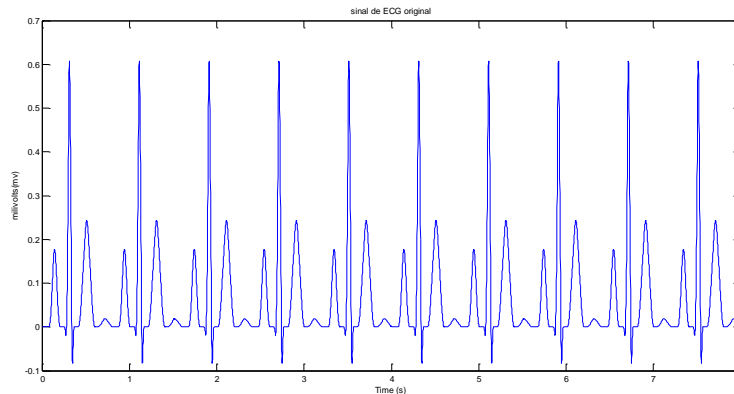
O sinal é filtrado recorrendo a **ciclo\_filt**. Pretendendo gerar um sinal de ECG com NCS ciclos cardíacos, com NAS amostras do sinal, com uma duração ds e uma frequência de amostragem (Fs), os valores das variáveis ds, NAS e FS podem ser obtidos pelas equações 4.1 a 4.3.

$$ds = NCS * dc \quad (4.1)$$

$$NAS = NCS * NAC \quad (4.2)$$

$$Fs = \frac{NAS}{ds} \quad (4.3)$$

Aplicando a função do *Matlab* `repmat(xx,n,1)`, em que **xx** representa o sinal gerado para um ciclo cardíaco apenas, e **n** representa o número de repetições do sinal **xx**, ou seja **NCS** ciclos cardíacos, **caso se pretenda que NCS=10 poderá obter-se a** simulação de um sinal de ECG normal com 10 ciclos cardíacos e 8 segundos de duração conforme o representado na figura 4.2.



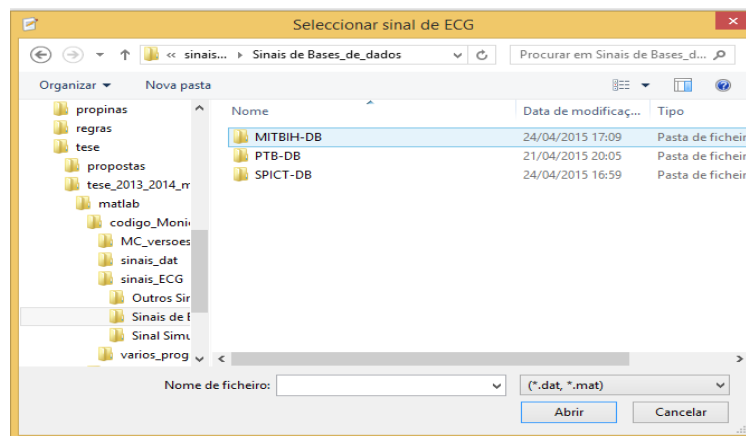
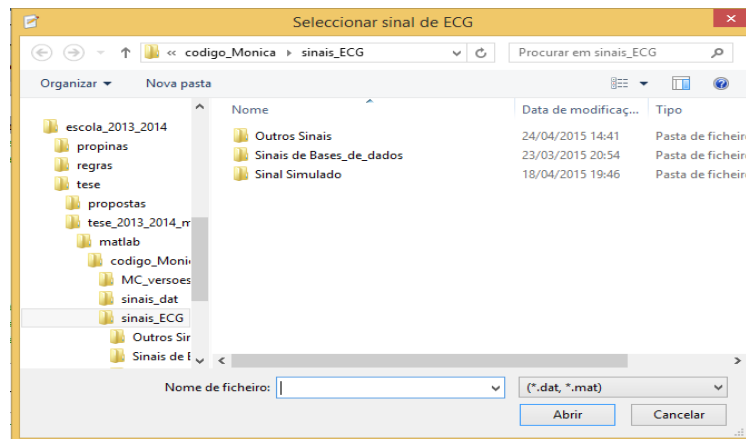
**Figura 4.2: Sinal de ECG com 10 ciclos cardíacos e 8 segundos**

### 4.2.3. Aquisição dos sinais de ECG

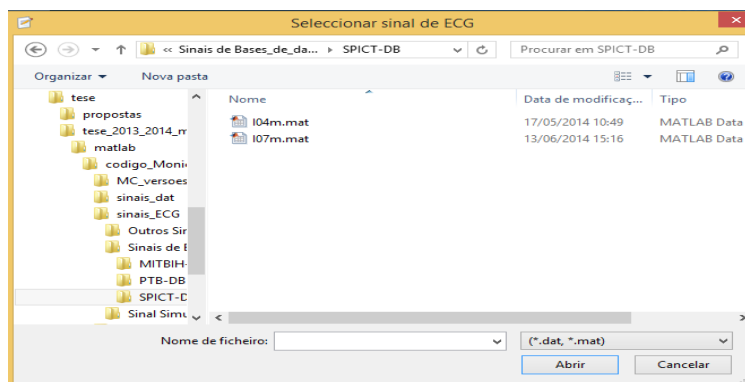
O procedimento utilizado para obter os sinais de ECG de forma a testar e validar os métodos é composto pelos seguintes passos:

1. Ao correr o ficheiro **codigo\_principal\_V13.m** abre-se a janela exemplificada na figura 4.3 (à esquerda). De seguida é pedido ao utilizador que selecione um de três tipos de origem do ECG. Foram considerados três origens de sinais de ECG: ‘Outros Sinais’, ‘Sinais de Bases\_de\_dados’ e ‘Sinal Simulado’. A designação ‘Outros Sinais’ permite ao utilizador a leitura de um sinal de ECG cuja origem não se inclua nas outras designações; o utilizador apenas terá de ter o cuidado de colocar o sinal a analisar na pasta criada para suportar esta opção. Caso o utilizador selecione ‘Sinais de Bases\_de\_dados’, é aberta uma segunda janela e pedido ao utilizador que escolha uma das três bases de dados, MITBIH-DB [31], PTB-DB [32] e SPICT-DB [33] numeradas de 1 a 3 respetivamente como mostra a figura 4.3 (à direita);
2. Uma vez selecionada a origem do ECG no passo 1 é pedido ao utilizador que carregue o ficheiro do sinal de ECG pretendido de forma a analisa-lo, conforme exemplificado na figura 4.4;

3. Leitura para o ambiente do Matlab do ficheiro ‘.mat’ ou ‘.dat’ selecionado no passo 2;
4. Por último é pedido ao utilizador que atribua uma frequência de amostragem ( $F_s$ ) ao sinal de ECG escolhido no passo 2. Essa atribuição é feita através da introdução do valor da  $F_s$  na linha de comandos do Matlab.



**Figura 4.3: Janela de seleção da origem do sinal de ECG (em cima) e Janela de seleção do sinal de ECG de uma de três bases de dados (em baixo)**



**Figura 4.4: Visualização da janela de carregamento do ficheiro de um sinal de ECG da base de dados SPICIT-DB dada como exemplo**

### 4.3. Detecção de eventos e Identificação de patologias, usando métodos da literatura

#### 4.3.1. Método de Willian Magalhães:

Como foi mencionado no capítulo 2, o método de Willian Magalhães é um dos possíveis métodos de detecção de eventos e identificação de patologias. Para exemplificar os resultados obtidos por este método considerou-se o sinal de ECG s0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB, e ilustrado na figura 4.5.

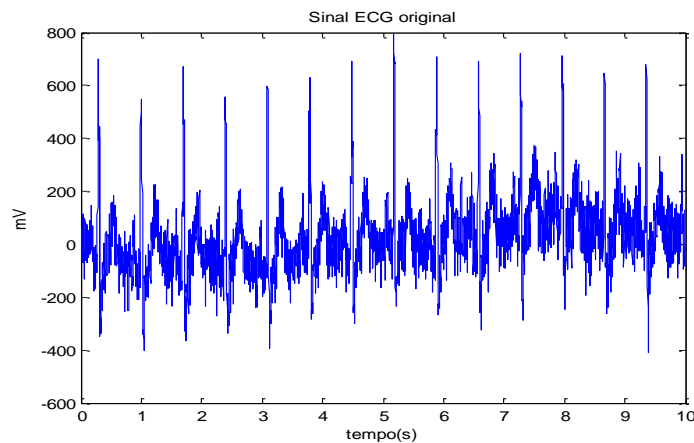


Figura 4.5: Sinal de ECG S0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB

O primeiro passo requerido por este método corresponde ao pré-processamento do sinal. Assim, primeiro cancela-se a componente DC do sinal e depois normaliza-se para que possua uma amplitude máxima de 1mV. O resultado obtido é o sinal mostrado na figura 4.6.

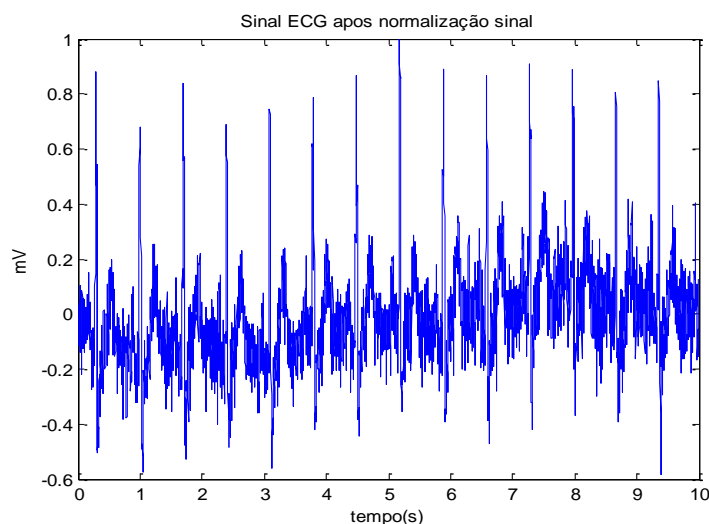


Figura 4.6: Sinal da figura 4.5 após o cancelamento da componente DC e normalização

Em seguida usa-se a função do Matlab *smooth* que devolve um sinal filtrado. Depois remove-se a linha de base aplicando a equação 2.6 que subtrai o sinal original ao sinal filtrado anteriormente. A figura 4.7 apresenta o sinal depois de deslocada a linha de base.

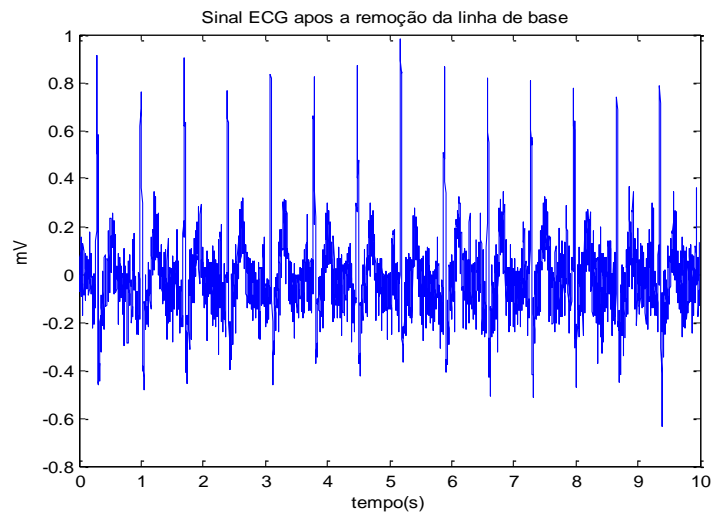


Figura 4.7: Sinal da figura 4.6 após deslocamento da linha de base do sinal normalizado

É realizada então a decomposição do sinal, utilizando a função *wavedec* e a recomposição deste sinal utilizando a função *appcoef* ao nível, ou níveis, que serão utilizados na análise. Esta etapa é importante, pois é através do sinal decomposto que será feita a procura dos pontos de máximo que representam a onda R como pode ser observado na figura 4.8.

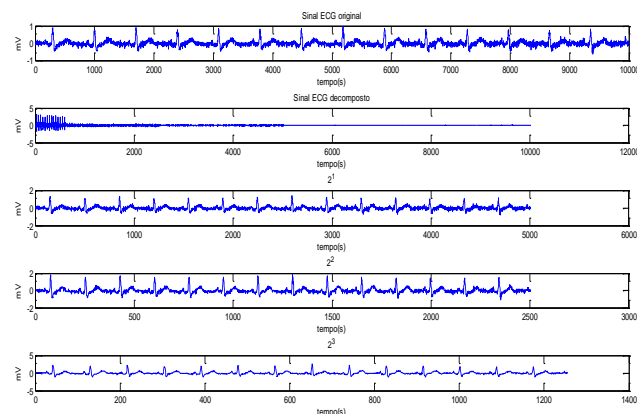


Figura 4.8: Sinal de ECG da figura 4.7 (topo) seguido do sinal decomposto pelo *wavedec* e abaixo os sinais dos coeficientes de aproximação das escalas  $2^1$ ,  $2^2$  e  $2^3$  respetivamente.

Antes de utilizar o algoritmo de deteção dos picos das ondas P-QRS-T (descrito no capítulo 2) é preciso definir as variáveis *mm1*, *nr0*, *nr1* e *nr2*, *ns1*, *ns2*, *nq1*, *nq2*, *np1*, *np2*,

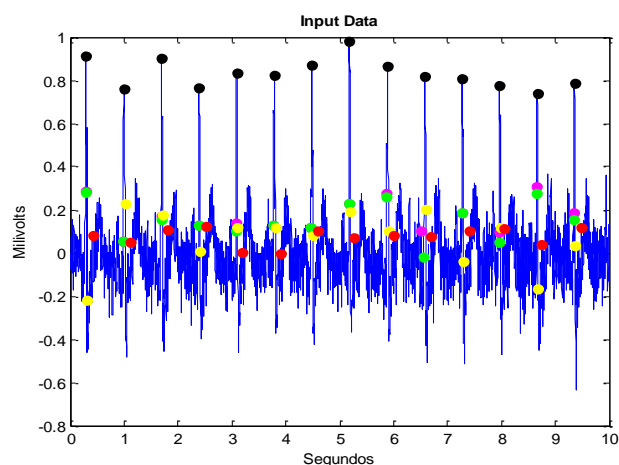
nst1 e nt2. Depois calcula-se o valor de threshold ‘thres’ e realiza-se a localização dos pontos máximos no sinal decomposto pela DWT da escala  $2^2$  seguida da localização das ondas R no sinal original, considerando as variáveis mm1, nr0, nr1 e nr2 e o valor de threshold ‘thres’. Completa a localização das ondas R, o próximo passo é a localização das ondas P, Q, S e T que representam os mínimos e máximos locais antes e após o complexo QRS, tendo em conta as restantes variáveis ns1, ns2, nq1, nq2, np1, np2, nst1 e nt2. Inicialmente foram atribuídas a estas variáveis os valores definidos pelo autor conforme reportados na tabela 4.5.

	mm1	nr0	nr1	nr2	ns1	ns2	nq1	nq2	np1	np2	nt1	nt2
<b>Valor</b>	0.5	10	20	20	1	20	15	5	70	15	25	130

**Tabela 4.5:** Valor das variáveis mm1,nr0,nr1,nr2,nq1,nq2,ns1,ns2,np1,np2,nt1e nt2 estipulados pelo autor do método de Willian Magalhães para localização das ondas P-QRS-T

Quando aplicados os valores dos parâmetros da tabela 4.5 ao sinal de EGG da figura 4.7 obtém-se a identificação das ondas conforme representada na figura 4.9.

Ao aplicar o método de Willian Magalhães aos 36 sinais de ECG (35 sinais de ECG das bases de dados mais 1 sinal ECG simulado) usando a parametrização proposta pelo autor obtiveram-se os valores de desempenho descritos na tabela 4.6 onde se classifica por ‘bem detetados’ os sinais em que todos os picos máximos de cada onda foram identificados nas localizações corretas. Classifica-se como ‘mal detetados’ os sinais em que se verificou pelo menos um pico máximo de onda numa das seguintes situações: não detetado, localizado no instante temporal errado, ou, identificado como pico apesar de não existir no sinal original.



**Figura 4.9:** Sinal da figura 4.7 com ondas R bem detetadas, ondas Q,S e T detetadas precocemente e ondas P detetadas tardiamente.

Sinais de ECG	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	4/17	13/17
MITBIH-DB	6/16	10/16
SPICT-DB	0/2	2/2
Simulado	0/1	1/1
Total	10/36 28%	26/36 72%

**Tabela 4.6: Performance do método Willian Magalhães usando a parametrização sugerida pelo autor**

Como era esperado, no caso da parametrização sugerida pelo autor (tabela 4.5) a aplicação do método a outros sinais que não os que o autor utilizou, não produziu resultados satisfatórios. Conforme se verifica na tabela 4.6 o melhor resultado foi obtido com os sinais da base de dados MITBIH-DB [31] (BD2) em que apenas foram localizadas com sucesso seis das 16 ondas contidas nos sinais. O pior resultado foi obtido para os sinais da base de dados SPICT-DB, onde nenhuma onda foi bem detetada.

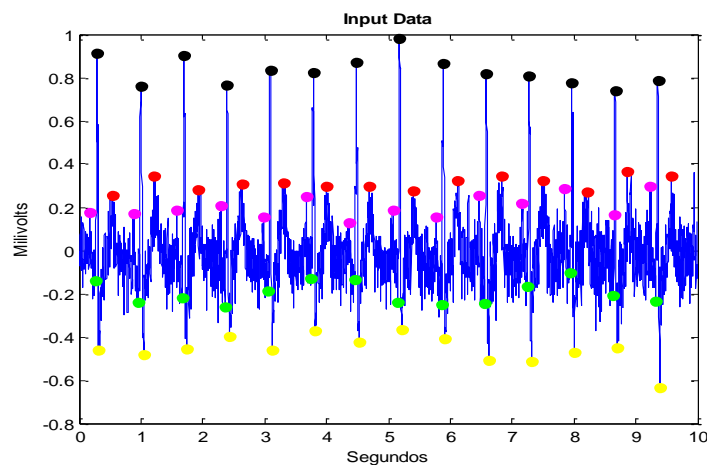
Foram então introduzidos manualmente valores para as variáveis mm1, nr0, nr1, nr2, nq1, nq2, ns1, ns2, np1, np2, nt1 e nt2. Através de tentativa e erro, em busca de valores que produzissem melhores resultados para cada um dos 36 sinais de ECG. Obtiveram-se parametrizações das referidas variáveis conforme expresso na tabela 4.7.

Sinais/var	nm1	nr0	nr1	nr2	nq1	nq2	ns1	ns2	np1	np2	nt1	nt2
s0059lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	70	160	60	70	260
s0028lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	50	120	50	150	280
s0035_rem	0,5	10	20	20	35	5	1	50	150	20	50	250
s0067lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	20	20	250
s0043lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	250	50	20	350
s0076lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	50	150	60	60	350
s0073lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	20	20	250
s0097lrem	0,8	10	20	20	35	5	1	30	80	20	20	140
s0083lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	20	20	270
s0111lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	250	50	20	250
s0178lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	20	20	250
s0190lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	180	50	100	215
s0226lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	50	60	250
s0367lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	20	20	250
s0339lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	50	50	150
s0362lrem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	50	50	250
s0461_rem	0,5	10	20	20	35	5	1	30	150	50	50	250
103m	0,5	10	10	10	35	5	1	70	150	50	50	150

106m	0,5	10	50	10	35	5	1	10	80	20	20	150
111m	0,6	10	20	20	35	5	1	20	150	50	20	150
113m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	150	50	50	150
114m	0,8	10	25	10	35	5	10	10	150	30	20	150
115m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	100
116m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	20	20	20	150
117m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	100
122m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	150
123m	0,5	10	20	20	35	5	1	20	80	20	20	150
202m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	80
209m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	150
212m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	70	20	20	150
215m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	35	35	20	150
220m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	80
231m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	50	150
I04m	0,5	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	80
I07m	0,73	10	20	20	15	5	1	20	80	20	20	80
Simulado	0,5	10	20	20	35	5	1	50	160	60	70	260

**Tabela 4.7:** Valor das variáveis  $mm1$ ,  $nr0$ ,  $nr1$ ,  $nr2$ ,  $nq1$ ,  $nq2$ ,  $ns1$ ,  $ns2$ ,  $np1$ ,  $np2$ ,  $nt1$  e  $nt2$  específicos para cada para um dos 36 sinais testados na localização das ondas P-QRS-T pelo método de Willian Magalhães

A figura 4.10 retrata o sinal de EGG da figura 4.7 na qual estão identificadas as ondas com base nos valores dos parâmetros da tabela 4.7. Verifica-se que seguindo a parametrização da tabela 4.7 se conseguem identificar praticamente todas as ondas, contrariamente ao resultado obtido na figura 4.9 onde se utilizaram os valores dos parâmetros sugeridos pelo autor do método.



