

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



**Avaliação e Melhoria da Qualidade de Sinais ECG
Adquiridos em Sistemas Vestíveis**

Cátia Rafaela Rodrigues Fernandes

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado em Engenharia Biomédica

Orientador: Professor Doutor José Machado da Silva

junho de 2017


A Dissertação intitulada

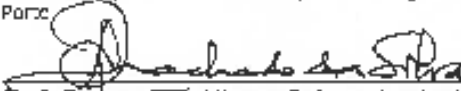
“Avaliação e Melhoria da Qualidade de Sinais ECG Adquiridos em Sistemas Vestíveis”

foi aprovada em provas realizadas em 13-07-2017

o júri


Presidente Prof. Doutor Joaquim Gabriel Magalhães Mendes
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da FEUP - U. Porto


Prof. Doutor Lino Manuel Baptista Figueiredo
Professor Adjunto do Instituto Superior de Engenharia do Porto do Instituto Politécnico do Porto


Prof. Doutor José Alberto Peixoto Machado da Silva
Professor Associado do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da FEUP - U. Porto

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projeto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extratos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são corretamente citados.


Autor - Cátia Rafaela Rodrigues Fernandes

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Resumo

O eletrocardiograma (ECG) é um exame absolutamente necessário e fundamental no diagnóstico de doenças cardiovasculares e em várias patologias clínicas. Anginas do peito, disritmias cardíacas, insuficiências cardíacas, taquicardias, e ataques cardíacos, são as principais doenças cardiovasculares que afetam as populações. Estas doenças podem ser detetadas a tempo se monitorizadas por médicos especialistas, de forma ambulatoria através da análise de alterações do ECG. De forma a conseguir-se uma solução para estes tipos de problemas, tem havido uma pesquisa profunda em tecnologias portáteis e vestíveis.

O interesse por sistemas vestíveis decorre da necessidade de monitorização de pacientes por longos períodos de tempo. Normalmente são constituídos por sensores localizados numa banda ou *t-shirt*, usando uma unidade que armazena temporariamente os dados capturados, de onde posteriormente são transferidos para um servidor, através de um cabo ou via rede *sem-fios*.

O processamento digital do sinal de ECG é importante no diagnóstico para fins médicos, sendo um dos primeiros objectivos deste processamento distinguir particularidades importantes e rejeitar tudo o que se possa considerar ruído.

Nesta dissertação são enunciadas várias formas de processamento destes sinais. É feita uma análise de diversos algoritmos tanto de processamento como de compressão e a implementação em tempo real. Concluindo que o algoritmo de detecção a ser implementado é o Pan Tompkins e de compressão o que usa a transformada do coseno.

Abstract

The electrocardiogram remains an essential and critical exam for the diagnosis of cardiovascular diseases and various clinical situations.

Angina chest, cardiac arrhythmias, heart failure, tachycardia, heart attacks, are the main cardiovascular diseases that affect populations. These diseases can be readily detected in time, or even continuously monitored by medical experts, in ambulatory mode by means of detecting changes in ECG patterns. In order to achieve a solution for these types of problems, that allows for an expedite monitoring and detection of these occurrences, new portable and wearable technologies have been investigated, particularly those designed for patient monitoring for long periods of time. Typically they consist of sensors located in a T-shirt or chest srtrap using a unit that temporarily stores physiological data, which is subsequently uploaded to a server via a cable or wireless network.

The digital processing of the ECG signal is an important operation for medical diagnosis purposes, being one of the first purposes to identify important features and reject information that can be considered not relevant.

This dissertation addresses the analysis of different ECG signal processing methods of, both, information extraction and compression. Its implementation and use in a wearable unit is also addressed. It follows that the Pan Tompkins algorithm is more efficient in the detection of QRS complexes and the use of the cosine transform provides the best results in terms of ECG data compression.

Agradecimentos

A realização deste trabalho contou com importantes apoios, sem os quais não teria sido possível a realização desta investigação.

Ao Professor José Machado da Silva, pela sua orientação, apoio, disponibilidade, pelas opiniões e colaboração no solucionar de dúvidas que foram ocorrendo na realização deste trabalho.

À Cristina Cunha Oliveira, estudante de Doutoramento em Engenharia Biomédica nesta instituição, pela ajuda, apoio e disponibilidade em solucionar problemas de programação em MatLab e dúvidas que foram surgindo ao longo da realização da investigação.

E aos meus pais, pois sem o seu apoio incondicional não seria possível a realização desta dissertação.