**Figura 4.10:** Sinal da figura 4.5 onde existe uma onda P que não foi detetada.

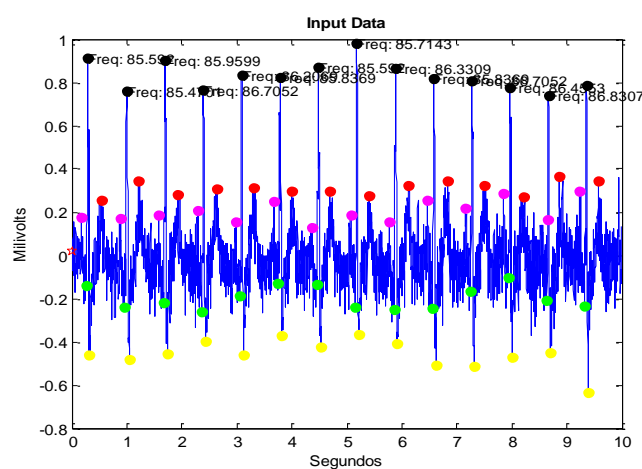
A tabela 4.8 resumia os resultados obtidos da aplicação do método do Willian Magalhães aos 35 sinais de ECG usando a parametrização da tabela 4.7 quanto à classificação ‘bem detetado’ e ‘mal detetado’ (explicação expressa antes da tabela 4.6).

Sinais de ECG	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	6/17	11/17
MITBIH-DB	10/16	6/16
SPICT-DB	0/2	2/2
Simulado	1/1	0/1
Total	17/36 47%	19/36 53%

**Tabela 4.8: Performance do método do Willian Magalhães considerado as parametrizações definidas na tabela 4.7**

Comparando os resultados das tabelas 4.6 e 4.8 verifica-se que o desempenho do método melhorou quando os valores dos parâmetros são escolhidos de acordo com a especificidade do sinal. Pode-se também concluir-se que este método funciona melhor para os sinais da base de dados MITBIH-DB.

Por último é realizado o cálculo das frequências locais de cada batimento e a averiguação de possíveis cardiopatias ou arritmias. Quando na presença de algum tipo de arritmia ou cardiopatia, esta será representada por uma estrela vermelha logo acima do ponto onde apresenta uma frequência alterada. A figura 4.11 representa um sinal da SPICT-DB de um paciente com uma frequência cardíaca entre 60 a 100 batimentos por minuto, considerado normal por isso não possui nenhuma estrela vermelha.



**Figura 4.11: Sinal da figura 4.5 com localização de todas as ondas e indicação das frequências em cada batimento.**

### 4.3.2. Método de Faruk Uysal:

O método de Faruk Uysal permite a detecção do complexo QRS. Requer aplicação de um pré-processamento ao sinal composto por uma série de filtros (passa-alto e passa-baixo) e operadores que realizam derivação, quadratura e integração (anexo D) antes de iniciar a procura dos pontos QRS. Para exemplificar os resultados obtidos por este método considerou-se, tal como no método anterior, o sinal de ECG s0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB, e ilustrado na figura 4.12.

Após cancelamento da componente DC seguida de normalização, o sinal da figura 4.12 é transformado no sinal da figura 4.13.

A este sinal normalizado é então aplicado um filtro passa-baixo e depois um filtro passa-alto. Para tal, calculam-se previamente os coeficientes da função de transferência para cada filtro, a respetiva conversão em resposta impulsional e finalmente a convolução de cada uma dessas respostas impulsionalis com o sinal normalizado. Os resultados da filtragem passa-baixo e passa-alto estão representados na figura 4.14 (imagem de cima e de baixo respetivamente).

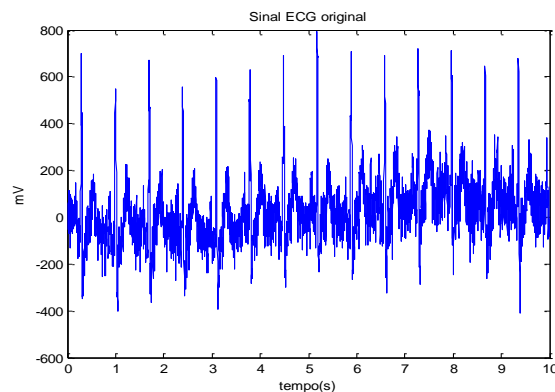


Figura 4.12: Sinais de ECG S0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB

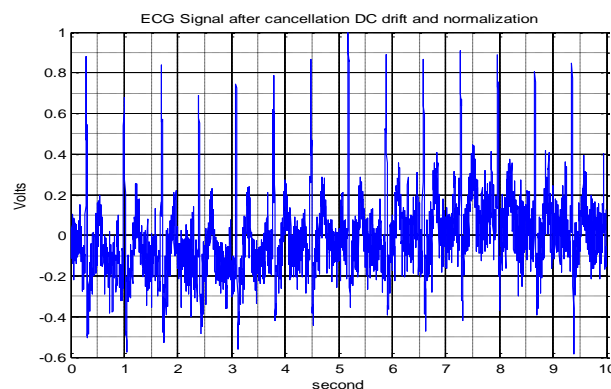
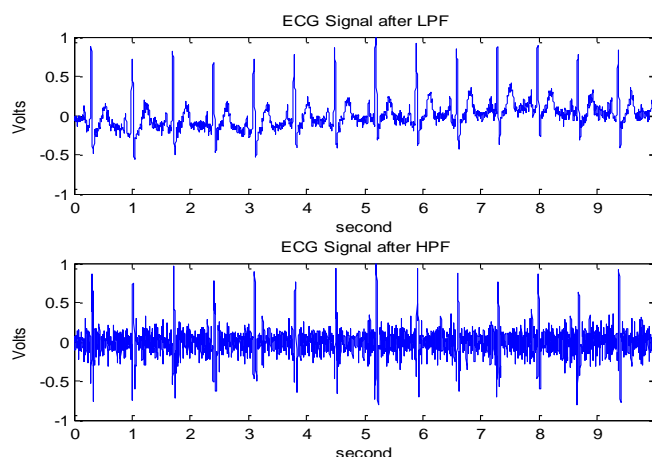


Figura 4.13: Sinal da figura 4.12 depois do cancelamento da componente DC e normalização

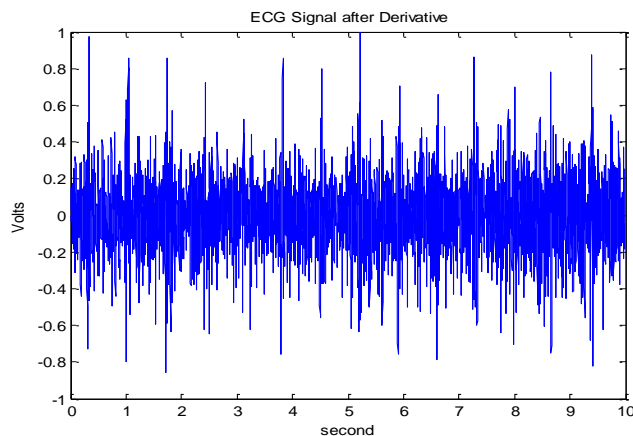
O bloco seguinte deste algoritmo corresponde à aplicação de um filtro derivativo. Mais uma vez há que definir a resposta impulsional, e convoluir esta com o sinal filtrado pelo filtro passa-baixo e passa-alto (sinal da figura 4.14 em baixo), sendo o resultado da convolução normalizado e dando origem a sinais do tipo do representado na figura 4.15.

Calcula-se o quadrado do sinal e normalizam-se os valores resultantes, obtendo-se um sinal como o representado na figura 4.16.

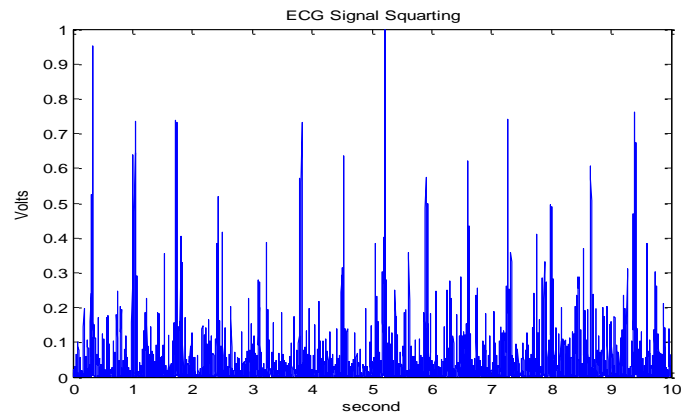
Procede-se então à integração do sinal, feita em segmentos do sinal, segmentos estes determinados por janelas que se vão deslizando ao longo do sinal. Este algoritmo considera uma janela de 31 pontos e o deslocamento da janela é feito com um passo de 15 pontos, ou seja, a janela vai sempre considerando uma sobreposição de 50% do sinal. Obtém-se então o sinal representado na figura 4.17.



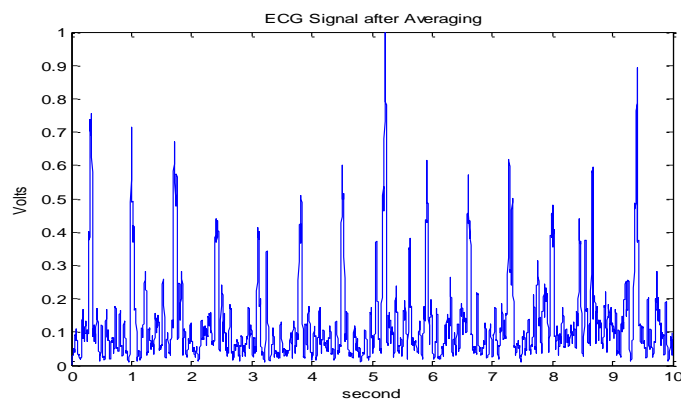
**Figura 4.14:** Sinal da figura 4.13 depois da filtragem passo-baixo (em cima) seguida da filtragem passo-alto (em baixo)



**Figura 4.15:** Sinal da figura 4.12 em baixo depois de passar pelo operador derivação



**Figura 4.16:** Sinal da figura 4.15 após quadrado e normalizado



**Figura 4.17:** Sinal da figura 4.16 após integração do sinal

Posto isto é calculado o valor de *threshold* que servirá para a identificação dos picos. Este *threshold* é calculado para cada janela considerando o produto do valor médio pelo valor máximo do sinal nesse intervalo. As localizações dos pontos em que o valor do *threshold* é ultrapassado são calculadas, identificando-se assim os picos Q, R e S contidos nos sinais, como mostrado na figura 4.18.

Ao observar da figura 4.18 verifica-se que existem picos QRS localizados erradamente para a além de que são detetados picos a mais.

Fazendo uma análise global da aplicação deste método aos 35 sinais de ECG das bases de dados e ao sinal simulado verificou-se a existência de sinais classificados como ‘bem detetados’ e ‘mal detetados’ (explicação expressa na tabela 4.6). Como tal foi elaborada a tabela 4.9 que ilustra a proporção de sinais bem detetados e mal detetados tanto para cada uma base de dados consideradas como para o sinal simulado, e o número total de sinais que satisfazem cada uma das situações acima especificada.

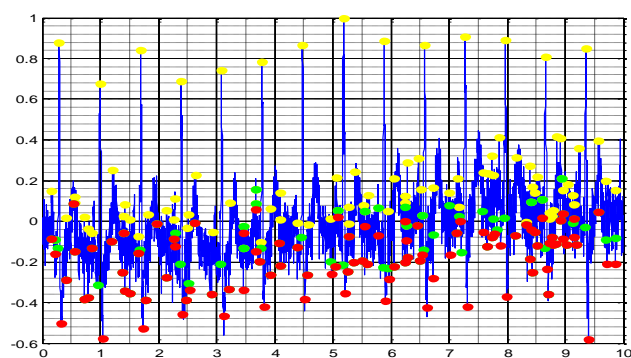


Figura 4.18: Sinal da figura 4.12 com identificação das ondas Q (bola verde), ondas R (bola amarela) e ondas S (bolas vermelhas) recorrendo ao método de Faruk Uysal

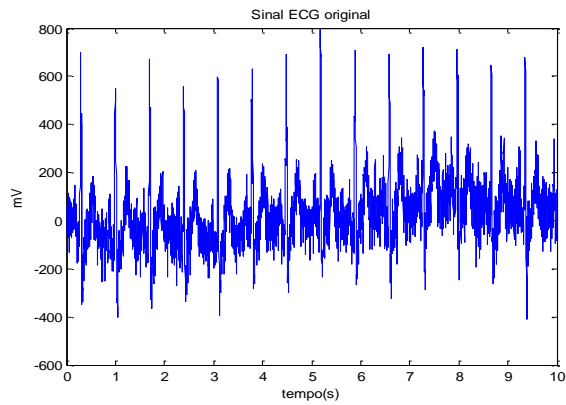
Sinais de ECG/ Método	Ondas bem detetadas	Ondas mal detetadas
PTB-DD	5/17	12/17
MITBIH-DB	12/16	4/16
SPIC-T-DB	2/2	0/2
Simulado	1/1	0/2
Total	20/36 56%	16/36 44%

Tabela 4.9: Desempenho do método de Faruk Uysal quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo

Ao analisar a tabela conclui-se que para os sinais da base de dados SPIC-T-DB a deteção do complexo QRS foi realizada com sucesso em todos os sinais, não existindo a situação de ondas mal detetadas. O método produziu piores resultados nos sinais da base de dados PTB-DB, pois apenas conseguiu detetar o complexo QRS com sucesso em 5 dos 17 sinais de ECG. No geral o método funciona corretamente somente para 20 dos 36 sinais ECG em estudo.

#### 4.3.3. Método do Matlab:

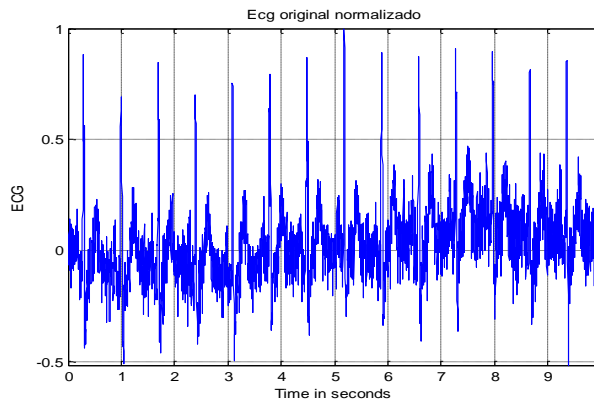
É referido no capítulo 2 seção 2.3.2.3, que um dos métodos de deteção do complexo QRS da literatura é a análise de picos em ECG existente na secção de processamento de sinais do centro de documentação *online* do Matlab versão R2014b [18]. Este algoritmo segue os passos ilustrados na figura 2.6 e a sua exemplificação será descrita em seguida considerando o sinal de ECG s0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB, e ilustrado na figura 4.19.



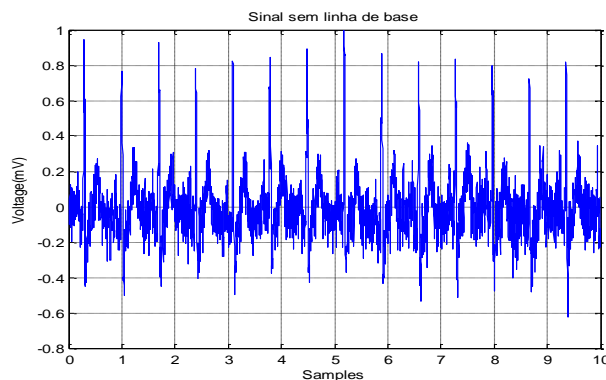
**Figura 4.19:** Sinal de ECG S0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB

Primeiro normaliza-se o sinal executando a equação 2.5 que estabelece como amplitude máxima 1mV. A figura 4.20 apresenta o sinal de ECG acima após a sua normalização.

A fim de deslocar a linha de base do sinal da figura 4.19, adiciona-se um polinômio de grau  $N=8$  ao sinal. A figura 4.21 representa o sinal depois de efetuada o deslocamento da linha de base.



**Figura 4.20:** Sinal da figura 4.19 depois da normalização



**Figura 4.21:** Sinal da figura 4.20 após o deslocamento da linha de base

Este algoritmo requer parametrização de variáveis para localizar as ondas R, S e Q do complexo QRS. Começou por se testar o desempenho do algoritmo usando os valores dos parâmetros propostos pelo autor, ou seja, conforme descritos na tabela 4.10.

Variáveis	Descrição das variáveis	Valor definido
N	Ordem do polinómio	6
Mph_R	Valor de <i>threshold</i>	0.5
Mpd_R	Nº amostras de distância	200
Mph_S	Valor de <i>threshold</i>	0.5
Mpd_S	Nº amostras de distância	200
Mpd_Q	Nº amostras de distância	40
K	Grau polinómio	7
F	Tamanho da janela	21
L1	Limite mínimo	-0.5
L2	Limite máximo	-0.2

Tabela 4.10: Valor dos parâmetros requeridos pelo método do Matlab conforme sugestão do autor

A figura 4.22 mostra o resultado da aplicação do algoritmo do Matlab com a parametrização indicada na tabela 4.10 para localização das ondas R e S.

Seguidamente é removido ruído ao sinal resultando no sinal a vermelho (de baixo) da figura 4.23. Verifica-se que foi removido pouco ruído.

A localização e a identificação do complexo QRS são obtidas do sinal filtrado conforme se pode observar na figura 4.24.

Testando este método nos 36 sinais de ECG utilizando os valores dos parâmetros indicados na tabela 4.10 obtêm-se as identificações de eventos quantificadas na tabela 4.11 quanto à classificação ‘bem detetado’ e ‘mal detetado’ (explicação expressa antes da tabela 4.6).

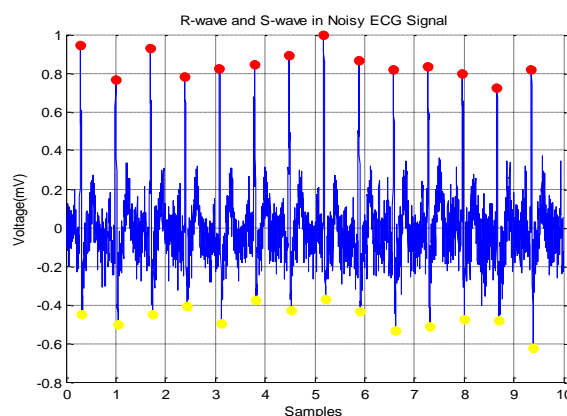
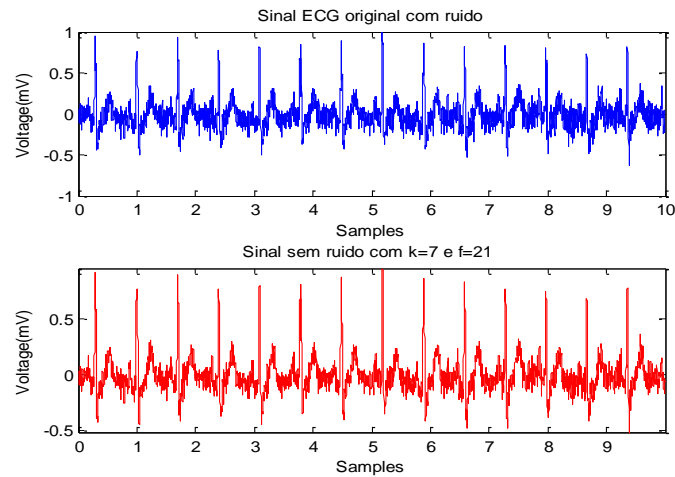
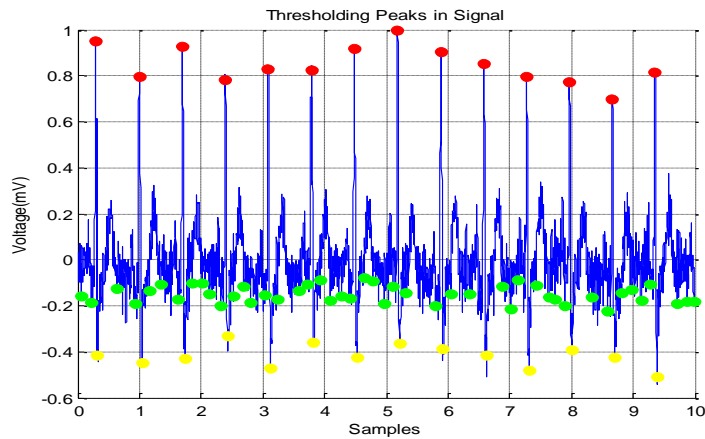


Figura 4.22: Identificação das ondas R e S do sinal da figura 4.19



**Figura 4.23: Remoção do ruído do sinal usando o método do Matlab**



**Figura 4.24: Detecção do complexo QRS usando o método do Matlab**

Sinais de ECG	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	0/17	17/17
MITBIH-DB	0/16	16/16
SPICT-DB	0/2	2/2
Simulado	0/1	1/1
Total	0/36 0%	36/36 100%

**Tabela 4.11: Desempenho do método do Matlab quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor**

Ao analisar a tabela conclui-se que o método obteve os piores resultados na detecção do complexo QRS, não existindo nenhum sinal onde a detecção deste complexo tivesse sido

realizada com sucesso. Na maior parte dos sinais o complexo QRS não era detetado ou era detetado no sítio errado ou eram detetados picos a mais.

Foram feitos testes exaustivos para determinar os valores dos parâmetros do método que produzissem melhor desempenho que estão indicados na tabela 4.12.

Sinais/var	N	Mph_R	Mpd_R	Mph_S	Mpd_S	K	F	L1	L2	Mpd_Q
s0059lrem	8	0,5	200	0,2	200	7	21	-0,65	-0,5	40
s0028lrem	8	0,5	200	0,1	600	7	21	-0,2	-0,13	160
s0035_rem	8	0,5	200	0,1	600	7	21	-0,21	-0,07	100
s0067lrem	8	0,5	200	0,1	500	7	21	-0,15	-0,08	50
s0043lrem	8	0,5	200	0,1	500	7	21	-0,095	-0,07	56
s0076lrem	8	0,5	200	0,1	500	7	21	-0,18	-0,13	60
s0073lrem	8	0,5	200	0,18	550	7	21	-0,15	-0,04	60
s0097lrem	8	0,6	200	0,1	550	7	21	-0,21	0,05	100
s0083lrem	8	0,5	200	0,2	600	7	21	-0,24	-0,17	30
s0111lrem	8	0,6	200	0,1	500	7	21	-0,06	-0,02	120
s0178lrem	8	0,6	200	0,1	500	7	21	-0,2	-0,13	47
s0190lrem	8	0,6	200	0,1	500	7	21	-0,113	-0,07	100
s0226lrem	8	0,6	200	0,2	500	7	21	-0,14	-0,07	100
s0367lrem	8	0,6	200	0,2	500	7	21	-0,14	-0,09	55
s0339lrem	8	0,6	200	0,1	500	7	21	-0,17	-0,07	40
s0362lrem	8	0,6	200	0,2	500	7	21	-0,17	-0,09	80
s0461_rem	8	0,6	200	0,2	500	7	21	-0,3	-0,22	80
103m	8	0,6	200	0,1	200	7	11	-0,1115	-0,06	65
106m	8	0,6	200	0,1	200	2	11	-0,19	-0,06	20
111m	8	0,6	200	0,1	200	2	11	-0,21	-0,04	70
113m	8	0,6	200	0,1	300	2	11	-0,15	-0,06	15
114m	8	0,3	300	0,05	100	2	11	-0,1	0	65
115m	8	0,2	200	0,3	200	2	11	-0,07	-0,04	40
116m	8	0,2	200	0,1	200	2	11	-0,12	-0,06	20
117m	8	0,2	200	0,2	200	2	11	-0,18	-0,08	30
122m	8	0,2	200	0,2	200	2	11	-0,1	-0,02	50
123m	8	0,2	300	0,05	330	2	11	-0,18	-0,01	70
202m	8	0,2	200	0,2	200	2	11	-0,016	-0,05	30
209m	8	0,2	200	0,1	200	2	11	-0,27	-0,005	35
212m	8	0,2	200	0,1	200	2	11	-0,23	-0,18	100
215m	8	0,3	100	0,2	100	2	11	-0,21	-0,12	20
220m	8	0,2	100	0,2	100	2	11	-0,02	-0,06	60
231m	8	0,2	200	0,2	100	2	11	-0,23	0,12	20
I04m	8	0,6	200	0,2	200	2	11	-0,09	-0,01	20

I07m	8	0,2	100	0,05	150	2	11	-0,1	-0,2	10
Simulado	8	0.1	200	0.2	200	2	11	-0,138	-0,18	50

Tabela 4.12: Valor das variáveis N, mph\_R, mpd\_R, mph\_S, mpd\_S, mpd\_Q, K, F, L1 e L2 específicos para cada para um dos 35 sinais testados na localização do complexo QRS pelo método do Matlab

Além da parametrização indicada na tabela 4.12, utilizou-se o filtro **sgolayfilt** para remover o ruído existente nos sinais, sendo definido um polinómio com um grau K igual 7 e uma janela F com 21 amostras para os sinais da base de dados PTB-DB [32] devido ao facto destes sinais possuírem muito ruído, enquanto para os sinais das restantes bases de dados MITBIH-DB [31] e a SPICT-DB [33] foram considerados polinómios de grau 2 e janelas com 11 amostras.

Aplicando o método com esta nova parametrização aos 35 sinais de ECG de bases de dados e ao sinal simulado, obtém-se os resultados descritos na tabela 4.13 quanto à classificação ‘Bem detetados’ e ‘Mal detetados’ (explicação expressa antes da tabela 4.6).

Sinais de ECG	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	7/17	10/17
MITBIH-DB	10/16	6/16
SPICT-DB	2/2	0/2
Simulado	1/1	0/1
Total	20/36 56%	16/36 44%

Tabela 4.13: Desempenho do método do Matlab quando aplicado aos 36 sinais ECG em estudo com parametrização adaptada a cada sinal

Pode verificar-se que apesar de ter havido uma melhoria na identificação dos picos do complexo QRS houve ainda imensos picos que foram mal identificados o que inviabiliza a identificação de patologias. Dos 36 sinais ECG em estudo pode-se afirmar que apenas dois sinais ECG detetam todos os picos do complexo QRS corretamente.

#### 4.3.4. Método Ellie Billauer:

No método de Ellie Billauer é mencionado o cancelamento da componente DC e a normalização dos sinais de ECG e depois a escolha de um valor de *threshold* para localizar as ondas R e S. Inicialmente foi considerado o valor de *threshold* usado pelo autor, ao que não foram obtidos resultados satisfatórios. Foi então escolhido por experimentação um valor de

*threshold* que melhor se adequasse a cada sinal de ECG, para verificar se o algoritmo era capaz de identificar com sucesso as ondas R e S. Para exemplificar cada passo recorre-se ao sinal de ECG s0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB, e ilustrado na figura 4.25.

A figura 4.26 ilustra o cancelamento da componente DC e a normalização efetuada no sinal da figura 4.24.

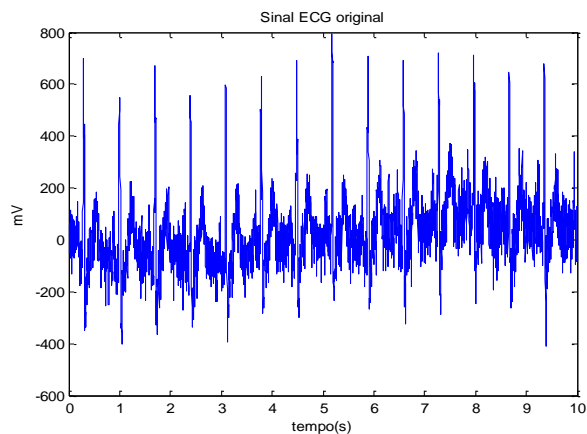


Figura 4.25: Sinal de ECG S0035\_rem.mat extraído da base de dados PTB-DB

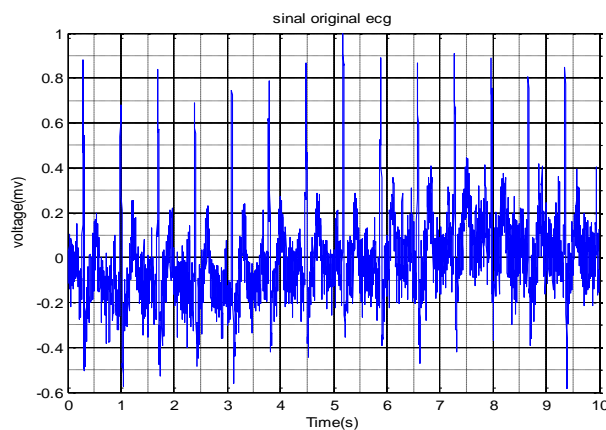


Figura 4.26: Sinal da figura 4.24 depois do cancelamento da componente DC e de normalização

Para a detecção dos máximos e mínimos do sinal foi utilizada a função **peakdet** (**X**, **thresh**, **T**) a qual recebe como argumento de entrada o sinal ECG, uma variável de *threshold* 'thres' e o eixo do tempo **T**. Como argumento de saída são criados dois vetores denominados de **maxtab** e **mintab** que contêm duas colunas, a primeira com a localização (em segundos) dos picos R e S e a segunda coluna com os valores (em mV) dos picos R e S.

Começou-se por se testar no algoritmo um valor de *threshold* escolhido pelo autor e comum a todos os sinais, ou seja, um *threshold* de 0.5mV.

A figura 4.27 mostra a identificação dos picos R e S do sinal de ECG s0035\_rem com a parametrização indicada pelo autor, demonstrando que os picos R e S são detetados em demasia.

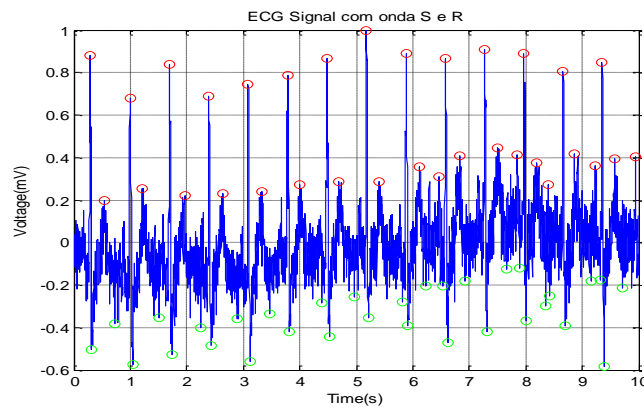


Figura 4.27: Sinal da figura 4.26 com identificação das ondas R (bolas vermelhas) e S (bolas verdes)

Testando este método nos 35 sinais de ECG das bases de dados e no sinal simulado utilizando o valor do parâmetro estipulado pelo autor e mencionado em cima, obtêm-se a proporção de sinais bem detetados e mal detetados para cada base de dados e o número total de sinais que satisfazem cada uma das situações acima especificada, como ilustrado na tabela 4.14.

Sinais de ECG/ Método	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	6/17	11/17
MITBIH-DB	0/16	16/16
SPICIT-DB	1/2	1/2
Simulado	1/1	0/1
Total	7/35 20%	28/35 80%

Tabela 4.14: Desempenho do método do Ellie Billauer quando aplicado aos 35 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor

A figura 4.28 mostra a identificação dos picos R e S do sinal de ECG s0035\_rem ao considerar um valor de  $Threshold=0.8$ , demonstrando que os picos R e S são detetados corretamente.

A tabela 4.16 apresenta a proporção de sinais bem detetados e mal detetados para cada base de dados e o número total de sinais que satisfazem cada uma das situações acima especificada após a aplicação do método aos 36 considerando e considerando a nova parametrização apresentada na tabela 4.15.

Comparando os resultados das tabelas 4.14 e 4.16 verifica-se que o desempenho do método melhorou quando os valores dos parâmetros são escolhidos de acordo com a especificidade do sinal, mas existem ainda imensas ondas que foram mal identificadas o que inviabiliza a identificação de patologias. Assim dos 36 sinais ECG em estudo 18 dos sinais ECG o método do Ellie Billauer deteta todos os eventos corretamente, enquanto nos restantes 18 sinais o método falha na deteção dos eventos, ora detetando a mais ora detetando a menos e, em alguns casos, não detetando simplesmente os eventos.

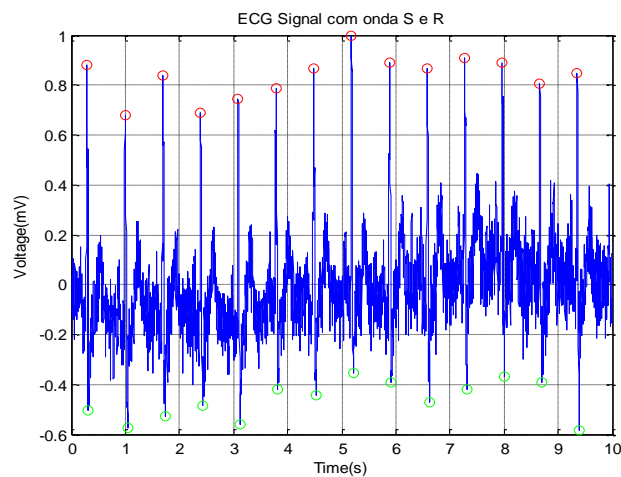


Figura 4.28: Sinal da figura 4.26 com ondas R e S identificadas

Sinais de ECG	Valor de threshold
s0076lrem , s0111lrem,	0.2
s0190lrem	0.22
212m	0.26
122m	0.3
s0073lrem , s0461_rem , 111m, 115m , 116m , I07m	0.4
s0226lrem	0.45
s0028lrem , 0067lrem , s0097lrem, s0367lrem , s0339lrem , s0362lrem, 103m , 122m , 202m , 209m, 220m, 231m, I04m, Simulado	0.5
s0083lrem	0.55
113m	0.7
s0059lrem , s0035_rem , s0178lrem, 106m , 117m , 215m,	0.8
s0043lrem , 114m	1.0

Tabela 4.15: Valor de *threshold* atribuídos a cada um dos 36 sinais em estudo e que apresenta melhor desempenho na localização das ondas R e S

<b>Sinais de ECG</b>	<b>Bem detetados</b>	<b>Mal detetados</b>
PTB-DD	7/17	10/17
MITBIH-DB	8/16	8/16
SPICT-DB	2/2	0/2
Simulado	1/1	0/1
Total	18/36 50%	18/36 50%

**Tabela 4.16:** Desempenho do método do Ellie Billauer quando aplicado aos 36 sinais ECG em estudo usando a parametrização proposta pelo autor

#### **4.4. Detecção de eventos e identificação de patologias pelo método global proposto**

O algoritmo global proposto para deteção de eventos e identificação de patologias foi implementado de acordo com a sequência lógica de passos da figura 3.3 e a sua performance deve ser analisada de duas formas: através dos resultados obtidos na deteção de eventos em ECG (para permitir comparação com os resultados obtidos pelos métodos seleccionados de entre a bibliografia consultada), e, na análise de patologias identificadas no sinal de ECG tendo por base o estudo dos eventos calculados no primeiro algoritmo e estudo do ritmo cardíaco (RC) e da frequência cardíaca (FC) posteriormente efetuado. O diagnóstico final apresentado pelo algoritmo global proposto é pois função do desempenho cumulativo de cada um dos algoritmos desenvolvido.

Assim sendo, esta seção descreverá primeiramente as particularidades da implementação dos algoritmos (subsecção 4.4.1) e depois os resultados obtidos por aplicação dos algoritmos aos 35 sinais das bases de dados e ao sinal simulado (subsecção 4.4.2). Na subsecção 4.4.3 apresentam-se os detalhes da interface gráfica implementada.

##### **4.4.1. Implementação do algoritmo global**

Após aplicar o procedimento descrito no passo 4.2.3 para adquirir o sinal de ECG pretendido, em seguida este sinal passa por um pré-processamento. No *capítulo 2* foram apresentadas técnicas de pré-processamento de sinais de ECG (cancelamento componente DC, normalização do sinal, deslocamento da linha de base e remoção do ruído) as quais são também utilizadas na metodologia de deteção de eventos proposta.

##### **Pré-processamento do sinal:**

Após o sinal de ECG ser adquirido em seguida é cancelada a sua componente DC e normalizado o sinal. Depois é efetuada a remoção da sua linha de base recorrendo às funções do matlab *polyfit* e *polyval* (funções já explicadas na secção 4.3.3) para obter um polinómio de grau **N** que será subtraído ao sinal de ECG normalizado. O grau do polinómio **N** foi testado na seguinte gama de valores {6,8,10}, tendo-se verificado que o polinómio de grau 10 apresentava o melhor resultado.

Uma vez removida a linha de base, o próximo passo é a remoção do ruído dos sinais de ECG, considerando os dois tipos de filtros apresentados na subsecção 3.1 do capítulo 3 da literatura. Testou-se a aplicação destes filtros com o intuito de verificar qual dos dois seria o mais adequado para remover o ruído do tipo de sinais em estudo. Os filtros Butterworth passa-baixo e passa-alto testaram-se com os valores das variáveis M1, M2, FC1, FC2 conforme descritas na tabela 4.17, tendo-se verificado que os melhores resultados foram os identificados na tabela 4.18.

Relativamente ao filtro Savitzky – Golays também se consideraram vários valores para a ordem (**K**) do polinómio e para o tamanho (**F**) da janela, como sumariado na tabela 4.19, tendo-se verificado que a combinação que melhor resultado apresentava era **K=2** e **F=21**.

<b>Filtros Butterworth</b>	<b>Ordem do filtro (M1=M2)</b>	<b>Frequência corte (FC)</b>
Passa-baixo	1, 2, 3	20, 25, 30, 35, 40 Hz
Passa-alto	1, 2, 3	0.1, 0.3, 0.5, 0.7 Hz

**Tabela 4.17: Parâmetros testados na aplicação do filtro Butterworth**

<b>Filtros Butterworth</b>	<b>Ordem do filtro</b>	<b>Frequência corte</b>
Passa-baixo	M1=3	FC1=40Hz
Passa-alto	M2=2	FC2=0.1Hz

**Tabela 4.18: Ordem e frequência de corte do filtro Butterworth passa-baixo e passa-alto que produziram o melhor desempenho**

<b>Filtros</b>	<b>Ordem do polinómio (K)</b>	<b>Tamanho (F) Da janela</b>
Savitzky – Golays	1, 2, 3	5, 7, 9, 11, 21, 41

**Tabela 4.19: Ordem do polinómio e número de amostras da janela testados para a aplicação do filtro Savitzky – Golays**

Na tabela 4.20 são mostrados o número de sinais cujo ruído foi completamente removido para cada tipo de base de dados aplicando cada um dos filtros considerados.

Sinais/filtros	Butterworth (M1=3 ,FC1=40Hz,M2=2 e FC2=0.1Hz)	Savitzky – Golays (K=2 e F=21)
PTB-DD	17/17	10/17
MITBIH-DB	16/16	16/16
SPICT-DB	2/2	1/2
Total	35/35	21/35

**Tabela 4.20: Número de sinais cujo ruído foi completamente removido face ao número total de sinais de cada base de dados quando os filtros de Butterworth e de Savitzky – Golays são aplicados**

Pode concluir-se que o filtro Butterworth remove com sucesso o ruído dos 35 sinais de ECG sem existir perdas de informação crucial do sinal independentemente da origem dos sinais. O filtro Savitzky – Golays produziu resultados semelhantes ao Butterworth para  $K=2$  e  $F=21$  nos sinais de ECG da base de dados MITBIH-DB [30], mas no caso dos sinais das bases de dados PTB-DB [31] e SPICT-DB [32] este filtro não removeu o ruído. Houve ainda casos onde a amplitude de algumas das ondas do sinal de ECG foram reduzidas ou aumentadas substancialmente o que faz com que sejam associadas erradamente patologias às ondas. Concluiu-se então que a escolha do grau do polinómio  $K$  e do tamanho da janela  $F$  depende da quantidade de ruído existente em cada sinal, isto é, se um sinal possuir uma enorme quantidade de ruído em relação a outro sinal, o grau do polinómio deve ser mais elevado e o tamanho da janela deve ser maior. Logo escolheu-se o filtro Butterworth passa-banda para integrar o algoritmo global.

### **Deteção de eventos em ECG**

Com o sinal ECG suavizado o próximo passo consiste na deteção de todos os eventos (ondas, segmentos e intervalos) que caracterizam um sinal ECG. É de grande importância a deteção inequívoca do pico da onda R porque é a partir dessa deteção que os restantes picos das ondas (S, Q, T, P, U) são obtidos. Os picos das ondas servem também de base para a localização dos segmentos e intervalos. Seguindo os passos especificados no algoritmo representado na figura 3.5 descrevem-se abaixo os testes e definição dos parâmetros envolvidos neste algoritmo.