Índice

Introdução	1
1.1 – <i>Objetivos</i>	2
1.2 – <i>Estrutura da dissertação</i>	3
Sistemas Vestíveis	4
2.1 – <i>Mercado Global dos sistemas vestíveis</i>	4
2.1.1- Modelos	4
2.1.1.1- Fitness e desporto	5
2.1.1.2- Crianças e animais	5
2.1.1.3- Smart Glass	6
2.1.1.4- Smart Watches	7
2.1.1.6- Roupa “Smart” – Fashion.....	7
2.1.1.7- Cuidados médicos e vida assistida.....	8
2.2 – <i>Caraterísticas</i>	9
2.3 – <i>Sensores – Eléctrodos têxteis</i>	10
2.4 – <i>Problemas associados</i>	11
2.4.1 – Consumo de energia	11
2.4.2– Privacidade, ética e barreiras legais	12
2.4.3 – Ruído.....	12
2.6 – <i>Conclusão</i>	16
Sinal ECG	18
3.1 – <i>Atividade eléctrica do coração</i>	18
3.2 – <i>O eletrocardiograma</i>	20
3.3 – <i>Patologias cardíacas</i>	26
3.4 – <i>Instrumentação e circuitos de captura do sinal ECG</i>	28
3.5 – <i>Processamento de sinais ECG</i>	31
3.6 – <i>Processamento de sinal num sistema vestível</i>	36
3.7 – <i>Conclusão</i>	37
Avaliação e análise dos algoritmos em	39
estudo	39
4.1- <i>Ferramentas de análise</i>	39
4.2- <i>Base de dados</i>	39
4.3 – <i>Detecção do complexo QRS</i>	40

4.3.1 – Algoritmo Pan Tompkins	40
4.4 – <i>Compressão do Sinal ECG</i>	46
4.4.1 – Funções Hermite para compressão ECG através de algoritmos de Monte Carlo (MC), Optimizações de partículas Swarm (PSO) e método de Nelder– Mead (NM)	47
4.4.2 – Algoritmo de compressão usando a transformada de cosseno – DCT	49
4.5 – <i>Conclusão</i>	52
Implementação e Resultados	53
5.1- <i>Implementação e teste dos diferentes elétrodos</i>	53
5.1.1- <i>Elétrodos convencionais</i>	53
5.1.2- <i>Elétrodos têxteis</i>	55
5.1.3- <i>Conclusão</i>	56
5.2- <i>Aquisição de processamento de dados sem necessidade de enviar os dados continuamente</i>	56
5.3- <i>Aquisição e processamento de dados em tempo real</i>	57
5.4- <i>Consumo de energia antes e depois da compressão dos dados</i>	58
5.5- <i>Discussão dos resultados</i>	59
Conclusões	61
Anexos	63
Referências	82

Lista de figuras

Figura 1 - Pulseiras FitBit [7]	5
Figura 2- Colar Misfit [8].....	5
Figura 3 - Coleira Whistle GPS Pet Tracker [10].....	6
Figura 4 - Sistema Google Glass [11]	7
Figura 5- Dispositivos AppleWatch [12]	7
Figura 6- Vestido que recebe Tweets em tempo real [14]	8
Figura 7 - Sistema vestível Vital Jacket [16].....	9
Figura 8 - Protótipo da T-shirt incorporada com elétrodos de deteção ECG.....	9
Figura 9 - Eléctrodo têxtil utilizado no sistema vestível desenvolvido no projeto SIVIC (em baixo), eléctrodo convencional em cima	11
Figura 10 - Sinal ECG normal sem ruído (a), sinal ECG contaminado com ruído pela linha de potência eléctrica (b) [26].....	13
Figura 11 - Banda elástica de peito do projecto SIVIC	14
Figura 12- Diagrama de blocos do sistema SIVIC	15
Figura 13- Protótipo da placa usada para aquisição ECG	15
Figura 14- Ilustração da origem das diferentes ondas ao longo da atividade eléctrica do coração [29]	20
Figura 15 - Galvanómetro de corda de Einthoven [32].....	21
Figura 16- Representação das derivações e triângulo de Einthoven [35]	22
Figura 17 - Ondas e segmentos normais de um sinal ECG [2]	25
Figura 18 - Ritmo sinusal normal (a), Taquicardia sinusal (b), Arritmia sinusal (c) [2]	26
Figura 19- Gráfico sobre as principais causas de morte em Portugal.....	27
Figura 20- Número de óbitos por Enfarte Agudo do Miocárdio em Portugal Continental (2008- 2012)	27
Figura 21 - Eléctrodos de biopotencial, eléctrodo de disco de metal (a), eléctrodos de sucção (b), eléctrodos de placa de metal (c) [36]	29
Figura 22- Circuito ECG [37]	30
Figura 23 - Circuito DRL [37].....	31
Figura 24 - Transformada <i>Wavelet</i> : decomposição e reconstrução [45]	33
Figura 25 - Representação esquemática das etapas que o algoritmo de Pan Tompkins efectua ..	41
Figura 26 - Sinal ECG	41
Figura 27 - Filtragem passa-banda.....	42
Figura 28 - Filtragem com um filtro derivativo (Derivação).....	42
Figura 29 - Squaring	43
Figura 30 - Janela de integração com os limiares adaptativos	43
Figura 31 - Sinal dos complexos QRS filtrado	44
Figura 32 - Sinal QRS representado o nível do sinal (vermelho), o nível de ruído (preto) e os limiares (verde)	44
Figura 33 - Representação dos picos das anotações (verde) com os picos da deteção do algoritmo (vermelho)	46
Figura 34- Representação do sinal original e o aproximado após compressão, algoritmo MC (a); algoritmo PSO (b)	49
Figura 35 - Representação gráfica da compressão do sinal dos diferentes métodos, DCT (a); FFT (b); DST (c) e DCT2 (d). É apresentado o sinal antes do processo de compressão, o processo de compressão, o sinal após a compressão e por último a representação do erro. Na imagem d só é mostrado o sinal antes e depois da compressão e o erro.	52