### Localização dos picos máximos ou mínimos das ondas:

Para a detecção dos picos da onda R o valor de *threshold* ‘thres1’ foi testado na seguinte gama de valores {0.42, 0.47, 0.5, 0.6, 0.65, 0.67}. A localização do pico da onda S entre dois picos R consecutivos e depois do último pico R é efetuada considerando cinco variáveis M0, M1, M2, M3 e M4 e as equações 3.3 e 3.4 referentes a NS1 e NS0. Enquanto a localização do pico Q antes de cada pico da primeira onda R é realizada tendo em conta quatro variáveis N0, N1, N2 e N3 e as equações 3.1 e 3.2 referentes a NQ0 e NQ1. Os valores testados para as variáveis M0, M1, M2, M3, M4, N0, N1, N2 e N3 estão expressos na tabela 4.21 (coluna do meio) indicando-se na coluna da direita os valores que melhores resultados produziram sendo pois selecionados para integrar o algoritmo.

Variáveis	Valores testados	Valores selecionados
N0	10,30,50,70	50
N1	60,80,100	100
N2	1,3,5,7	7
N3	10,20,30,40	30
M0	5,10,15	15
M1	15,25,35,45	35
M2	25,45	45
M3	20,40,60,80	60
M4	1,2,3,4,5	5

**Tabela 4.21: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na detecção das ondas S e Q**

Para as variáveis NQ0, NQ1, NS0 e NS1 os valores que obtiveram melhores resultados foram:

$$NQ0 = \begin{cases} 7 & , \text{ se } M < 50 \\ 30 & , \text{ se } 50 < M \leq 100 \\ 50 & , \text{ se } M \geq 100 \end{cases}$$

$$NS1 = \begin{cases} 5 & , \text{ se } N < 15 \\ 15 & , \text{ se } 15 < N \leq 35 \\ 45 & , \text{ se } N \geq 35 \end{cases}$$

$$NQ1=50 \text{ e } NS0 = 60$$

Onde M é número de amostras entre o 1º elemento do sinal e a 1ª onda R e N número de amostras entre a última onda R e o último elemento do sinal.

A localização de um pico da onda T antes do primeiro pico R onde se procura esse pico usando o mesmo método utilizado na detecção dos picos R, entre picos R e depois do último pico R é efetuada considerando o valor de *threshold* ‘thres2’ e três variáveis nt1, nt2 e nt3. Na detecção do pico da onda P antes da primeira onda R, entre ondas R e depois da última onda T foi considerado um valor de *threshold* ‘thres3’ e cinco variáveis NP1 a NP5. Na detecção do pico da onda U foi considerado um valor de *threshold* ‘thres4’ e quatro variáveis NU1 a NU4. Os valores testados para as variáveis thres2, thres3, thres4, nt1, nt2, nt3, NP1 a NP5 e NU1 a NU4 estão expressos na tabela 4.22 (coluna do meio) indicando-se na coluna da direita os valores que melhores resultados produziram sendo pois selecionados para integrar o algoritmo.

Variáveis	Valores testados	Valores selecionados
thres2	0.003,0.005,0.007	0.005mV
nt1	70,99,109,209	109
nt2	107,207,307	207
nt3	10,20,30,40	30
thres3	0.001,0.002,0.003	0.002mV
NP1	20,40,60	60
NP2	18,38,58,78,98	78
NP3	15,35,55,75,95	75
NP4	5,10,15,20	20
NP5	10,20,30,40	40
thres4	0.001,0.002,0.003	0.002mV
NU1	20,40,60,80	40
NU2	10,20,30,40	30
NU3	25,55,85,105	85
NU4	50,70,90	90

**Tabela 4.22: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na detecção das ondas T, P e U**

Testando o método proposto nos 35 sinais de ECG utilizando os valores dos parâmetros indicados na tabela 4.21 quanto à classificação ‘bem detetados’ e ‘mal detetados’ (explicação expressa antes da tabela 4.6) obtêm-se as identificações de eventos quantificadas na tabela 4.23.

A identificação dos picos das ondas P-Q-R-S-T e U para os 35 sinais de ECG foi efetuada com sucesso, isto é, o método proposto tem um desempenho de 100% conforme se ver na tabela 4.23.

Sinais de ECG/ Método	Bem detetados	Mal detetados
PTB-DD	17/17	0/17
MITBIH-DB	16/16	0/16
SPICT-DB	2/2	0/2
Total	35/35 100%	0/35 0%

**Tabela 4.23: Percentagem de ondas bem detetadas e mal detetadas encontradas com o método proposto face ao total de sinais de ECG**

Localização do Início/Fim das ondas e segmentos:

Como foi referido no capítulo 3 o método usa as variáveis NPJ para localizar os pontos PJ e as variáveis NPQ, NPQ2, NPQ3 e NPQ4 para localizar os pontos PQ. Também foi referido que sabendo a localização dos pontos PJ e PQ é possível encontrar o início do segmento ST e o fim do segmento PR. A localização do fim dos segmentos ST e do início dos segmentos PR é realizada utilizando as variáveis NST1, NST2, NPR1, NPR2 e NPR3. Por último a localização do fim das ondas T e Q e do início das ondas P é realizada utilizando as variáveis NOT1, NOP1, NOQ1, NOQ2, NOQ3 e NOQ4.

Após alguns testes resolveu considerar-se como representativos os valores das variáveis indicadas na tabela 4.24.

Variáveis	Valores testados	Valores selecionados
NPJ	5, 10, 15, 20	10
NPQ1	1, 2	2
NPQ2	12, 22, 32, 42, 52	42
NPQ3	34, 54, 74, 94	94
NPQ4	1, 2, 3, 4, 5	5
NST1	1, 2, 3	3
NST2	1, 2, 3	2
NPR1	1, 2, 3, 4, 5	4
NPR2	5, 10, 15, 20	20
NPR3	16, 46, 76	46
NOT1	38, 78, 98	58
NOP1	5, 15, 35	35
NOQ1	1, 2, 4, 6, 9	9
NOQ2	15, 25, 35, 55	25
NOQ3	10, 20, 30	30
NOQ4	17, 27, 47	27

**Tabela 4.24: Valores testados e selecionados dos parâmetros requeridos no algoritmo proposto na deteção dos pontos (PJ e PR) e do início e fim dos segmentos (PR e ST) e das ondas (P, Q e T)**

### Duração das ondas, segmentos e intervalos:

A duração de cada onda (P, T e Q), segmento (PR e ST) e intervalo (RR, PP, QRS, PR, ST e QT) pode ser calculada aplicando uma das equações (3.3 a 3.6) apresentadas no capítulo 3 seção 3.2.3 conforme identificado na tabela 4.25.

Ondas/intervalos/segmentos	Equação
Segmentos PR e ST	3.3
Ondas P,T e Q	3.3
Intervalos RR,PP e QRS	3.3
Intervalos PR	3.4
Intervalo ST	3.5
Intervalo QT	3.6

**Tabela 4.25: Identificação da equação utilizada para cálculo da duração dos eventos**

O procedimento utilizado para calcular a duração dos eventos pode ser sintetizado nas seguintes etapas:

1. Selecionar o início e o fim dos segmentos ST e PR;
2. Calcular a duração dos segmentos ST e PR aplicando a equação 3.1 e considerando as variáveis estabelecidas no ponto 1;
3. Selecionar o início e o fim das ondas T, P e Q;
4. Calcular a duração dos intervalos das ondas T, P e Q aplicando a equação 3.1 e considerando as variáveis determinadas no ponto 3;
5. Selecionar o início da onda P e o fim do segmento PR;
6. Calcular a duração do intervalo PR aplicando a equação 3.2 e considerando as variáveis estabelecidas no ponto 5;
7. Selecionar o início do segmento ST e o fim da onda T;
8. Calcular a duração do intervalo ST aplicando a equação 3.3 e considerando as variáveis identificadas no ponto 7;
9. Selecionar o início da onda Q e o fim da onda T;
10. Calcular a duração do intervalo PR aplicando a equação 3.4 e considerando as variáveis identificadas no ponto 9;
11. Selecionar os picos das ondas R e P;
12. Calcular a duração dos intervalos PP e RR aplicando a equação 3.1 e considerando as variáveis identificadas no ponto 11;
13. Selecionar o fim do intervalo PR e o início do intervalo ST;

14. Calcular a duração do intervalo QRS aplicando a equação 3.1 e considerando variáveis identificadas no ponto 13.

O procedimento utilizado para calcular FC FCM pode ser igualmente sintetizado na seguinte sequência de passos:

1. Selecionar os intervalos RR;
2. Calcular a FC desses intervalos aplicando a equação 2.5 apresentada no capítulo 2;
3. Guardar os valores da FC;
4. Calcular a FCM;
5. Guardar valores da FCM;

### **Identificação de patologias:**

Depois começa-se a identificação de possíveis patologias efetuando primeiramente a análise do ECG onde é realizada a análise dos valores da frequência cardíaca (FC) calculados, das condições do ritmo cardíaco e dos valores de amplitude e duração dos eventos localizados no ponto anterior e por fim a classificação do ECG, seguindo a sequência de passos:

1. Selecionar ‘análise do ECG’;
  - a) Selecionar ‘análise das amplitudes e duração dos eventos’;
  - b) Comparar os valores de amplitude e de duração dos eventos com tabela 2.1 e 2.2;
  - c) Guardar os resultados obtidos para a análise do ponto a);
  - d) Selecionar ‘análise da FC’;
  - e) Comparar os valores da FC calculados anteriormente com os da tabela 2.3;
  - f) Guardar os resultados obtidos para a análise do ponto e);
  - g) Selecionar o ‘análise do RC’;
  - h) Verificar se todas as condições do RC são satisfeitas;
  - i) Guardar os resultados obtidos para a análise do ponto d);
2. Selecionar ‘classificação do ECG’;
3. Verificar se todas as condições do ECG são satisfeitas tendo em conta os resultados obtidos no ponto 1;
4. Guardar a classificação do ECG obtida no ponto 3;

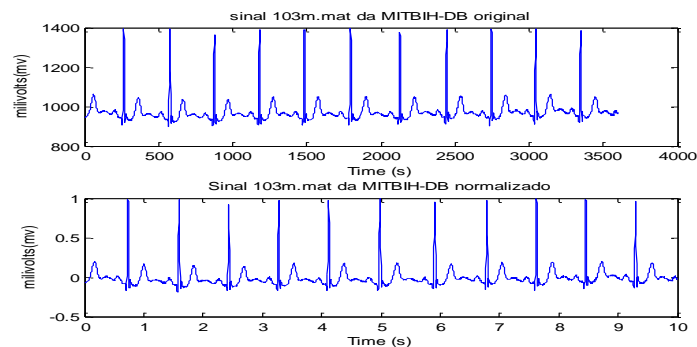
A classificação do ECG apresenta ainda ao utilizador uma tabela contendo as patologias associadas aos eventos anormais no caso de o ECG em estudo ser classificado de anormal.

#### 4.4.2. Resultados obtidos

Nesta secção são apresentados os resultados da aplicação do método proposto para deteção de eventos e identificação de possíveis patologias, usando dois tipos de sinais de ECG: o sinal simulado computacionalmente (descrito na secção 4.2.1 do capítulo 4) e, a título exemplificativo da aplicação da metodologia proposta aos sinais adquiridos das bases de dados, o sinal 103m.mat da MITBIH-DB de um paciente com ritmo normal. Tal como anteriormente, os resultados irão sendo apresentados por cada etapa do algoritmo.

##### Pré-processamento do sinal

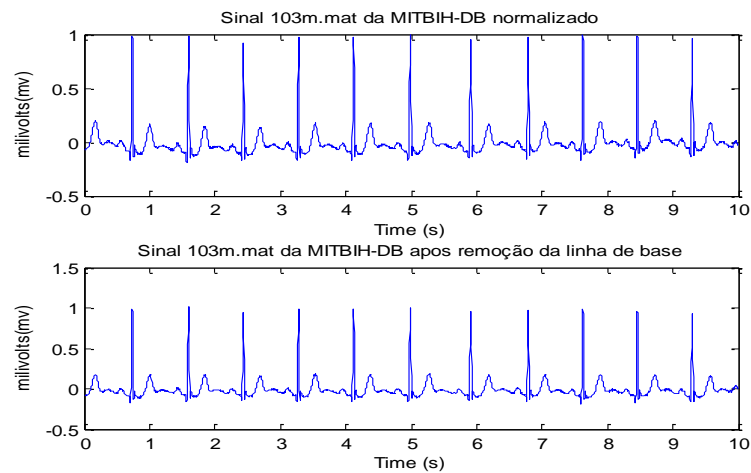
Os resultados obtidos para o cancelamento da componente DC e normalização do sinal são exemplificados somente para o sinal 103m.mat na figura 4.29, visto não terem sido aplicadas estas operações ao sinal simulado.



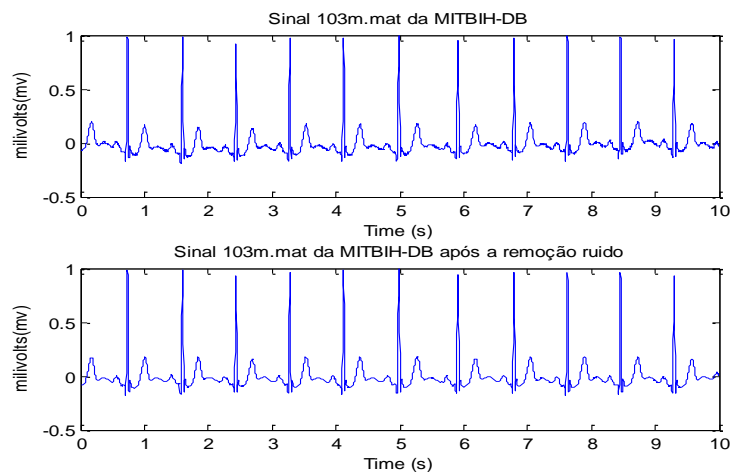
**Figura 4.29:** O sinal original 103m.mat da MITBIH-DB (topo) e o mesmo sinal após o cancelamento da componente DC e normalização pelo algoritmo global proposto (em baixo)

De igual modo, a remoção da linha de base foi efetuada só nos sinais de ECG das bases de dados pois a linha de base do sinal simulado não possui oscilações. A figura 4.30 resulta da aplicação de um polinómio de ordem 8 no algoritmo de remoção da linha de base. De acordo com a tabela 4.16 usou-se o filtro *Butterworth* passa-banda para a remoção do ruído dos sinais de ECG das bases de dados. O sinal de ECG que foi simulado não possui ruído não sendo pois necessário aplicar nenhum filtro. Como resultado obtém-se o sinal da figura 4.31 baixo. Observa-se que após a aplicação do filtro *Butterworth* é removido todo o

ruído existente nos períodos entre as ondas T e P e que existe uma maior suavidade no pico das ondas, permitindo verificar se existem ou não ondas U no sinal, o que era impossível antes da filtragem.



**Figura 4.30:** O sinal original 103m.mat da MITBIH-DB normalizado (topo) e o mesmo sinal após o deslocamento da linha de base pelo algoritmo global proposto (baixo).

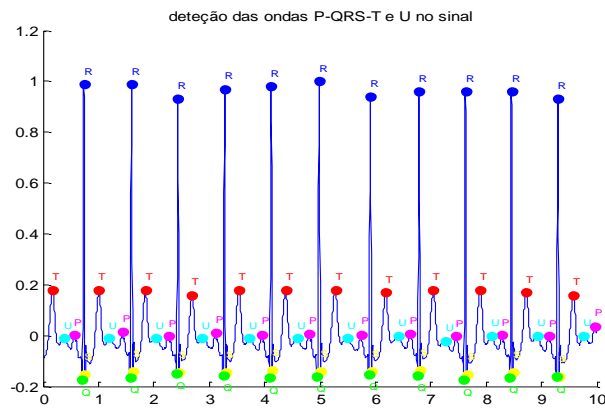


**Figura 4.31:** O sinal da figura 4.30 após filtrado pelo filtro Butterworth com parâmetros descritos na tabela 4.16.

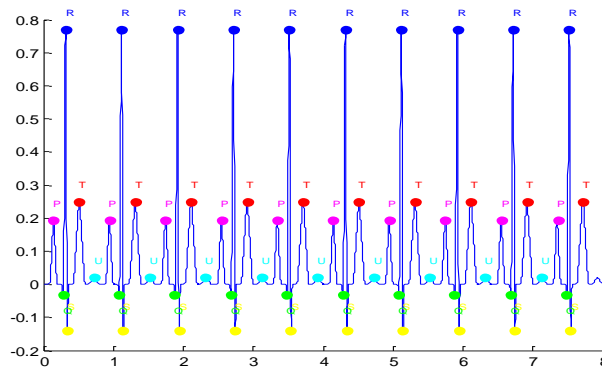
### Deteção de Eventos

Já tendo aplicado um pré-processamento ao sinal 103m.mat da MITBIH-DB o passo seguinte corresponde à localização dos picos máximos das ondas R, T, P e U e dos picos mínimos das ondas S e Q. Foi assumindo um valor de *threshold* de 0.6, 0.05 e 0.02 mV na procura dos picos das ondas R, T e P, ao que se obteve a figura 4.32 para o sinal da base de dados e a figura 4.33 para o sinal simulado. Pode observar-se que em ambas as figuras que

todos os picos das ondas P, Q, R, S, T e U em cada ciclo cardíaco foram corretamente localizados.



**Figura 4.32: O sinal 103m.mat da MITBIH-DB com identificação das ondas P-QRS-T e U pelo algoritmo global proposto**

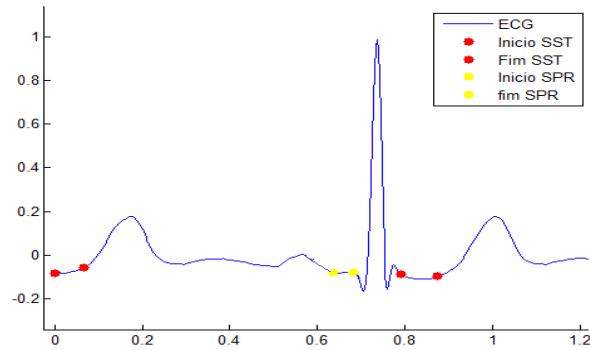


**Figura 4.33: O sinal de ECG simulado com identificação das ondas P-QRS-T e U pelo algoritmo global proposto**

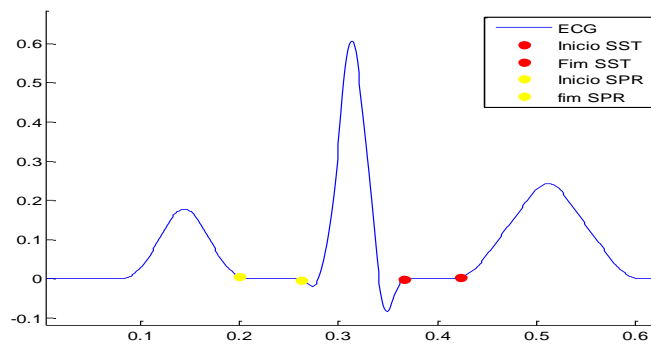
Após os picos das ondas terem sido encontrados passa-se à localização do início e do fim dos segmentos, das ondas nos sinais. Para uma mais fácil percepção de onde se inicia e termina cada segmento e onda, optou-se por apresentar apenas um ciclo cardíaco dos sinais das figuras 4.32 e 4.33 com os resultados obtidos.

Assim nas figuras 4.34 e 4.35 apresentam-se as localizações do início e do fim dos segmentos PR e ST para estes mesmos sinais, onde se verificou que o segmento PR se encontra ao mesmo nível da linha isoeétrica enquanto o segmento ST se encontra acima da linha isoeétrica, o que resulta na existência de uma patologia associada ao segmento ST. Foram verificados os mesmos resultados para os restantes ciclos cardíacos do sinal da figura

4.32. No caso da figura 4.35 verificou-se que ambos os segmentos estão ao nível da linha isoelétrica o que faz com que sejam considerados normais. Foram verificados resultados semelhantes para os restantes ciclos cardíacos do sinal da figura 4.32 e da figura 4.33.