Figura 36- Aquisição do sinal ECG em repouso (a); em movimento (b)	54
Figura 37 -Sinal ECG após ser aplicado um filtro passa-banda, em repouso (a); em movimento (b)	55
Figura 38- Aquisição do sinal ECG em repouso (a); em movimento (b)	55
Figura 39 -Sinal ECG após ser aplicado um filtro passa-banda, em repouso (a); em movimento (b)	56
Figura 40- Implementação do algoritmo Pan Tompkins no sinal adquirido.....	57
Figura 41 - Representação dos complexos QRS (linha vermelha), resultado mostrado na aplicação (a); Representação após ser aplicado um filtro pela aplicação (b).....	58
Figura 42- Ecg em bruto (a), Dados após compressão (b)	58

Lista de tabelas

Tabela 1 - Parâmetros de aquisição do ECG	15
Tabela 2- Caraterísticas da bateria	16
Tabela 3- Derivações e seus potenciais	23
Tabela 4 - Condições electrocardiograma convencional x sistema vestível	37
Tabela 5 - Resultados do algoritmo do paciente 100 ao 124	45
Tabela 6 - Valores de PRD dos algoritmos MC e PSO	48
Tabela 7- Diferentes valores de PRD para cada uma das técnicas de compressão	50

Abreviaturas, Acrónimos e Símbolos

ADCs	Conversor analógico-digital
CR	Relação de compressão
CWT	Continuos Wavelet Transform
DCT	Discrete Cosine Transform
DST	Direct Stream Transfer
DWT	Discrete Wavelet Transform
ECG	Eletrocardiograma
EEPROM	Eletrically Erasable Programmable Read Only Memory
FIR	Finite Impulse Response
FFT	Fast Fourier Transform
FRM	Frequency Response Masking - Resposta de Frequência de Mascaramento
IFIR	Interpolated FIR Filter - Resposta Interpolada do Filtro Finito
IIR	Infinite Impulse Response
IMFs	Intrinsic Mode Functions
MC	Monte Carlo
NM	Nelder-Mead
PRD	Percentage root mean-square difference
PSO	Particle Swarm Optimization - Optimizações de Partículas Swarm
OMS	Organização Mundial de Saúde
SNR	Relação Sinal/Ruído
SPI	Serial Peripheral Interface
WT	Wavelet Transform

Lista de símbolos

Ψ	Matriz da wavelet base
Ψ^\dagger	Matriz <i>hermitiana</i>

Capítulo 1

Introdução

A Organização Mundial de Saúde (OMS) identifica as doenças cardiovasculares como sendo das mais fatais em todo o mundo, alegando que por ano 17,3 milhões de pessoas sofrem eventos associados a patologias cardíacas. Anginas do peito, disritmias cardíacas, insuficiências cardíacas, taquicardias, ataques cardíacos, são as principais doenças cardiovasculares que afectam as populações. Estas doenças podem ser facilmente detetadas a tempo através da análise de alterações em padrões de ECG se monitorizadas em regime ambulatorio por médicos especialistas[1].