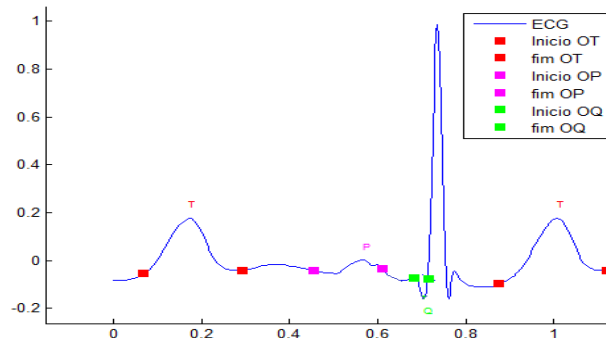


**Figura 4.34:Localização do início e do fim dos segmentos PR e ST para o sinal 103m**

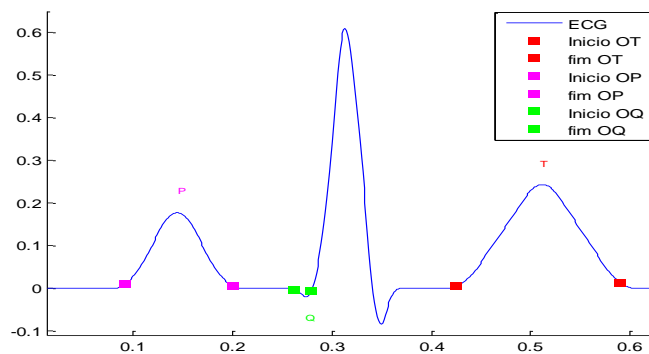


**Figura 4.35: Localização do início e do fim dos segmentos PR e ST para o sinal simulado**

Nas figuras 4.36 e 4.37 apresentam-se as localizações do início e do fim das ondas P,T e Q igualmente para estes mesmos sinais.



**Figura 4.36:Localização do início e do fim das ondas P,Q e T para o sinal simulado**



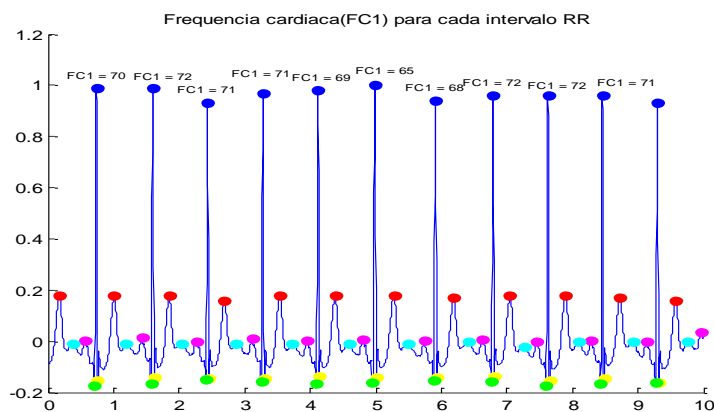
**Figura 4.37:Localização do início e do fim das ondas P,Q e T para o sinal simulado**

Como os sinais das figuras 4.32 e 4.33 possuem muitos ciclos cardíacos optou-se por calcular e apresentar a duração média dos segmentos, ondas e intervalos. A tabela 4.26 mostra os resultados.

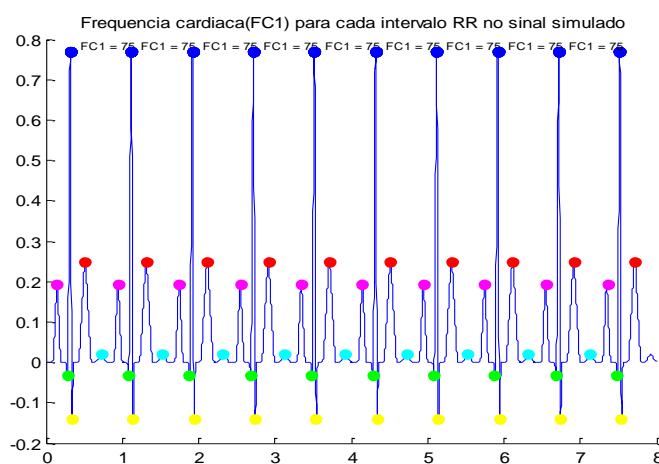
O cálculo da frequência cardíaca (FC1) consiste em identificar a frequência cardíaca de cada intervalo RR do sinal (ver equação 2.1) e a frequência cardíaca média (FC1M) do sinal é a média das FC1 calculadas anteriormente. Após calcular a FC1 de cada um dos intervalos RR para ambos os sinais, verificou-se que no caso do sinal 103m.mat a FC1 variava entre 65bpm e 72bpm resultando numa FC1M=70bpm. No caso do sinal simulado a FC1 é constante e com um valor de 75bpm logo a FC1M=75bpm. As FC1 obtidas para os sinais-exemplo são visíveis nas figuras 4.38 e 4.39.

Duração média dos eventos / Sinais	Sinal 103m.mat	Sinal simulado
Segmento ST	0.08s	0.07s
Segmento PR	0.03s	0.06s
Onda T	0.07s	0.16s
Onda P	0.13s	0.11s
Onda Q	0.29s	0.02s
Intervalo RR	0.86s	0.8s
Intervalo PP	0.85s	0.8s
Intervalo QRS	0.14s	0.09s
Intervalo ST	0.33s	0.23s
Intervalo PR	0.16s	0.17s
Intervalo QT	0.47s	0.32s
Intervalo QTC	0.52s	0.36s

**Tabela 4.26: Duração média dos eventos calculada pelo algoritmo proposto para os sinais-exemplo**



**Figura 4.38: Identificação das frequências cardíacas (FC1) de cada intervalo RR por aplicação do algoritmo global proposto ao sinal 103m.mat**



**Figura 4.39: Identificação das frequências cardíacas (FC1) de cada intervalo RR por aplicação do algoritmo global proposto ao sinal simulado**

### Identificação de patologias

Usando os dois sinais de ECG anteriormente selecionados, após os eventos terem sido encontrados, passa-se então à análise do ECG.

Primeiro analisam-se os valores de amplitude e de duração das ondas, intervalos e segmentos. Comparam-se os valores dos eventos mencionados acima com os valores da tabela 2.1. Se houver concordância está-se perante eventos que são classificados normais. Se o valor de um ou mais eventos não estiver de acordo com os valores da tabela 2.1 significa que a esse evento está associada uma patologia a qual será classificada de acordo com a tabela 2.1. Os resultados dessa análise para os dois sinais-exemplo encontram-se descritos na tabela 4.27.

<b>Eventos</b>	<b>Sinal 103m.mat</b>	<b>Sinal simulado</b>
Onda P	Longa	Normal
Onda Q	Patológica	Normal
Complexo QRS	Alargado	Normal
Onda T	Pequena, achatada ou invertida'	Normal
Onda U	Normal	Normal
Intervalo PR	Normal	Normal
Intervalo QT	Longo	Normal
Intervalo PP	Variável	Constante
Intervalo RR	Variável	Constante
Intervalo ST	Com depressão	Normal

**Tabela 4.27: Condições analisadas no estudo dos eventos dos sinais-exemplo pelo algoritmo global proposto**

A tabela 4.28 apresenta o número de eventos considerados normais em relação ao número total de eventos deste estudo para cada sinal-exemplo.

<b>Sinais</b>	<b>Número de eventos considerados normais / Número total de eventos</b>
Sinal 103m.mat	2/10
Sinal simulado	10/10

**Tabela 4.28: Número de eventos considerados normais para cada um dos sinais-estudo pelo algoritmo global proposto**

Verifica-se assim pela tabela 4.28 que apenas dois dos dez eventos do sinal 103m.mat são considerados normais pelo que o sinal em si será classificado como anormal, e no sinal simulado todos os eventos são considerados normais, não possuindo patologias associadas.

Em seguida procede-se a análise da FC do sinal 103m.mat, onde se verifica se os valores da FC (variando entre 65-72bpm) se encontram entre 60-100bpm. Verificou-se que FC é regular pois os seus valores estão entre 60 e 100bpm. A análise da FC do sinal simulado foi realizada de forma semelhante tendo-se comprovado que o sinal simulado correspondia a um sinal sem patologias. A última análise a ser realizada foi a do ritmo cardíaco (RC). Para cada sinal selecionado foram analisadas as condições apresentadas no ponto referente ao ritmo cardíaco do capítulo 2, de forma a verificar se todas estavam a ser respeitadas para que o RC pudesse ser considerado normal. Os resultados dessa análise estão sumariados na tabela 4.29.

A tabela 4.30 apresenta o número de condições respeitadas em relação ao número total de condições do estudo da RC para dois sinais.

<b>Eventos</b>	<b>Sinal 103m.m</b>	<b>Sinal simulado</b>
FC	Regular (60-100bpm)	Regular (60-100bpm)
Intervalo PP	Duração variável	Duração constante
Intervalo RR	Duração variável	Duração constante
Onda P	Positiva e variável	Positiva e constante
Sequência P-QRS-T	Falhas nas sequências	Existe sempre
Intervalo PR	Duração constante	Duração constante
Intervalo QRS	Duração Variável	Duração constante

**Tabela 4.29: Condições analisadas pelo algoritmo global proposto no estudo do RC dos dois sinais-exemplo**

<b>Sinais</b>	<b>Número de condições respeitadas / Número total de condições</b>
Sinal 103m	2/7
Sinal simulado	7/7

**Tabela 4.30: Número de condições respeitadas no estudo do RC para cada sinal-exemplo**

A análise da tabela 4.30 evidencia que o sinal 103m não satisfaz todas as condições, logo o ritmo cardíaco (RC) do sinal é considerado anormal. Contudo, para o sinal simulado, todas as condições foram satisfeitas pelo que o sinal é considerado sinusal.

Após a comparação acima referida há que proceder à elaboração do diagnóstico final do ECG. Assim para o sinal 103m da MITBIH-DB foi verificado o seguinte:

- A frequência cardíaca é regular (60-100bpm);
- O ritmo cardíaco é anormal;
- Existem ondas Q patológicas no sinal;
- Existem segmentos ST com depressão
- A amplitude e a duração dos eventos são anormais;

Enquanto no caso do sinal simulado verificou-se:

- A frequência cardíaca é regular (60-100bpm);
- O ritmo cardíaco é sinusal;
- Não existem ondas Q patológicas no sinal;
- Não existem alterações nos segmentos ST;
- A amplitude e a duração dos eventos são normais;

Assim pode dizer-se que o sinal simulado é considerado um sinal de ECG normal, enquanto o sinal 103m da MITBIH-DB é considerado anormal pois nem todas as condições respeitam as condições de um ECG normal, tendo patologias associadas a sete eventos do sinal, como ilustra a tabela 4.31.

<b>Evento</b>	<b>Caracterização qualitativa</b>	<b>Patologias / causas possíveis</b>
Ondas P	Longa	Hipertrofia atrial esquerda, gravidez ectópica, hipercaliémia
Onda Q (patológica)	Larga	O infarto do miocárdio, Doença miocardia infiltrativa hipertrófica Cardiomiopatias, Rotação do coração, posicionamento do elétrodo
Onda T	Pequena, achatada ou invertida	MI, miocardite, idade, hiperventilação, HVE, digoxina, pericardite, embolia pulmonar, BRD, hipocalemia, BR
Intervalo RR	Variável	Bloqueio atrioventricular Mobitz tipo I e II, taquicardia atrial multifocal, BSA 2ºgrau
Intervalo QT	Longo	MI, miocardite, hipercaliémia, hipocaliémia, hipomagnesemia, hipotireoidismo, hemorragia intracerebral, AVC, síndrome congênita do QT longo, outros medicamentos
Intervalo PP	Variável	Arritmia sinusal, Bloqueio sinoatrial 2ºgrau
Segmento ST	Depressão	A isquemia miocardia; MI aguda posterior, hipertrofia ventricular, digoxina embolia pulmonar, BRE, BRD, hiperventilação, hipocalemia

**Tabela 4.31: Patologias associadas as ondas P, T e Q, ao segmento ST e ao intervalos RR, PP e QT presentes no sinal 103m da MITBIH-DB.**

#### **4.4.3. Sistema de apoio ao utilizador**

O sistema de apoio ao utilizador referido no capítulo 3 é suportado pelo ambiente GUI ('Graphical User: interface') do Matlab. Este sistema permite ao utilizador optar por três tipos de ações a qualquer momento: prosseguir, voltar atrás ou interromper os processos de aquisição do sinal, de deteção dos eventos e de identificação de possíveis patologias. A performance de cada passo do algoritmo global proposto (figura 3.4) pode ser acompanhada pelo utilizador de diversas formas:

- Por intermédio dos gráficos do sinal de ECG original e pré-processado, comparando ambos e verificando se o segundo já não possui ruído, se a linha de base está estável e se a amplitude máxima é 1mV;

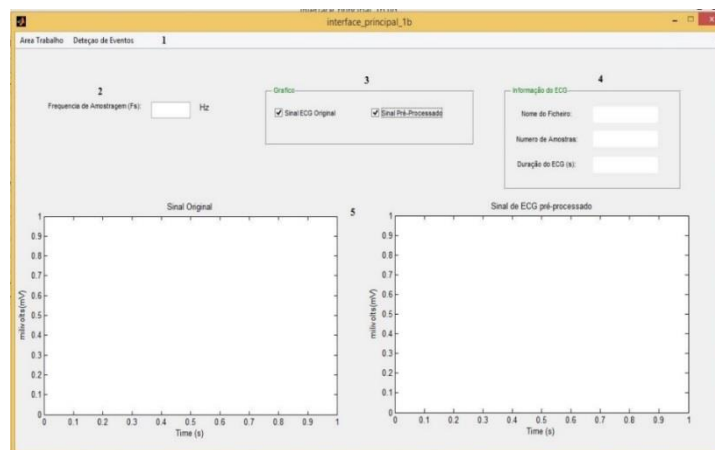
- Mostrando a localização das ondas com marcas de cores diferentes feitas diretamente no gráfico;
- Mostrando três tabelas, com a duração média dos segmentos, dos intervalos e a frequência cardíaca média do sinal pela ordem respectiva;
- Apresentando o resultado da análise do ECG relativamente à Frequência Cardíaca, ao Ritmo Cardíaco e aos valores de amplitude e duração dos eventos;
- Por fim o sinal de ECG é classificado de ‘Normal’ ou ‘Anormal’. Caso o sinal seja classificado de ‘Anormal’ são identificadas as patologias associadas aos eventos considerados anormais numa tabela.

### Descrição do sistema de apoio ao utilizador:

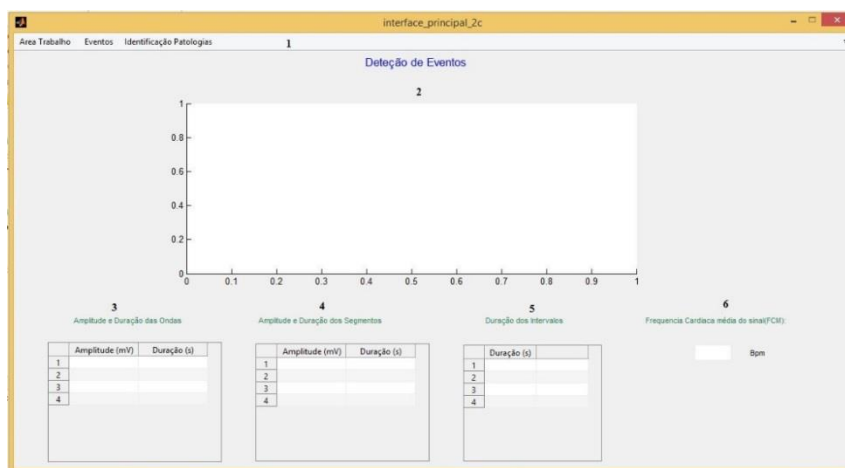
A comunicação com o utilizador é feita através de quatro janelas gráficas, conforme se observa nas figuras 4.40 a 4.43 ilustradas em baixo.



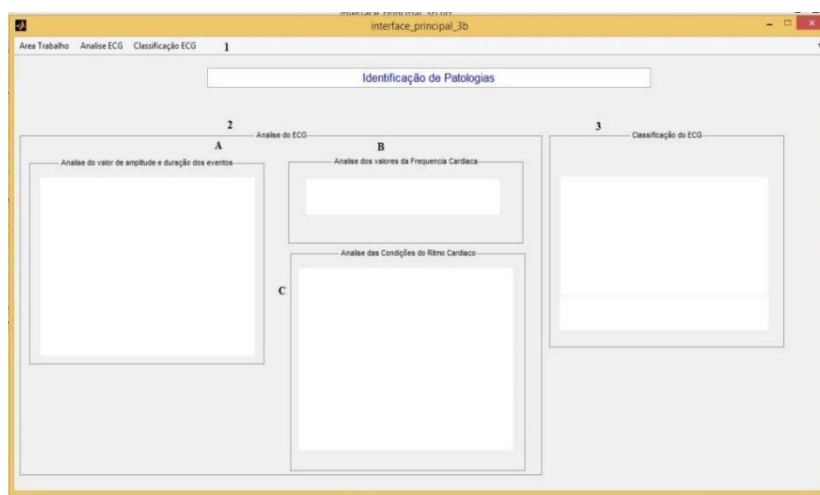
**Figura 4.40: Janela gráfica inicial da interface gráfica desenvolvida**



**Figura 4.41: Segunda janela gráfica da interface gráfico desenvolvido: fase de seleção da base de dados e do sinal de ECG e apresentação do resultado do pré-processamento do sinal**



**Figura 4.42: Terceira janela gráfica da interface gráfica desenvolvida: fase de detecção dos eventos e cálculo da FC**



**Figura 4.43: Quarta janela da interface gráfica desenvolvida: identificação das patologias associadas ao sinal em estudo**

A janela gráfica inicial ilustrada na figura 4.40 é constituída pelo botão **‘Entrar’** que ao ser pressionado abre a segunda janela gráfica representada na figura 4.41.

A segunda janela gráfica (figura 4.11) do interface gráfico é constituída por cinco zonas que possuem as funcionalidades descritas em baixo.

Na **zona 1** foi criada uma barra de menus composta por dois menus: **Área Trabalho** e **Detecção de Eventos**. O menu **Área Trabalho** engloba um conjunto de quatro opções **Abrir Arquivo**, **Limpar**, **Fechar** e **Sair**. A opção **Abrir Arquivo** abre uma janela onde é possível seleccionar o ficheiro correspondente ao sinal de ECG pretendido, sendo que todos os ficheiros devem possuir dois tipos de extensão (‘.mat’ ou ‘.dat’). A opção **Limpar** apaga a informação

disponibilizada nos gráficos da zona 5 e nas caixas de texto da zona 2 e 4. A opção 'Fechar' é usada para sair da janela gráfica da figura 4.42. Por fim a opção **Sair** foi criada caso o utilizador deseje sair do programa. O menu **Deteção de Eventos** inicializa a terceira janela gráfica do interface ilustrada na figura 4.42, onde será efetuada a deteção dos eventos presentes no sinal pré-processado.

Na **zona 2** encontra-se uma caixa texto onde pode ser introduzido o valor da frequência de amostragem ( $F_s$ ) do sinal de ECG escolhido na **zona 1**.

A **zona 3** é composta pelo painel **Gráficos** que possui dois botões: **Sinal ECG Original** e **Sinal Pré-processado**.

A **zona 4** mostra o nome do ficheiro do sinal de ECG, o número de amostras do ECG e a duração do ECG em três caixas de texto.

Na **zona 5** é mostrado no gráfico da esquerda o sinal de ECG original e no gráfico da direita o sinal pré-processado ao clicar nos botões da **zona 3**.

Em seguida apresenta-se as funcionalidades da terceira janela gráfica (figura 4.42) composta por seis zonas:

Na **zona 1** foi criada uma barra de menus composta por três menus: **Área Trabalho**, **Eventos** e **Identificação de Patologias**. O menu **Área Trabalho** é constituído pelas seguintes opções: **Limpar**, **Fechar** e **Sair**. A opção **Limpar** apaga a informação disponibilizada nos gráficos da zona 2, nas tabelas das zonas 2 a 5 e na caixa de texto da zona 6. A opção **Fechar** é usada para sair da janela gráfica da figura 4.43 e voltar à janela anterior. Por fim a opção **Sair** foi criada caso o utilizador deseje sair do programa. O menu **Eventos** é composto por quatro submenus: **Ondas**, **Segmentos**, **Intervalos** e **Frequencia\_cardiaca**. O submenu **Ondas** é um submenu com as opções **Complexo QRS**, **Onda T**, **Onda P**, **Onda U** e **Todas**. Cada opção deste submenu permite visualizar no gráfico da zona 2 a localização da onda seleccionada e na tabela da zona 3 a sua amplitude e a sua duração média. Existe ainda a possibilidade de visualizar a localização de todas as ondas no gráfico da zona 2 e as suas amplitudes e durações médias na tabela situada na zona 3. O submenu **Segmentos** é composto por três opções: **Segmento ST**, **Segmento PR** e **Todos**, onde na tabela da zona 4 é apresentado a amplitude e duração média do segmento seleccionado. Existe mais uma vez a possibilidade de visualizar a amplitude e duração média de todos os segmentos na tabela da zona 4. O submenu **Intervalo** é composto de seis opções **Intervalo RR**, **Intervalo PP**,

**Intervalo PR, Intervalo ST, Intervalo QT e Todos.** As cinco primeiras opções permitem visualizar na tabela da zona 5 a duração média desse intervalo, enquanto a última opção permite visualizar as durações médias de todos os intervalos na tabela da zona 5. O último submenu **Frequencia\_cardiaca** seleciona a frequência cardíaca média do sinal (FCM) a visualizar na caixa de texto da zona 6. O menu **Identificação de Patologias** inicializa a quarta janela gráfica do interface ilustrada na figura 4.43, onde será efetuada a identificação de patologias no ECG.