Com o progresso de tecnologia os eletrocardiógrafos tornaram-se menores e práticos, de fácil manuseio e de registo simultâneo das dozes derivações do coração. A transmissão de dados via sistemas tecnológicos e a interpretação por meio do computador vieram agilizar ainda mais a análise do ECG [2]. Os sistemas móveis de aquisição de dados ECG têm demonstrado serem de grande utilidade principalmente em doentes ambulatorios, pelo facto de, não sendo invasivos, e não dificultarem as suas actividades diárias normais. Ou seja, é permitida a monitorização contínua do estado de saúde do paciente durante a realização da sua actividade diária normal. Um método promissor de registo e diagnósticos já largamente utilizado, é o da monitorização electrocardiográfica Holter, um método utilizado para a avaliação de arritmias cardíacas e isquemia sintomática ou assintomática durante as actividades físicas e emocionais no quotidiano do indivíduo, por um período de vinte e quatro ou quarenta e oito horas [3]. A monitorização durante o sono, é também possível, bem assim como a identificação de anomalias que se manifestam durante períodos quiescentes [4].

No entanto, é difícil que pacientes em ambulatorio tolerem o uso de dispositivos que afectam ou impedem mesmo, a sua actividade diária normal.

O desenvolvimento de sistemas portáteis para uso em ambulatorio requer uma avaliação cuidadosa do consumo de energia, tanto em termos da consumida pelo processador e pelos circuitos de aquisição para adquirir dados (e processamento) como da consumida para armazenar e transmitir os dados. Embora já se tenha avançado na tecnologia de baterias para monitorização a longo termo do ECG, estas tecnologias ainda permanecem um tanto limitadas.

A inclusão de novas funcionalidades, como módulos de transmissão de dados via *radiofrequência* contribuem também para o aumento do consumo de energia, apesar da disponibilidade da nova tecnologia de baixo consumo [4].

De forma a conseguir-se uma solução para estes tipos de problemas, tem havido uma pesquisa profunda em tecnologias vestíveis.

Para a monitorização de pacientes em ambulatório são usados sistemas com sensores que fornecem informação sobre os sinais vitais e fisiológicos, incorporados em sistemas vestíveis de maneira a serem confortáveis e pouco invasivos para os pacientes.

Idealmente os sensores utilizados nestes sistemas deviam ser constituídos por eléctrodos de não-contacto inseridos em vestuário próprio e concebidos para um efeito concreto, neste caso de monitorização cardíaca.

Para se conseguir a captura de sinais ECG de elevada qualidade, isto é, elevada relação sinal/ruído (SNR), seriam necessários eléctrodos com alta sensibilidade ao sinal e pouca sensibilidade ao ruído a que estão sujeitos. Porém, devido ao facto de o sinal ECG ser naturalmente um sinal de baixa amplitude e os eléctrodos serem sujeitos a perturbações diversas, entre as quais o ruído devido ao atrito entre o eléctrodo e a pele, a SNR dos sinais ECG capturados é baixa.

De forma a conseguir realizar-se uma análise fiável, é necessário o processamento prévio do sinal, de modo a obter-se um sinal “limpo”, de elevada SNR, e com a informação correcta. Esta necessidade, associada à de minimização do consumo de potência, leva a que seja necessário o desenvolvimento de algoritmos eficientes e confiáveis, que permitam a obtenção de dados de elevada qualidade, capazes de descartar segmentos de ruído neles presentes, e que não requeiram a execução de elevado número de operações de modo a evitar o aumento do consumo.

Sendo assim, sistemas vestíveis devem estar providos tanto de um hardware como de software altamente eficientes de forma a melhorar a confiança e autonomia destes sistemas, bem como melhorar a qualidade dos sinais adquiridos.

1.1 - Objetivos

Esta dissertação, tem assim como objetivo o estudo de várias técnicas capazes de melhorar o sinal ECG, bem como o seu processamento através de métodos e algoritmos capazes de detetarem um bom sinal e permitirem a sua transmissão com baixo consumo de potência, isto é, depois de operação de compressão que diminua o volume de dados a transmitir. São definidos três objectivos específicos:

- 1) Análise e possível utilização de técnicas de processamento e compressão

Os sinais ECG são susceptíveis a ruído proveniente de varias fontes. É necessário proceder a um processamento do sinal (filtragem essencialmente) antes da detecção do complexo QRS. A compressão é essencial de modo a prolongar o tempo de vida da bateria e reduzir tempo e volume da dados a transmitir nos sistemas *wearable*.

Serão apresentados diversos métodos de processamento do sinal ECG bem como diferentes abordagens de compressão.

- 2) Detecção do complexo QRS a partir do Sinal de ECG

Para perceber se o sinal ECG apresenta as características normais e necessário avaliar certos parâmetros, tais como a detecção do complexo QRS, o pico mais característico do ECG. Neste ponto será avaliado e implementado um algoritmo de detecção do complexo QRS em sinais ECG.

3) Implementação de algoritmos de processamento e compressão em sinais ECG

Este objetivo passa por implementar diversos algoritmos de processamento do sinal ECG provenientes de uma base de dados, de forma a avaliar a sua performance bem como es forço computacional. Posteriormente serão adquiridos sinais em tempo real e aplicados esses mesmos algoritmos.