Relativamente à quarta janela gráfica (figura 4.43) da interface gráfica reportam-se três zonas com as seguintes funcionalidades:

Na **zona 1** foi criada uma barra de menus composta por três menus: **Área Trabalho, Analise do ECG e Classificação ECG.** O menu **Área Trabalho** é constituído pelas seguintes opções: **Fechar** e **Sair**. A opção **Fechar** é usada para sair da janela gráfica da figura 4.43 e voltar à janela anterior. Por fim a opção **Sair** foi criada caso o utilizador deseje sair do programa. O menu **Analise do ECG** é composto por quatro opções: **Amplitude e Duração Eventos, FC, RC e Todas.** A opção **‘Amplitude e Duração Eventos’** efetua a análise dos valores de amplitude e de duração dos eventos e apresenta o seu resultado na caixa de texto (A) da zona 2. A opção **‘FC’** realiza a análise dos valores da FC e apresenta o seu resultado na caixa de texto (B) zona 2. A opção **‘RC’** verifica se cada uma das condições descritas antes da tabela 2.4 é satisfeita, apresentando o seu resultado numa caixa de texto (C) da zona 2. A última opção **‘Todas’** permite apresentar o resultado de todas as análises referidas anteriormente nas caixas de texto (A,B e C) da zona 2. A opção **‘Classificação do ECG’** verifica se cada uma das condições apresentadas antes da tabela 2.1 são todas respeitadas considerando os resultados obtidos em (B), sendo que o seu resultado é apresentado nas duas caixas de texto da zona 3. Caso o sinal de ECG seja anormal é apresentada uma janela contendo uma tabela com as patologias associadas a cada evento considerado anormal.

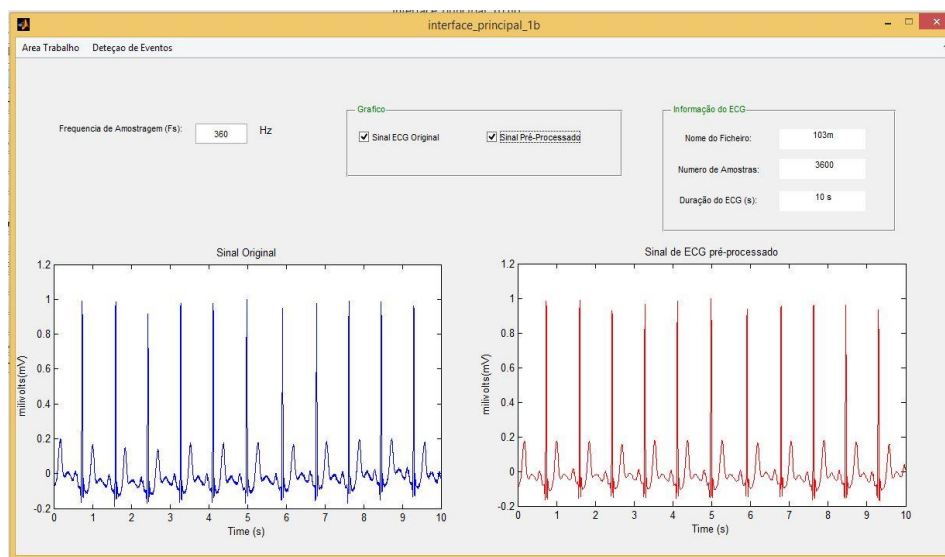
O Painel **Analise do ECG** situado na zona 2 é composto por três painéis assinalados na figura 4.43 com as letras de A, B e C. No painel (A) é mostrado o resultado da análise dos valores de amplitude e de duração dos eventos. No painel (B) é mostrado o resultado da análise da FC, enquanto no painel (C) é mostrado o resultado da análise do RC.

Por fim na zona **3** situa-se o painel **Classificação de patologias**, onde na primeira caixa de texto é mostrado as condições do ECG referidas em cima. Na segunda caixa de texto onde é mostrado a classificação do ECG.

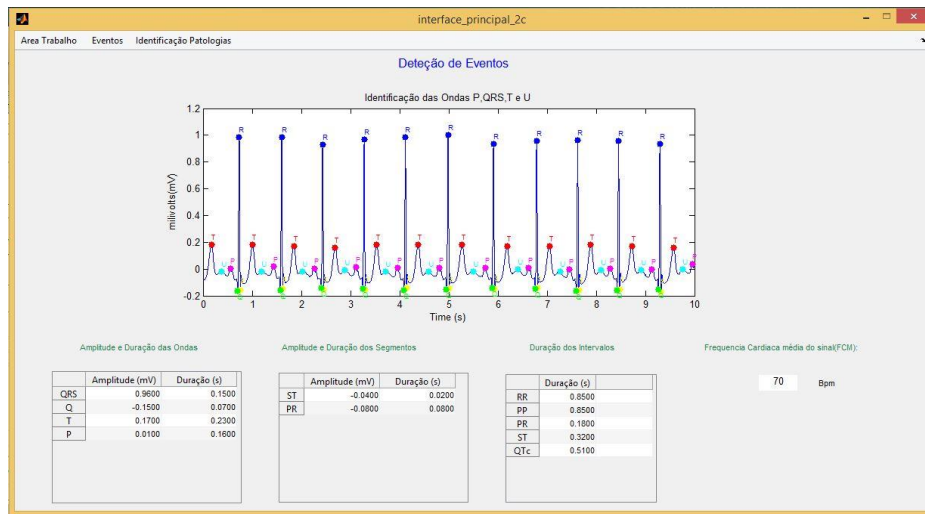
#### Exemplificação de utilização do sistema:

Ao correr o ficheiro **interface\_principal\_0.m** abre-se a janela gráfica inicial da interface (exemplificado na figura 4.40). Se o utilizador Clicar no botão **Entrar** (encontra-se no meio da figura 4.40) abre-se a segunda janela gráfica representada na figura 4.41. Clicando na opção **Abrir Arquivo** do menu **Área Trabalho** seleciona-se o ficheiro do sinal a analisar na janela seguinte, e introduzindo a frequência de amostragem ( $F_s$ ) do sinal, o utilizador pode visualizar a informação do ECG, tais como, o nome do ficheiro correspondente ao sinal escolhido, o número de amostras e a duração do ECG. Ainda é possível visualizar tanto o sinal original como o sinal pré-processado, conforme se verifica na figura 4.44.

Se o utilizador clicar no menu **Deteção de Eventos** uma terceira janela gráfica aparecerá. Admitindo que o utilizador escolheu visualizar no gráfico a localização e na tabela 1 a amplitude e a duração média de todas das ondas, na tabela 2 a amplitude e a duração média de todos os segmentos, na tabela 3 a duração média de todos os intervalos, e por fim na caixa de texto o valor da frequência cardíaca média (FCM), esta terceira janela teria o aspeto da representada na figura 4.45.

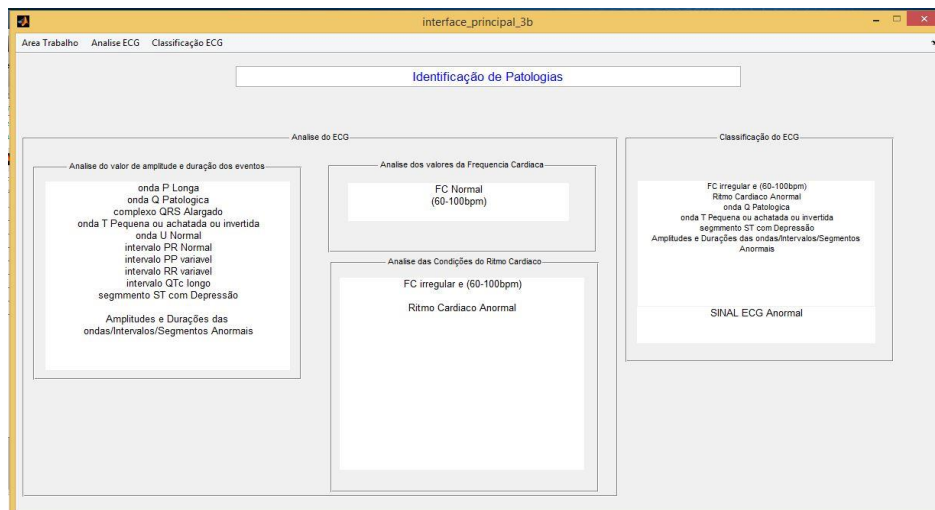


**Figura 4.44:** Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: segunda janela mostrando o sinal ECG original (esquerda) e após pré-processamento (direita).



**Figura 4.45: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: terceira janela permitindo a visualização dos eventos selecionados sobre o sinal em estudo.**

Ao clicar no menu **Identificação Patologias** abre-se a quarta janela gráfica representada na figura 4.46. Ao selecionado a opção **Todas** do menu **Análise ECG** obtém-se o resultado da análise da FC, do RC e dos valores de amplitude e duração dos eventos.



**Figura 4.46: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: quarta janela apresentando a análise e a classificação do sinal de ECG em estudo.**

Em último clicando no menu **Classificação ECG** aparece se cada condição foi respeitada e se o ECG é Normal ou Anormal. No caso do ECG Anormal é criada uma figura contendo numa tabela as patologias associadas a alguns eventos do ECG, conforme se observa na figura 4.47.

Onda/Segmento/Intervalos	Caraterização
1 onda P Longa	hipertrofia atrial direita
2 onda Q Patologica	M. Doença miocárdica infiltrativa hipertrofica, Cardiomiopatas, Rotação do coração, Erros de posicionamento do eletrodo
3 complexo QRS Alargado	Bloqueio de ramo direito ou esquerdo, vibração ou fibrilação ventricular, hipercalemia, hipercalemia, Síndrome de Wolf-Parkinson-White, taquicardia ventricular, Bloqueio atrioventricular de grau 1
4 onda T Pequena ou achatada ou invertida	MI, miocardite, idade, hiperventilação, HVE, digoxina, pericardite, embolia pulmonar, BRD, hipocalemia, BR
5 intervalo PP variavel	Arritmia sinusal, Bloqueio sinoatrial 2º grau
6 intervalo RR variavel	Bloqueio atrioventricular Mobitz tipo I e II, taquicardia atrial multifocal, BSA 2º grau
7 intervalo QTc longo	MI, miocardite, hipocalemia, hipomagnesemia, hipotireoidismo, hemorragia intracerebral, AVC, síndrome congênita do QT longo, outros medicamentos
8 segmento ST com Depressão	isquemia miocárdica, MI aguda posterior, hipertrofia ventricular, digoxina embolia pulmonar, BRE, BRD, hiperventilação, hipocalemia

**Figura 4.47: Exemplo de utilização do sistema de apoio ao utilizador: figura que apresenta as patologias identificadas e associadas a alguns eventos do ECG.**

## 4.5. Conclusão

Neste capítulo foram descritos os detalhes da implementação dos algoritmos de deteção de eventos em sinais de ECG já existentes (e publicados) e do algoritmo global proposto no âmbito desta tese. Foram também apresentados os resultados obtidos da aplicação dos referidos algoritmos em sinais das bases de dados consideradas.

O fluxograma do algoritmo global proposto é composto por quatro etapas: aquisição do sinal, pré-processamento do sinal, deteção de eventos, deteção de anomalias. A primeira etapa consiste na aquisição do sinal onde se efetua a escolha da base de dados e do sinal ECG pretendido procedendo-se à sua leitura. Em seguida atribui-se uma frequência de amostragem ao sinal em estudo. A segunda etapa trata do pré-processamento do sinal em estudo, onde se remove a linha de base do sinal em estudo, procedendo-se depois à remoção do ruído do sinal. Na terceira etapa efetua-se a deteção de todos os eventos presentes no sinal em estudo e na última etapa identificam-se possíveis anomalias nos eventos calculados anteriormente.

O método proposto foi implementado em Matlab. Conclui-se que o método proposto deteta todos os eventos presentes num ECG de forma correta, conseguindo assim identificar possíveis anomalias nos 35 sinais de ECG das bases de dados consideradas. Como se pretendia testar a metodologia proposta em sinais normais criou-se uma simulação de um sinal ECG, sendo que se verificou que a metodologia proposta também se aplicava a este tipo de sinais.

Por fim descreve-se a interface gráfica desenvolvida no âmbito desta tese, suportada pelo ambiente GUI (*'graphical user: interface'*) do Matlab, a qual facilita ao utilizador a deteção e identificação da localização dos eventos nos 35 sinais ECG e ainda a identificação de possíveis anomalias em sinais ECG com base na comparação dos eventos detetados automaticamente com os valores clínicos tabelados.

O desempenho do método de deteção de eventos e identificação de patologias proposto será analisado em comparação com os resultados obtidos pelos métodos escolhidos da literatura no capítulo seguinte desta tese.

## **5. Análise global dos resultados**

### **5.1. Introdução**

Este capítulo irá centrar-se na comparação do desempenho do método proposto no âmbito desta tese em relação aos métodos já existentes literatura.

Para tal são realizados dois níveis de comparação: a comparação dos métodos em relação ao número máximo de eventos que cada método implementado é capaz de localizar, e, a comparação em termos da precisão dos métodos.

Neste último caso considerou-se primeiramente o desempenho de cada método em termos das localizações temporais de cada pico, o qual será descrito em termos qualitativos considerando as classificações ‘bem detetado’ e ‘mal detetado’ usadas no capítulo anterior. É classificada como bem detetada uma onda cujo pico máximo é localizado no instante temporal que se comprova manualmente. Se ao analisar um sinal existir um pico máximo de uma onda que não foi detetado, ou, um pico máximo localizado erradamente, ou ainda um pico máximo identificado pelo método mas não existente no sinal, para esse sinal a classificação é de ‘mal detetado’.

Posteriormente analisa-se a precisão em termos do valor da amplitude do pico conforme calculada pelo método em comparação com o valor exato (medido manualmente). Esta análise envolve o cálculo de erros médio, mínimo e máximo das amplitudes máximas das ondas R, S, Q, T e P. Descrevem-se de seguida cada tipo de comparação efetuada.

### **5.2. Comparação em relação ao número máximo de eventos detetados**

Um diagnóstico automático de identificação de patologias num sinal de ECG deverá ser capaz de detetar o maior número de eventos presentes no sinal. Tendo em consideração que um sinal de ECG é composto por um total de quinze eventos - seis ondas (P, Q, R, S, T, U), dois segmentos (PR, ST), seis intervalos (PP, RR, PR, ST, QRS, QT) e a FC – sumaria-se na tabela 5.1 o número total de eventos detetados por cada um dos métodos considerados nesta tese, não contabilizando o cálculo de FC uma vez que este depende do cálculo de outros eventos

A tabela 5.1 comprova que o método proposto é o método que não só deteta o maior número de eventos em relação aos restantes métodos, como é o único que deteta todos os

eventos presentes no ECG. Tal característica permitirá ao método proposto realizar um estudo mais completo dos sinais ECG e consequentemente possibilitar um diagnóstico mais detalhado.

Métodos de detecção eventos	Número de eventos	Eventos
M. Proposto	15	Ondas, Segmentos, Intervalos e FC
Faruk UYSAL	3	Ondas do complexo Q-R-S
Willian Magalhães	6	Ondas (P,Q,R,S,T) e FC
Exemplo do matlab	3	Ondas do complexo Q-R-S
Ellie Billauer	2	Ondas R e S

**Tabela 5.1: Número de eventos que cada método implementado tem capacidade de detetar**

### 5.3. Comparação em relação à precisão

Em primeiro lugar será avaliado o desempenho de cada método descrito no capítulo anterior quanto à classificação de ‘bem detetados’ e ‘mal detetados’. A tabela 5.2 apresenta de forma resumida o que foi dito em cima:

Método	Bem detetados	Mal detetados
Willian Magalhães – original	28%	72%
Willian Magalhães – adaptado	47%	53%
Faruk Uysal	56%	44%
Matlab - original	0%	100%
Matlab - adaptado	54%	46%
Ellie Billauer - original	20%	80%
Ellie Billauer – adaptado	49%	51%
Método proposto	100%	0%

**Tabela 5.2: comparação qualitativa do desempenho dos métodos implementados**

Após a análise da tabela 5.2, confirma-se que o método proposto é sem dúvida o melhor método de detecção das ondas P, Q, R, S e T, pois deteta corretamente todas as ondas em 100% dos sinais de ECG.

O método que apresenta os piores resultados na detecção das ondas P, Q, R, S e T nos 35 sinais de ECG é o método do Willian Magalhães pois comparando o método original e o adaptado verifica-se que o desempenho do método melhorou, mas apresenta uma percentagem de ondas mal detetadas (53%) superior em relação à percentagem de ondas bem detetadas (47%).

Conforme referido, procedeu-se de seguida a uma avaliação da precisão do cálculo da amplitude dos picos máximos das ondas por cada método em função dos valores calculados manualmente. Considerou-se apenas a precisão da deteção dos picos máximos das ondas R, S, Q, T e P uma vez que o cálculo dos outros eventos é dependente do cálculo destes picos.

Começa por se calcular, para cada sinal  $j$  ( $j=1, \dots, 35$ ) processado por um determinado método, para cada ciclo cardíaco  $i$  (sendo  $i=1, \dots, N$  onde  $N$  é o número de ciclos cardíacos desse sinal) o erro do cálculo de um dado pico máximo  $e_{j,i}$  mediante cálculo do módulo da diferença entre o valor da amplitude desse pico máximo calculado por um método ( $a_{ci}$ ) e o valor exato calculado manualmente ( $a_{mi}$ ), como expresso na seguinte equação:

$$e_{j,i} = |a_{ci} - a_{mi}| \quad i = 1, \dots, N \quad e \quad j = 1, \dots, 35 \quad (5.1)$$

Depois calcula-se o valor médio do erro de cálculo de um dado pico para todos os ciclos cardíacos desse sinal:

$$\bar{e}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i \quad j = 1, \dots, 35 \quad (5.2)$$

Expandem-se este cálculo para se conhecer o valor médio do erro obtido no cálculo do pico máximo em causa para todos os  $j=1, \dots, 35$  sinais em estudo, por aplicação de um dado método, ou seja, calcula-se

$$\mu = \frac{1}{35} \sum_{j=1}^{35} (\bar{e}_j) \quad (5.3)$$

Estes erros são calculados para todos os picos máximos das ondas R, S, Q, T e P e para todos os métodos. A lista dos erros médios obtidos na deteção dos picos máximos para cada método está sumariada na tabela 5.3, em que se usou o valor de  $\alpha$  para representar o viés:

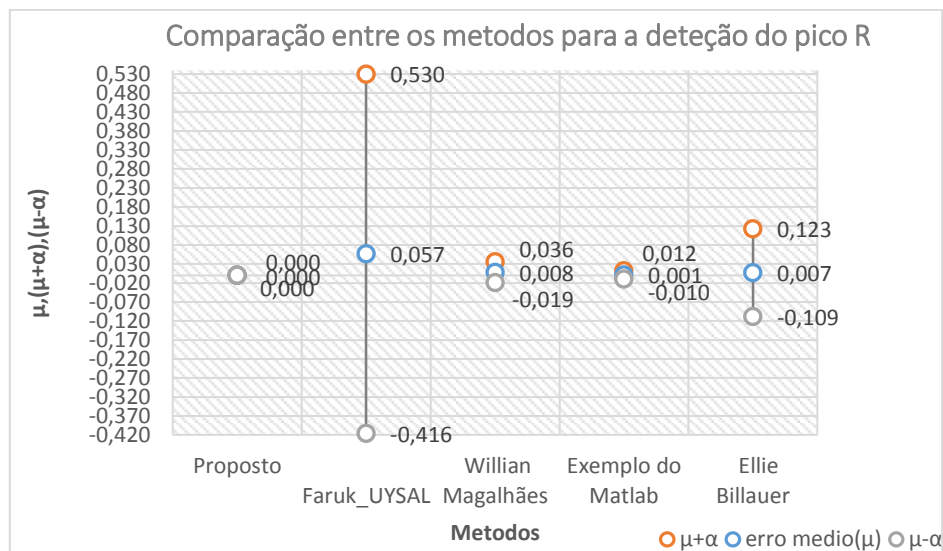
$$\alpha = \frac{|\bar{e}_{max} - \bar{e}_{min}|}{2} \quad (5.4)$$

Tendo como base os valores da tabela 5.3 foram construídos os gráficos das figuras 5.1 a 5.6 que permitem, de forma mais simplificada, efetuar a comparação do desempenho dos métodos testados nesta tese no que refere a precisão na deteção do pico máximo das ondas R, P e T e do pico mínimo das ondas S e Q.

Método / Tipo de onda	Pico da onda P		Pico da onda Q		Pico da onda R		Pico da onda S		Pico da onda T	
	$\mu$	$\alpha$	$\mu$	$\alpha$	$\mu$	$\alpha$	$\mu$	$\alpha$	$\mu$	$\alpha$
Proposto	0,000	0,000	0,001	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Faruk_UYSAL	NaN	NaN	0,033	0,172	0,057	0,473	0,034	0,187	NaN	NaN
Willian Magalhães	0,007	0,027	0,010	0,087	0,008	0,027	0,003	0,017	0,024	0,084
Exemplo do Matlab	NaN	NaN	0,027	0,185	0,001	0,011	0,022	0,192	NaN	NaN
Ellie Billauer	NaN	NaN	NaN	NaN	0,007	0,116	0,028	0,181	NaN	NaN

**Tabela 5.3: Comparação dos erros médios obtidos por todos os métodos no cálculo dos picos máximos das ondas P, Q, R, S e T; NaN significa que o método em causa não contempla o cálculo do respetivo pico da onda**

Observando a figura 5.1 verifica-se que o método proposto foi o método onde os picos das ondas R foram detetados com a maior precisão ( $\mu=0$  e  $\mu+\alpha=0$   $\mu-\alpha=0$ ). O método de Matlab foi o que apresentou erro médio mais próximo do método proposto. De referir que o método de Faruk Uysal apresenta uma grande dispersão de erros médios ( $\mu+\alpha=0,530$   $\mu-\alpha=-0,416$ ) pelo que o seu desempenho dependerá das características do sinal em estudo.



**Figura 5.1: Comparação do erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu+\alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu-\alpha$ ) no cálculo do pico R pelos métodos testados**

No caso do pico mínimo das ondas S e Q ao visualizar as figuras 5.2 e 5.3 verifica-se que o método proposto continua a ser o mais preciso, sendo o método de Willian Magalhães o que apresenta menores erros de entre os restantes métodos.

No caso do pico máximo das ondas P e T, devido às características dos métodos só se puderam comparar o método proposto e o de Willian Magalhães, tendo-se de novo verificado

que o método proposto é o que melhor desempenho apresenta, como se pode observar nas figuras 5.4 e 5.5.

Visto isto, pode afirmar-se sem equívocos que o método desenvolvido no âmbito desta tese é o método com maior precisão de entre os testados para a deteção automática do pico das ondas P, Q, R, S e T e consequentemente dos restantes eventos clínicos dos sinais de ECG.

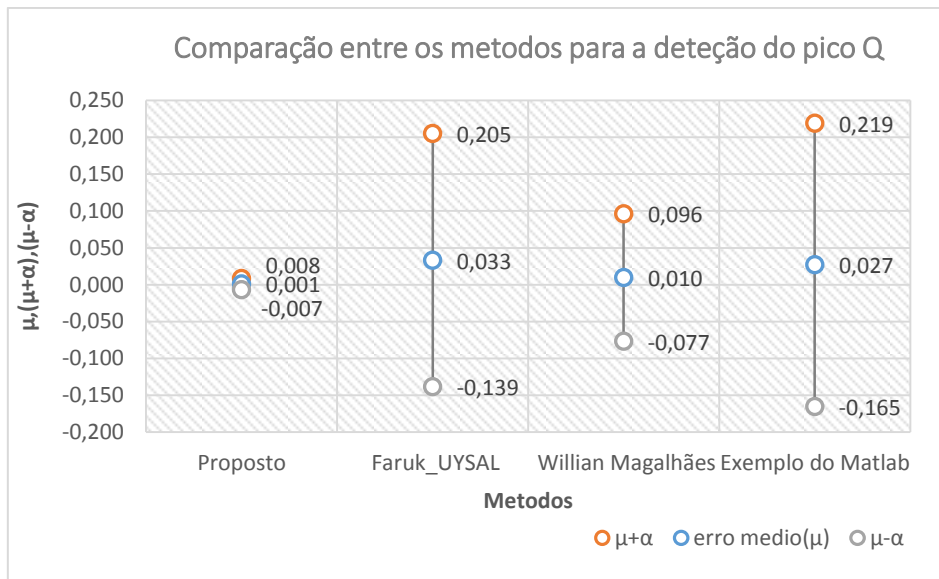


Figura 5.2: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu + \alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu - \alpha$ ) do cálculo do pico Q por cada um dos 4 métodos

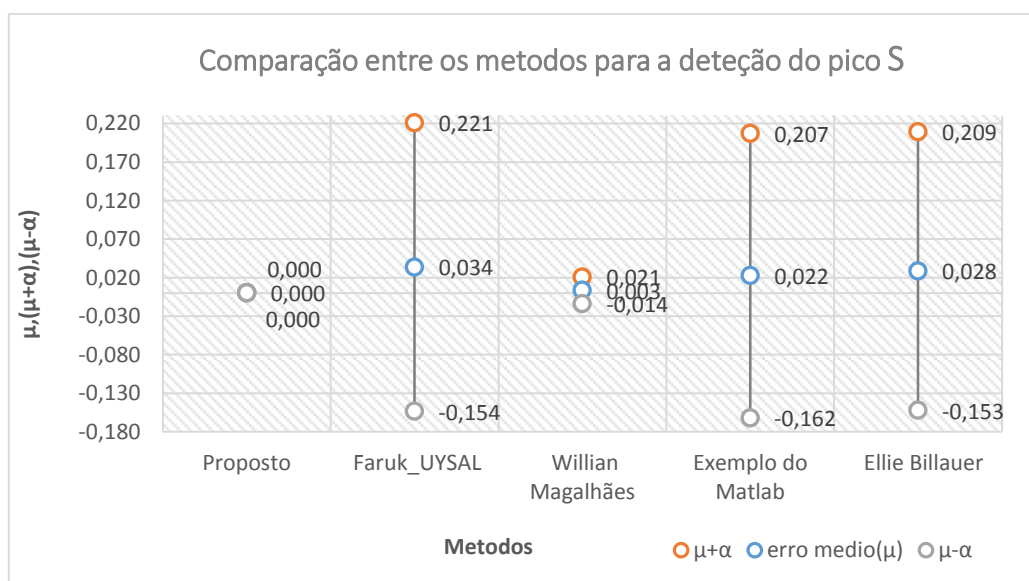


Figura 5.3: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu + \alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu - \alpha$ ) do cálculo do pico S por cada um dos 4 métodos

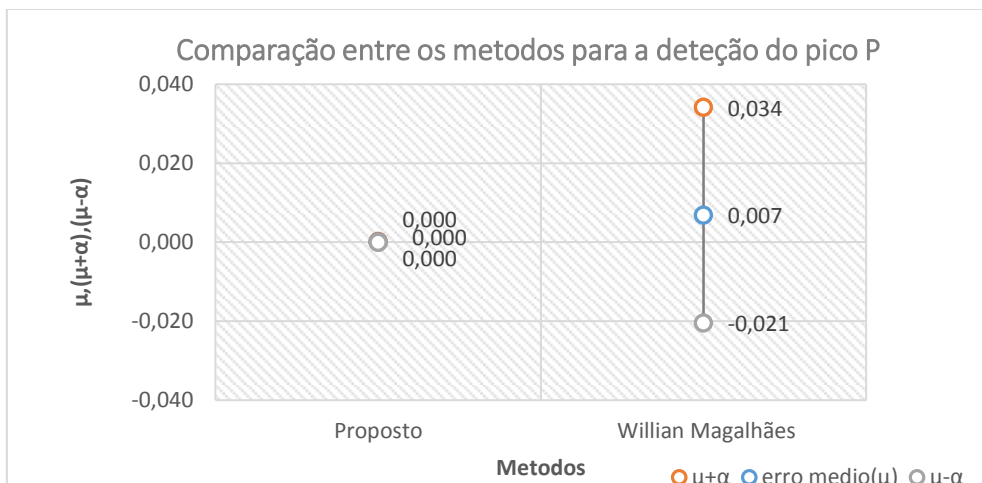


Figura 5.4: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu + \alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu - \alpha$ ) do cálculo do pico P entre método proposto e o método do Willian Magalhães

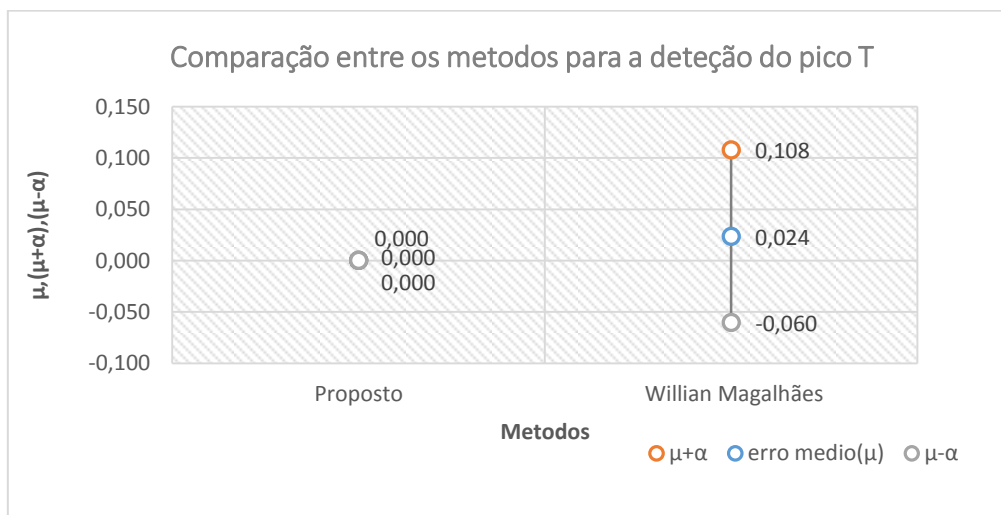


Figura 5.5: Gráfico que compara o erro médio ( $\mu$ ), o desvio máximo ( $\mu + \alpha$ ) e o desvio mínimo ( $\mu - \alpha$ ) do cálculo do pico T entre método proposto e o método do Willian Magalhães

## 5.4. Conclusão

Neste capítulo foi efetuada uma comparação do desempenho do método proposto no âmbito desta tese em relação aos métodos já existentes literatura, onde foram realizados dois níveis de comparação: a comparação dos métodos em relação ao número máximo de eventos que cada um é capaz de localizar, e a comparação em termos da precisão dos métodos.

Em primeiro lugar foi realizada a comparação entre métodos em relação ao número máximo de eventos detetados, o que permitiu identificar o método capaz de detetar todos ou a maior parte dos eventos presentes no ECG em relação aos restantes métodos. Esta

característica permitiu a esse método identificar as patologias associadas a cada um dos eventos detetados.

Depois foi efetuada a comparação em termos da precisão dos métodos, onde primeiramente foi analisada a precisão de cada método nas localizações temporais do pico das ondas considerando as classificações de ‘bem detetado’ e ‘mal detetado’, e em seguida analisou-se a precisão de cada método em termos do valor da amplitude do pico conforme calculada pelo método em comparação com o valor exato (medido manualmente). Esta análise envolveu o cálculo do erro médio, mínimo e máximo das amplitudes máximas das ondas R, S, Q, T e P.

Comprova-se assim que o método desenvolvido no âmbito desta tese é considerado o melhor método de deteção automática de eventos não só pelo facto que é o método que engloba um maior número de eventos detetados num ECG, como o pico das ondas P-Q-R-S e T são detetados com 100% de precisão e sem qualquer erro ou muito próximo de zero.

## **6. Conclusão final**

### **6.1. Conclusão**

O trabalho desenvolvido nesta tese teve como objetivo a criação de uma ferramenta computacional que possibilitasse a extração fiável e automática de um máximo de eventos de sinais de ECG que possibilitassem a identificação de possíveis patologias associadas a esses eventos. Pretendia-se também que a ferramenta admitisse para análise sinais provenientes de diferentes origens.

Para tal foi efetuada uma vasta pesquisa na literatura para identificar métodos que efetuassem a deteção do maior número de eventos presentes num sinal ECG e que permitissem a caracterização das patologias associadas. Verificou-se que a grande maioria dos métodos existentes permitia o cálculo de apenas alguns dos 15 possíveis eventos clínicos identificáveis em sinais de ECG, e que para além disso eram especificamente desenhados para processar sinais provenientes de determinada base de dados. Assim sendo, de entre os métodos consultados, consideraram-se significativos os métodos de elaborados por Willian Magalhães, Faruk Uysal e Ellie Billauer, e ainda o método contido no Matlab.

Analisado o funcionamento, vantagens e restrições de cada um destes métodos foi desenvolvida uma metodologia de pesquisa dos 15 eventos clínicos em sinais ECG, independente da caracterização original do sinal e que possibilitasse ao utilizador uma de classificação diagnóstica assente na comparação dos valores calculados para os eventos desse sinal e os valores tabelados de caracterização de patologias.

A metodologia proposta no âmbito desta tese inclui quatro fases: a primeira referente à aquisição do sinal, seguida de pré-processamento desse sinal, a deteção de todos os eventos presentes no ECG em causa, e por fim, a identificação das possíveis patologias associadas aos eventos identificados nesse sinal. Para tornar mais fácil a interação do utilizador com o sistema computacional de processamento dos sinais foi desenvolvida uma interface gráfica suportada pelo ambiente GUI do Matlab. Esta interface, requerendo uma intervenção do utilizador para escolha do sinal a analisar, integra toda a parametrização necessária ao processamento dos algoritmos sem necessidade de intervenção do utilizador e apresenta no final uma tabela descrevendo os valores dos eventos encontrados e a sua possível origem patológica.

O método proposto e os 4 métodos recolhidos da literatura foram implementados em Matlab e testados em 35 sinais de ECG provenientes de três bases de dados distintas e num sinal de ECG sem patologias associadas, sinal este simulado computacionalmente.

Da análise dos resultados obtidos da implementação dos 4 métodos recolhidos da literatura (apresentados no capítulo 3), verifica-se que, mesmo escolhendo a melhor parametrização para cada um dos métodos em busca de um melhor desempenho, nenhum destes métodos permite uma parametrização única para a deteção indiferenciada de um dado sinal de entre os 35 sinais ECG considerados nesta tese. Provou-se ainda que, mesmo no caso de utilização da parametrização com melhor desempenho, os métodos detetam erradamente a localização dos eventos numa grande parte dos 36 sinais ECG considerados.

Contudo, os resultados obtidos com a aplicação do método desenvolvido no âmbito desta dissertação (apresentado no capítulo 4) provam a capacidade do mesmo na deteção de todos os eventos, identificando a localização dos eventos de forma fiável e automática, para além de fazerem uma indexação correta das patologias que lhe são associadas.

Pode afirmar-se que a deteção dos picos das ondas P, Q, R, S, T, e U é 100% eficaz ao aplicar o método proposto tanto nos 35 sinais ECG das bases de dados como no sinal ECG simulado. Em termos da deteção dos intervalos e segmentos verifica-se também 100% e 90% de identificação e cálculo de localização ao aplicar o método proposto no sinal simulado e nos 35 sinais ECG das bases de dados, respetivamente. Devido à parametrização utilizada no cálculo dos segmentos verificou-se uma diminuição do desempenho que se refletiu no cálculo dos intervalos. A indexação de patologias verificou-se ser 100% eficaz tanto para os sinais provenientes das bases de dados como para o sinal simulado, quando comparados os resultados automaticamente calculados com verificações manuais.

O desempenho do método proposto na tese foi comparado com o desempenho dos 4 métodos recolhidos da literatura (ver capítulo 5). A comparação do desempenho destes métodos foi feita em duas vertentes, uma tendo em consideração o número de eventos possível de ser calculado por cada um dos métodos implementados, e a outra considerando os erros cometidos no cálculo da localização dos eventos face aos seus valores exatos (calculados manualmente) bem como a dispersão associada a esses erros. Neste último caso, consideraram-se para análise os valores das amplitudes do pico das ondas R, S, Q, T, P e U.

Conclui-se então que, de entre os métodos estudados nesta dissertação, o método proposto é o método de deteção de eventos e de identificação de anomalias que produz

resultados mais fiáveis e completos, englobando a caracterização dos 15 eventos clínicos associados aos sinais de ECG, e permitindo a análise de sinais de ECG de diferentes proveniências.

## **6.2. Linhas futuras**

Reconhecendo que os sinais de ECG podem assumir vários tipos de particularidades, provenientes quer do foro clínico quer do foro instrumental, e como tal merecerem ajustes algorítmicos à medida que essas mesmas particularidades se vão identificando, considera-se relevante apontar algumas linhas de pesquisa a curto prazo, nomeadamente.

- Melhorar a metodologia de deteção dos segmentos PR e ST do método proposto nomeadamente a parametrização relativa à localização automática dos pontos PJ e PQ;
- Experimentar o algoritmo proposto em mais bases de dados.