1.2 - Estrutura da dissertação

Esta dissertação divide-se em seis capítulos, sendo no presente apresentados a motivação por detrás da sua formulação, os objectivos e o modo como a dissertação está organizada.

No capítulo 2 são abordados os sistemas vestíveis, o seu mercado e as suas características, bem como aspetos particulares associados aos sensores (ou eléctrodos) usados. É exposto também o sistema usado para a aquisição dos dados ECG e as suas características.

No capítulo 3 é feita uma revisão da caracterização do sinal ECG, são enunciadas as patologias cardíacas e a sua incidência na população, bem como o processamento essencial deste sinal.

No capítulo 4 é feita uma avaliação dos algoritmos estudados e realçadas as suas características principais.

No capítulo 5 é apresentada a implementação dos algoritmos escolhidos e a discussão dos resultados obtidos.

Por fim, no capítulo 6 são resumidas as conclusões principais extraídas do trabalho realizado e são apresentadas propostas de novos trabalhos que podem dar continuidade ao aqui desenvolvido.

Capítulo 2

Sistemas Vestíveis

Com o aumento do setor têxtil a nível global é crucial o desenvolvimento de materiais e tecidos multifuncionais e inteligentes.

O vestuário, por representar uma segunda pele, torna-se uma solução altamente inteligente para transportar diversos dispositivos. A junção de pequenos dispositivos electrónicos, como sensores, processadores, baterias, etc, resultam num sistema altamente desenvolvido no qual leva à expansão do mercado dos *smart wearable* ou *wearable technologies*.

Smart wearable: para o termo “smart”, o dispositivo necessita conter eletrónica ativa, como um sensor, qualquer forma e tamanho, de resposta áudio ou visual, contendo ainda um caminho de comunicação de dados wireless. A questão wireless insere-se na parte em que a maior parte destes dispositivos necessitam de baterias móveis, ou seja necessitam de conectividade autónoma de forma a enviar ou receber dados em tempo-real [5].

Sistemas Vestíveis ou *Wearable systems* podem-se definir como dispositivos portáteis computacionais, desenvolvidos para serem utilizados e transportados junto ao corpo do paciente, ao qual este pode aceder a qualquer momento e em qualquer lugar [6].

Podem possuir uma vasta gama de dimensões, materiais, arquitetura, sistemas de receção, processamento, armazenamento e transmissão de dados.

A incorporação dos tais dispositivos leva a funcionalidades como a moitorização contínua de sinais vitais e/ou de temperaturas corporais, mas devido ao custo destas inovações, os principais mercados passam pelas forças militares, desporto e médico-hospitalar.

2.1 - Mercado Global dos sistemas vestíveis

2.1.1- Modelos

Existem diversos modelos de sistemas vestíveis dependendo da utilização e funcionalidade que se deseja. Sendo que os sistemas *wearable* são a coisa mais pessoal que a indústria já mais comercializou.

2.1.1.1- Fitness e desporto

Atualmente é o maior sector de dispositivos móveis. Sem dúvida que os rastreadores fitness e de desporto ajudaram a rápida tendência da tecnologia wearable, desde pedómetros a pulseiras como o FitBit (Figura 1) .

Segundo a NPD Group, acredita-se que o mercado total fitness chegou aos 330 milhões de dólares em 2013, nomeadamente onde a FitBit é responsável por 68% das vendas nos Estados Unidos. Prevê-se que o mercado cresça entre 2 bilhões a 5.1 bilhões de dólares até 2018 [5].

A tecnologia “FitBit” é um Sistema de relógios ou pulseiras de desporto que faz análises precisas do desempenho do treino do utilizador, existindo em diversas formas e cores.

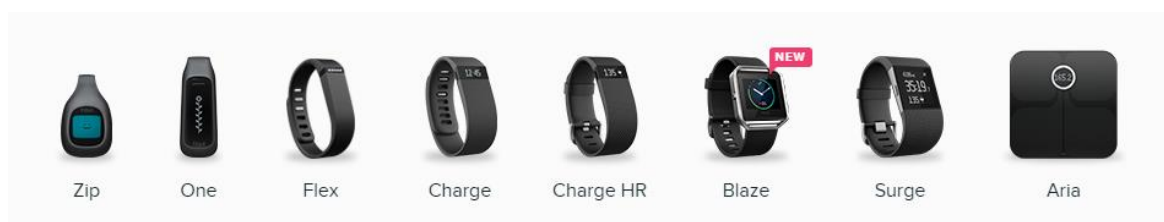


Figura 1 - Pulseiras FitBit [7]

Outro exemplo é a Misfit, uma pulseira ou colar mais virada para elegância do produto, usando como descrição: “Shine é um rastreador elegante que pode usar/vestir quase em qualquer lugar”. É desenvolvido para ser uma pulseira ou colar fitness bem como poder monitorizar o sono (figura 2).