## 7. Bibliografia

- [1] A. A, “Global status report on noncommunicable diseases,” 2010. [Online]. Available: [http://www.who.int/nmh/publications/ncd\\_report2010/en/](http://www.who.int/nmh/publications/ncd_report2010/en/). [Acedido em 2 3 2014].
- [2] “Exames de diagnóstico - Diagnóstico das doenças cardíacas - Secção 3 : Doenças cardiovasculares - Manual Merck para a Família,” [Online]. Available: <http://www.manualmerck.net/?id=41&cn=610>. [Acedido em 14 10 14].
- [3] “DOWNLOADS | O ELETROCARDIOGRAMA,” [Online]. Available: <http://ecgepm.com/downloads/>. [Acedido em 10 9 14].
- [4] “SADS - sudden arrhythmic death syndrome,” [Online]. Available: [http://www.sads.org.uk/cardiac\\_tests.htm](http://www.sads.org.uk/cardiac_tests.htm). [Acedido em 14 7 10].
- [5] [Online]. Available: <http://paginas.fe.up.pt/~ee07135/documentacao/dissertacao-mieec-ricardodias-ee07135.pdf>. [Acedido em 11 6 2014].
- [6] “Paroxysmal Atrial Fibrillation and Electrocardiogram Predictors,” [Online]. Available: <http://courses.media.mit.edu/2002fall/mas622j/proj/students/rondoni/>. [Acedido em 14 3 1].
- [7] “eletrocardiograma,” [Online]. Available: <http://www.ebah.com.br/content/ABAAAAbWAAK/electrocardiograma>. [Acedido em 12 1 14].
- [8] “the merkel manual,” [Online]. Available: [http://www.merckmanuals.com/professional/cardiovascular\\_disorders/cardiovascular\\_tests\\_and\\_procedures/electrocardiography\\_ecg.html#v931664](http://www.merckmanuals.com/professional/cardiovascular_disorders/cardiovascular_tests_and_procedures/electrocardiography_ecg.html#v931664). [Acedido em 22 7 2014].
- [9] “Blog do ECG,” [Online]. Available: <http://blogdoecg.blogspot.pt/2010/04/ecg-normal.html>. [Acedido em 05 08 2014].
- [10] “<http://fisiologia.med.up.pt>,” [Online]. Available: [http://fisiologia.med.up.pt/Textos\\_Apoio/cardiaco/ECG.pdf](http://fisiologia.med.up.pt/Textos_Apoio/cardiaco/ECG.pdf). [Acedido em 5 5 2014].
- [11] “Electrocardiogram,” [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/Electrocardiogram>. [Acedido em 11 11 2013].
- [12] “<http://www.slideshare.net>,” [Online]. Available: <http://www.slideshare.net/DiogoTinumdaSilva/electrocardiograma-completo>. [Acedido em 6 8 2014].
- [13] “Nocoos Basicas De Electrocardiograma E Arritmias,” [Online]. Available: [https://books.google.pt/books?id=s0tXTZfeS-MC&pg=PA40&dq=O+m%C3%A9todo+por+observa%C3%A7%C3%A3o+das+linhas+verticais+e+a+onda+R&hl=pt-PT&sa=X&ei=JwX\\_VMjxKYHsULzYgsgB&ved=0CCUQ6AEwAQ#v=onepage&q=O%20m%C3%A9todo%20por%20observa%C3%A7%C3%A3o%20das%20linhas%20](https://books.google.pt/books?id=s0tXTZfeS-MC&pg=PA40&dq=O+m%C3%A9todo+por+observa%C3%A7%C3%A3o+das+linhas+verticais+e+a+onda+R&hl=pt-PT&sa=X&ei=JwX_VMjxKYHsULzYgsgB&ved=0CCUQ6AEwAQ#v=onepage&q=O%20m%C3%A9todo%20por%20observa%C3%A7%C3%A3o%20das%20linhas%20). [Acedido em 14 4 11].
- [14] “<http://www.ijsrp.org>,” [Online]. Available: <http://www.ijsrp.org/research-paper-1212/ijsrp-p1276.pdf>. [Acedido em 7 8 2014].
- [15] “Sinus\_rhythm,” [Online]. Available: [http://en.wikipedia.org/wiki/Sinus\\_rhythm](http://en.wikipedia.org/wiki/Sinus_rhythm). [Acedido em 4 7 2014].
- [16] “ebookbrowsee,” [Online]. Available: <http://ebookbrowsee.net/halrangel1dissprt-pdf-d52119562>. [Acedido em 25 3 2014].
- [17] W. V. C. MAGALHÃES, “SISTEMA DE ANÁLISE PARA ELECTROCARDIOGRAMA,” 2012. [Online]. [Acedido em 12 12 2013].
- [18] F. UYSAL, “QRS Detection Example,” [Online]. Available: <http://matlabz.blogspot.pt/2011/04/contents-cancellation-dc-drift-and.html>. [Acedido em 12 12 2013].
- [19] “Peak Analysis,” [Online]. Available: <http://www.mathworks.com/help/signal/examples/peak->

- analysis.html. [Acedido em 14 2 13].
- [20] E. Billauer. [Online]. Available: <http://www.billauer.co.il/peakdet.html>. [Acedido em 12 12 2013].
- [21] “Comparisons of Different Approaches for Removal of Baseline Wander from ECG Signal-,” [Online]. Available: <http://ijcaonline.org/icwet/number5/BM254.pdf>. [Acedido em 15 2 14].
- [22] C. R. M. a. H. N. Keiser., “‘Electrocardiogram baseline estimation and removal using cubic splines and space-state computation techniques’,,” *Computers and biological research*, vol. 10, n° 5, pp. 459-470., 1977.
- [23] [Online]. Available: [www2.pelotas.ifsul.edu.br/coutinho/Filtros\\_01.ppt](http://www2.pelotas.ifsul.edu.br/coutinho/Filtros_01.ppt). [Acedido em 12 9 2014].
- [24] H. Lohninger, “Fundamentals of Statistics,” [Online]. Available: [http://www.statistics4u.com/fundstat\\_eng/cc\\_filter\\_savgolay.html#](http://www.statistics4u.com/fundstat_eng/cc_filter_savgolay.html#). [Acedido em 14 1 2015].
- [25] “wikipedia- Filtro Butterworth,” [Online]. Available: [http://en.wikipedia.org/wiki/Butterworth\\_filter](http://en.wikipedia.org/wiki/Butterworth_filter).
- [26] P. J. a. T. WJ, “A real-time QRS detection algorithm,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 32, n° 3, pp. 230-236, march 1985.
- [27] [Online]. Available: <http://www.mat.uc.pt/~ecs/cap6.pdf>. [Acedido em 12 3 2014].
- [28] R. M. Rangayyan, “SIGNAL\_DATA\_FILES,” [Online]. Available: [http://www.enel.ucalgary.ca/People/Ranga/enel563/SIGNAL\\_DATA\\_FILES/](http://www.enel.ucalgary.ca/People/Ranga/enel563/SIGNAL_DATA_FILES/). [Acedido em 14 1 13].
- [29] “physionbank,” [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/>. [Acedido em 14 7 2014].
- [30] “MIT-BIH Arrhythmia Database,” [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. [Acedido em 3 3 2014].
- [31] “The PTB Diagnostic ECG Database,” [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/ptbdb/>. [Acedido em 13 1 14].
- [32] “St.-Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database,” [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/incartdb/>. [Acedido em 12 12 14].
- [33] “ANSI/AAMI EC13 Test Waveforms,” [Online]. Available: <http://www.physionet.org/physiobank/database/aami-ec13/>. [Acedido em 13 1 14].
- [34] T. S. F. C. S. A. TECHNOLOGY, “Afiliada à British Cardiac Society,” [Online]. Available: <http://www.scst.org.uk/>. [Acedido em 15 2 2014].
- [35] “capIV - interpolação polinomial,” [Online]. Available: <http://www.mat.uc.pt/~ecs/cap6.pdf>. [Acedido em 1 5 2014].

## Anexos:

### Anexo A: Derivações de um ECG padrão

Nas derivações periféricas bipolares (DI, DII e DIII) dois elétrodos são ligados a dois membros cujas posições correspondem a lados opostos do coração. As tensões medidas pelo ECG são classificadas de acordo com os membros que são ligados a cada terminal do ECG, seja o positivo ou o negativo [16].

Nas derivações periféricas unipolares (AVR, AVL, AVF) um dos membros é conectado ao terminal positivo do ECG, enquanto todos os outros membros, braços e pernas, são conectados a um terminal negativo em comum. O membro ao qual o terminal positivo é conectado determina a denominação da derivação [16].

Nas derivações precordiais ou torácicas (V1 a V6) o eletrodo é colocado sobre o tórax, o qual é ligado ao terminal positivo do ECG. Os terminais negativos são ligados a ambos os braços e à perna esquerda [16].

A tabela 0.1 apresenta e descreve o tipo de ligação para cada uma das doze derivações do ECG [16]:

<b>Derivação</b>	<b>Tipo de Ligação</b>
DI	Terminal positivo é ligado ao braço esquerdo e terminal negativo é ligado ao braço direito.
DII	O terminal positivo é ligado à perna esquerda e o terminal negativo é ligado ao braço direito.
DIII	Terminal positivo é ligado à perna esquerda e terminal negativo é ligado ao braço esquerdo.
AVR	Terminal positivo é ligado ao braço direito
AVL	Terminal positivo é ligado ao braço esquerdo
AVF	Terminal positivo é ligado à perna esquerda,
V1 a V2	Colocação do eletrodo no quarto espaço entre as costelas, à direita e à esquerda do esterno respetivamente
V3	Obtida na posição média entre V2e V4.
V4	Obtido a partir do quinto espaço entre as costelas do lado esquerdo, na linha média da clavícula
V5 e V6	V5 e V6 são colocadas na mesma altura que V4, mas nas linhas anterior e do meio da axila respetivamente

Tabela 0.1: Tipo de ligação para as doze derivações existentes num ECG [14]

## **Anexo B: Descrição das bases de dados da physionet**

A Aamidb [29] é composta por 10 gravações curtas que são especificadas correntemente pela *American Nacional Standard* para testar vários dispositivos que medem a frequência cardíaca. As gravações incluem Tanto sinais simulados como recolhidos de pacientes.

A MITBIH-DB [31] do Instituto de Tecnologia de Massachusetts e do Hospital Beth Israel (MIT-BIH) é composta por 48 (totalmente anotados) trechos de meia hora de gravações de ECG ambulatória de dois canais, obtidos de 47 indivíduos estudados pelo Laboratório de arritmia BIH, entre 1975 e 1979. Vinte e três gravações foram escolhidas aleatoriamente de um conjunto de 4000 períodos de 24 horas de ECG ambulatória coletados a partir de uma população mista de pacientes (cerca de 60%) e ambulatório (cerca de 40%) no Beth Israel Hospital, em Boston, e as restantes 25 gravações foram selecionados a partir do mesmo conjunto por forma a incluir arritmias menos comuns, mas clinicamente significativas que não seriam bem representadas numa pequena amostra aleatória. Os sujeitos foram 25 homens com idades entre 32-89 anos e 22 mulheres com idade entre 23-89 anos. As gravações foram digitalizadas a 360 amostras por segundo por canal com resolução de 11 bits em uma faixa de 10 mV.

A PTB-DB [31] é composta por 549 registros de 290 indivíduos (com idades entre 17 e 87, com média de 57,2 anos; 209 homens, com idade média de 55,5, e 81 mulheres, com idade média de 61,6 anos; as idades não foram registrados para um individuo do sexo feminino e 14 do sexo masculino) sendo que cada ECG foi tirado de voluntários saudáveis e pacientes com diferentes doenças cardíacas pelo Professor Michael Oeff, do Departamento de Cardiologia da Universidade Clínica de Benjamin Franklin, em Berlim, Alemanha. Cada indivíduo é representado por um a cinco registros. Cada registro inclui 15 sinais medidos simultaneamente: as 12 derivações convencionais (i, ii, iii, avr, avl, avf, V1, V2, V3, V4, V5, V6) em conjunto com as 3 ECGs principais Frank (vx, vy, vz). Cada sinal é digitalizado em 1000 amostras por segundo, com resolução de 16 bits em uma faixa de  $\pm 16.384$  mV. Dentro do cabeçalho do arquivo (hea.) da maioria desses registros de ECG inclui-se um resumo clínico detalhado, incluindo idade, sexo, diagnóstico e, quando aplicável, os dados sobre a história médica, medicação e intervenções, patologia da artéria coronária, ventriculografia, ecocardiografia, e hemodinâmica. Esta base de dados possui pacientes

de diversas classes de diagnóstico: infarto do miocárdio, miocardite, disritmia, bloqueio do ramo, cardiomiopatia/falha do coração, hipertrofia miocárdica, doença cardíaca valvular, e controlo de saúde.

A SPICT-DB [32] é composta por 75 registos anotados extraídos de 32 registos Holter. Cada registo tem a duração de 30 minutos e contém parâmetros padronizados. Cada amostra tem uma frequência de 257Hz e um conversor de analógico para digital com um ganho que varia entre 250-1100 o qual converte unidades para milivolts. O registo original foi colhido de pacientes após vários testes para detetar doenças das artérias coronárias (17 homens, 15 mulheres, idades entre 18-80 e média de idades 58 anos). Nenhum dos pacientes tem *pacemakers*, alguns apresentam batimentos ectópicos ventriculares. A seleção dos registos a incluir nesta base de dados foi dando preferência aos sujeitos com um ECG consistente com isquemia, doença da artéria coronária, arritmias.

### Anexo C: Interpolação Quadrática

A interpolação quadrática [33] consiste em considerar um polinómio único que passe por três pontos distintos  $(x_0, f(x_0))$ ,  $(x_1, f(x_1))$  e  $(x_2, f(x_2))$ . Sendo que a fórmula de interpolação assume a seguinte forma quadrática

$$y = a + bx + cx^2 \quad (0.1)$$

Obtendo-se as seguintes equações

$$\begin{cases} x_0 : a + bx_0 + cx_0^2 = f_0 = f(x_0) \\ x_1 : a + bx_1 + cx_1^2 = f_1 = f(x_1) \\ x_2 : a + bx_2 + cx_2^2 = f_2 = f(x_2) \end{cases} \quad (0.2)$$

O sistema possui uma única solução  $[abc]^T$  se o determinante da matriz dos coeficientes for não-nula, isto é,

$$A = \begin{vmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 \\ 1 & x_1 & x_1^2 \\ 1 & x_2 & x_2^2 \end{vmatrix} \neq 0 \Rightarrow (x_2 - x_1)(x_2 - x_0)(x_1 - x_0) \neq 0 \quad (0.3)$$

Se não existirem dois pontos iguais o cálculo dos coeficientes da equação (0.2) é efetuada através das seguintes equações:

$$\begin{cases} a = f_0 - bx_0 - cx_0^2 \\ b = \frac{f_1 - f_0}{x_1 - x_0} - c(x_1 + x_0) \\ c = \frac{1}{x_2 - x_1} \left( \frac{f_2 - f_0}{x_2 - x_0} - \frac{f_1 - f_0}{x_1 - x_0} \right) \end{cases} \quad (0.4)$$

## Anexo D: algoritmo de Pan Tompkins

Pan-Tompkins propõem um método de detecção QRS [25] em tempo real baseado na análise do declive, da amplitude e do comprimento do complexo QRS.

Para pré-processar o sinal este método inclui uma série de técnicas tais como: filtros (passa-alto e passa-baixo) e operadores que realizam derivação, o quadrado, integração. Por fim o algoritmo de detecção de eventos consiste em operações de *thresholding* adaptável e procedimentos de pesquisa.

A figura 0.1 ilustra os passos do método numa forma esquemática:

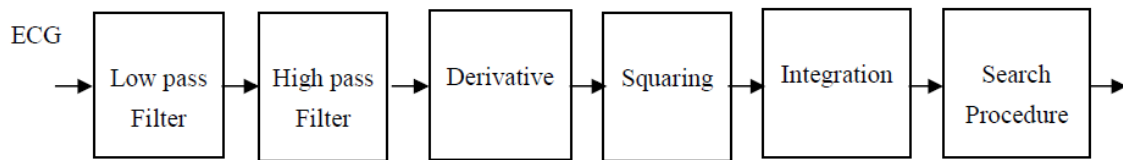


Figura 0.1:diagrama de blocos do algoritmo de detecção QRS de Pan-Tompkins [25]

O algoritmo de Pan-Tompkins utiliza um filtro passa-baixo recursivo por este conter coeficientes inteiros que reduzem a complexidade computacional. A função de transferência é dada pela seguinte equação:

$$H(z) = \frac{1(1-z^{-6})^2}{32(1-z^{-1})^2} \quad (0.5)$$

A relação entre a saída  $y(n)$  e a entrada  $x(n)$  é definida através da seguinte equação:

$$y(n) = 2y(n-1) - y(n-2) + \frac{1}{32}[x(n) - 2x(n-6) + x(n-12)] \quad (0.6)$$

Com uma taxa de amostragem de 200 Hz, o filtro tem uma frequência de corte bastante baixa, de  $f_c = 11$  Hz, o que introduz um atraso de cinco amostras ou seja o correspondente a 25 ms. O filtro fornece uma atenuação superior a 35 dB a 60 Hz.

O filtro passa alto utilizado no algoritmo é implementado como um filtro passado menos um filtro passa-baixo. O componente que passa baixo tem a seguinte função de transferência

$$H_{lp}(z) = \frac{1-z^{-32}}{1-z^{-1}} \quad (0.7)$$

A relação entre a entrada e a saída é definida como

$$y(n) = y(n - 1) + x(n) - (n - 32)] \quad (0.8)$$

E a função de transferência  $H_{hp}(z)$  do filtro passa-alto é definida por

$$H_{hp}(z) = z^{-16} - \frac{1}{32} H_{lp}(z) \quad (0.9)$$

A saída  $p(n)$  do filtro passa-alto é dada pela seguinte equação diferença

$$p(n) = x(n - 16) - \frac{1}{32} [y(n) + x(n) - x(n - 32)] \quad (0.10)$$

Com a relação entre  $x(n)$  e  $y(n)$  presente na equação, o filtro passa-alto tem uma frequência de corte de 5Hz e introduz um atraso de 80ms.

O operador derivativo usado pelo algoritmo de Pan-Tompkins é definido pela seguinte função de transferência [25] :

$$H(z) = \left(\frac{1}{8}\right) (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (0.11)$$

Fazendo a convolução entre as duas equações anteriores o resultado é a seguinte equação:

$$y(n) = \frac{1}{8} (2x(n) + x(n - 1) - x(n - 3) - 2x(n - 4)) \quad (0.12)$$

O que aproxima o valor do operador  $\frac{d}{dt}$  Ideal para cima dos 30Hz. O procedimento derivativo suprime os componentes das ondas P e T de baixa frequência, e fornece um grande ganho para os componentes de alta frequência decorrentes das altas encostas do complexo QRS.

O cálculo do quadrado faz com que o resultado da saída seja positivo e enfatiza grandes diferenças resultantes do complexo QRS. As pequenas diferenças decorrentes de ondas P e T são suprimidas. Os componentes de alta frequência no sinal relacionados com o complexo QRS são reforçados. Esta é uma transformação não-linear que consiste em calcular o quadrado ponto por ponto das amostras do sinal [25].

$$y(n) = [x(n)]^2 \quad (0.13)$$

A saída do operador derivativo base tem vários picos com uma duração de um único complexo QRS. O algoritmo de Pan-Tompkins executa uma suavização da presente saída da operação através da aplicação de um filtro de integração a uma janela de movimento representada pela seguinte equação [25]

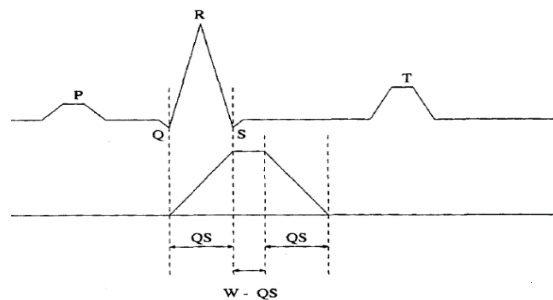
$$Y(n) = \frac{[x(n-(N-1))+x(n-(N-2))+ \dots+x(n)]}{N} \quad (0.14)$$

A escolha do tamanho N da janela é efetuada tendo em conta as seguintes considerações:

- Um valor de N muito grande resultará na junção das ondas QRS e T enquanto um valor N muito pequeno poderá agregar vários picos num único QRS;
- A largura da janela com um valor de  $N = 30$  foi encontrada como sendo a mais adequada para uma frequência  $F_s = 200\text{Hz}$ .

Figura 0.2 ilustra o efeito da largura da janela para a saída do integrador e a sua relação com a largura QRS.

O procedimento de *thresholding* no algoritmo Pan-Tompkins adapta-se às mudanças no sinal de ECG calculando estimativas de funcionamento do sinal e dos picos de ruído. Um pico é detetado sempre que a saída final mudar de direção dentro de um intervalo específico [25].



**Figura 0.2:** relação entre o complexo QRS e a largura da janela em movimento do integrador. Parte superior: esquemático do sinal ECG. Parte inferior: saída da janela em movimento do integrador. QS: largura do complexo QRS. Largura da janela do integrador W, dada como  $N / f_s$ . Adaptado de Tompkins

Nas equações abaixo, SPKI representa o nível do pico que o algoritmo assumiu ser o correspondente aos picos QRS e o NPKI representa o nível do pico relacionado a

eventos não QRS (ruído, EMG, etc.). Os *THRESHOLD I1* e *I2* são dois limites utilizados para categorizar picos detetados como sinal (QRS) ou ruído. Mesmo os novos picos são categorizados como pico de sinal ou pico de ruído. Se o pico excede o *THRESHOLD I1* durante o primeiro passo da análise, é classificado como um pico do sinal (QRS). Se a técnica de procura (descrita no próximo ponto) for usada, o pico deverá estar acima do limite do *THRESHOLD I2* para ser chamado de QRS. Os níveis de pico e os limites são atualizados após cada pico e podem ser detetados e classificados através das seguintes equações:

$$SPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 SPKI, \text{ se } PEAKI \text{ é um pico do sinal} \quad (0.15)$$

$$NPKI = 0.125 PEAKI + 0.875 NPKI, \text{ se } PEAKI \text{ é um pico de ruído} \quad (0.16)$$

$$THRESHOLD I1 = NPKI + 0.25(SPKI - NPKI); \quad (0.17)$$

$$THRESHOLD I2 = 0.5THRESHOLD I1. \quad (0.18)$$

Sempre que for detetado um QRS no procedimento de procura usando o *THRESHOLD I2* a fórmula atualizada para *SPKI* é:

$$SPKI = 0.25 PEAKI + 0.75 SPKI \quad (0.19)$$

Segundo este algoritmo a deteção do intervalo RR é efetuada através de duas médias dos intervalos RR:

A média *RR\_AVERAGE1* que consiste na média de oito batidas mais recentes e representada pela equação:

$$RR \text{ LOW LIMIT} = 0.92 * RR\_AVERAGE2 \quad (0.20)$$

E a média *RR \_ AVERAGE 2* que consiste na média de oito batidas mais recentes com intervalos RR dentro do intervalo sendo representada pela equação:

$$RR \text{ HIGH LIMIT} = 1.16 * RR\_AVERAGE2 \quad (0.21)$$