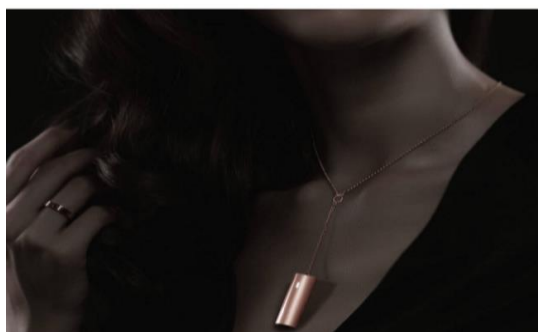


Figura 2- Colar Misfit [8]

2.1.1.2- Crianças e animais

Os Smart Wearables neste tópico inserem-se para localização de crianças ou animais. Para crianças utilizam-se pulseiras com sistema GPS, onde é possível aos progenitores saber onde se encontra a criança caso esta esteja desaparecida.

Nos animais, cães mais precisamente, também utiliza a funcionalidade GPS que manda a localização e atividade do animal directamente para o telemóvel.

A tecnologia “Whistle GPS Pet Tracker” (Figura 3) combina o melhor rastreamento através de GPS colocado na coleira com uma aplicação móvel, colocando as necessidades do animal bem como a sua localização ao alcance do dono onde ele precisar.

É também o primeiro Sistema de dispositivo/aplicação que combina rastreadores de posição e monitorização numa experiência simples [9].

É ainda possível personalizar zonas “seguras”, escolhendo a casa do utilizador ou outra área à escolha, e sempre que o animal de estimação abandona essa área o dono recebe um alerta na aplicação do telemóvel, podendo saber exatamente onde se encontra.

Estes dispositivos, tanto em animais ou crianças podem facilmente alcançar um Mercado total perto dos 800 milhões de dólares até 2020 [5].



Figura 3 - Coleira Whistle GPS Pet Tracker [10]

2.1.1.3- Smart Glass

A grande consideração dos sistemas Smart Glass é bastante básica. Os designers entenderam que a melhor maneira de se obterem dados para o corpo humano é através dos olhos, comandados por voz.

Dos sistemas mais conhecidos nesta secção é o “Google Glass” (Figura 4). Este dispositivo tem o design de uns óculos normais, em que num dos olhos disponibiliza uma tela acima do campo de visão. Esta tela apresenta ao utilizador mapas, opções de música, previsão do tempo, e além disso, também é possível efetuar chamadas de vídeo ou tirar fotos de algo que se esteja a ver e partilhar imediatamente através da internet. Visto que a lente de projecção não ocupa todo o campo de visão, esta possui uma tecnologia de foco que permite ao utilizador ler o conteúdo sem necessitar de mudar o foco de visão. Todas estas características garantem o conforto e a segurança da pessoa que utiliza este dispositivo.

A única desvantagem, é o facto do dispositivo conter uma câmara que quebra a barreira entre que o utilizador vê individualmente e o que pode ser transmitido automaticamente sem pensamento ou consentimento [5].



Figura 4 - Sistema Google Glass [11]

2.1.1.4- Smart Watches

A tecnologia Smart Watches é uma tecnologia semelhante a um smartphone mas com o design de um relógio.

Um exemplo bastante conhecido é o dispositivo “Apple Watch” (Figura 5).



Figura 5- Dispositivos AppleWatch [12]

Por ser usado no pulso, o Apple Watch permite receber notificações de uma forma rápida e conveniente. Sente-se um toque suave sempre que alguém contactar o utilizador ou quando receber notificações de aplicações. O utilizador pode responder logo de seguida, sem complicações. O Apple Watch pode ainda monitorizar treinos do utilizador e a sua atividade física ao longo do dia, para o ajudar a manter um estilo de vida saudável e a alcançar todo o seu potencial [12].

O problema básico dos Smart Watches é que eles fazem apenas o que um smartphone faz. Eles não providenciam aos utilizadores novas aplicações, ainda o fato de ser obrigatório o uso do smartphone para o relógio ter as suas funcionalidades.

A ON World estima que até ao fim de 2018 serão vendidos mais de 300 milhões de smart watches [5].

2.1.1.6- Roupas “Smart” - Fashion

A roupa inteligente ainda acarreta alguns desafios técnicos. Esta precisa de ser confortável, flexível, lavável e precisa de ser recarregável.

Dependendo dos sensores que a roupa irá conter, eles têm de ser cuidadosamente desenhados e ajustados se irão ficar em contacto com o corpo. Isso implica um grau de alfaiataria ou feito por medida que mantém os preços elevados num futuro previsível.

Ninguém sabe o que cativa a imaginação do público para as roupas inteligentes. Conceitos como:

- Roupas com conexão à internet, o que é essencial num dispositivo wearable;
- Roupas que usem sensores que providenciem interação social, como mudarem de cor de forma a expressar sentimentos;
- Roupas táteis que consigam partilhar sensações físicas [5].

Abaixo seguem dois exemplos de roupas inteligentes seguindo os conceitos referidos anteriormente.

→ “Hug Shirt”: esta t-shirt permite abraçar um amigo a longa distância. É o primeiro vestuário no mundo de telecomunicação tátil [13].

A HugShirt contém sensores que medem a temperatura corporal e os batimentos cardíacos, bem como atuadores que os conseguem recriar. Ela comunica via Bluetooth e telemóveis, logo quando 2 pessoas estão a usar a Hug Shirt podem experimentar os movimentos uma da outra, permitindo enviar uma a outra abraços.

→ “The Twitter Dress”: este vestido foi projetado pela “World’s first Haute Couture Twitter Dress” para ser usado por uma celebridade durante um espectáculo (Figura 6). O vestido é feito com tecido com MicroLEDs que criam animações extraordinárias e recebe Tweets em tempo real dos seus fãs usando um *hashtag* próprio enquanto percorria a *carpete vermelha* [14].

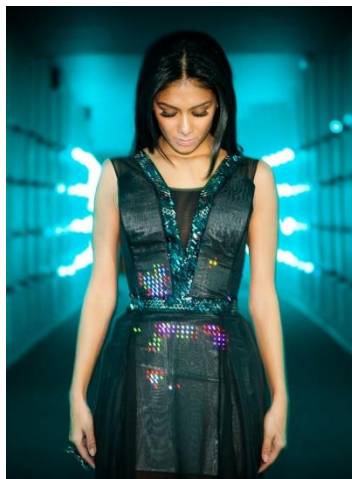


Figura 6- Vestido que recebe Tweets em tempo real [14]

2.1.1.7- Cuidados médicos e vida assistida

Os sistemas vestíveis aplicados aos cuidados de saúde e de monitorização têm-se destacado nos sistemas *wearable* devido à constante preocupação com a saúde.

Existem diversos sistemas no mercado, como:

“Wearable Motherboard” - Desenvolvido no Georgia Tech Institute, especialmente projetado para soldados e militares em forma de colete. Este além de medir sinais vitais (batimentos cardíacos e respiração), é capaz de comunicar a uma base central caso o soldado seja atingido [15].

“Vital Jacket”: é um dispositivo que combina tecnologia têxtil com bioengenharia médica. Este sistema tem a capacidade de monitorizar a vida real de um paciente permitindo um registo em contínuo de 72 (Figura 7). É uma peça de vestuário extremamente confortável que elimina a necessidade da utilização de cabos e cintas permitindo aos médicos realizar um diagnóstico mais correcto e assertivo de possíveis problemas cardíacos [16].



Figura 7 - Sistema vestível Vital Jacket [16]

→ “SIVIC”: sistema construído no âmbito SIVIC da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto. É um sistema vestível de monitorização ECG com baixo consumo de energia capaz de enviar os dados sem fios. O diagnóstico é feito através de algoritmos capazes de detetar e identificar diferentes patologias da pessoa a utilizar o sistema. Este sistema será exposto de forma mais pormenorizada no último ponto deste capítulo, visto ser o sistema utilizado para adquirir os dados nesta dissertação.

Em baixo é possível visualizar protótipo da T-shirt com os eléctrodos têxteis.

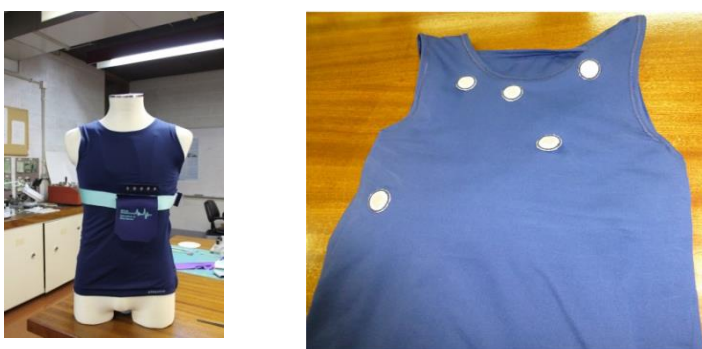


Figura 8 - Protótipo da T-shirt incorporada com eléctrodos de deteção ECG

2.2 - Características

Estes sistemas são tipicamente aparelhos não-obstrutivos e leves de modo a não serem desconfortáveis para quem os usa.

No caso dos sistemas para aplicação médica, o objetivo é que permitam aos profissionais de saúde ultrapassar as limitações das tecnologias em ambulatório, e providenciar uma resposta imediata às necessidades dos pacientes durante vários dias [17].

Um exemplo óbvio é o uso destes sistemas em ambulatório para monitorização do ECG, que contudo não são ainda amplamente utilizados em avaliações de rotina de pacientes cardiovasculares.

O interesse por sistemas vestíveis decorre da necessidade de monitorização de pacientes por longos períodos de tempo, ou seja, quando é necessária a monitorização de indivíduos cuja condição crónica inclui o risco de eventos agudos súbitos ou para casos de indivíduos que tenham realizado algum tipo de intervenção e seja possível serem avaliados em casa posteriormente. Normalmente são constituídos por sensores localizados numa camisa ou tshir-t, usando uma unidade que armazena temporariamente os dados fisiológicos, de onde posteriormente se faz o *upload* desses dados para um servidor base, através de um cabo ou via rede *wireless*. O conjunto de dados gravados é posteriormente processado para deteção de eventos ou previsão do agravamento da situação clínica do paciente. Estes dados darão informação acerca do estado do paciente, os eventos ocorridos, de forma a serem exploradas as intervenções clínicas [17].

Para um bom funcionamento dos dispositivos vestíveis, estes devem ter algumas configurações base, de forma a funcionarem o mais correctamente sem interferirem com o utente e as suas actividades diárias.

A implementação dos sistemas vestíveis envolve quatro atributos principais. O sistema deve:

- 1- Ser capaz de executar uma grande variedade de tarefas, sem qualquer interação do utilizador. Tarefas como autoconfiguração do sistema, recuperação automática, registo de informações relevantes em diferentes situações [18].
- 2- Ser capaz de interagir com o meio ambiente, e desta forma, captar apenas a informação relevante excluindo tudo o que se trate de ruído, através de diferentes sensores distribuídos pelo sistema vestível.
- 3- Ser integrado para que não interfira com as actividades do paciente, nem que torne a sua aparência desagradável. Isto é, equipamentos que possam ser usados em qualquer actividade do sujeito e em qualquer lugar [18].
- 4- Permitir uma monitorização contínua o dispositivo devendo para isso ser pequeno e ter o menor número de perturbações possível de outros sinais corporais e interferências circundantes [19].

2.3 - Sensores - Eléktodos têxteis

Os sensores frequentemente utilizados são eléctrodos têxteis inseridos em têxteis e peças de vestuário. Estes sensores têm-se tornado populares devido às suas características de simplicidade e homogeneidade capazes de medirem sinais de qualidade comparável à dos sensores convencionais [20].

Os el ttodos t xteis s o fabricados com o objectivo de serem flex veis, leves, robustos e lav veis, podendo ser integrados totalmente em pe as de vestu rio, aumentando o conforto do paciente e tornando-se adequados para uma monitoriza o a longo prazo. S o fabricados com fios de a o inoxid vel de sec o muito fina ou outro condutor el trico juntamente com fios t xteis comumente utilizados, tendo assim a vantagem de apresentarem maior ductibilidade e permitirem uma melhor adapta o ao corpo do paciente. Como s o fabricados com fibras t xteis podem ser facilmente lav veis e a sua permeabilidade ao ar e    gua previnem ocorr ncias de irrita es cut neas [21].

Assim, a escolha dos el ttodos deve ser bem ponderada de acordo com cada situa o, os mais seguros, os mais fortes, menos irritantes para a pele, mais condutores (de metais nobres) e menos susceptibilidades a erros de medida (prata).



Figura 9 - El ttodo t xtil utilizado no sistema vest vel desenvolvido no projeto SIVIC (em baixo), el ttodo convencional em cima

2.4 - Problemas associados

Embora os sistemas vest veis sejam uma tecnologia inovadora e promissora ainda acarreta alguns obst culos que devem ser superados, tais como, custos elevados, peso, consumo de energia, implementa o dos sensores, conectividade,  tica, privacidade dos dados, autonomia e problemas nos servi os.

2.4.1 - Consumo de energia

Quando falamos em sistemas vest veis, cujo objectivo   monitorizar sinais fisiol gicos em ambulat rio,   de extrema import ncia a grande efici ncia, bem como, o pequeno volume tornando o sistema confort vel para o utilizador. No entanto, a fiabilidade de dete o e o consumo de energia tornam-se um problema quando o dispositivo toma dimens es reduzidas. Para um dispositivo vest vel, a elevada qualidade de dete o requer uma carga computacional elevada e um alto consumo de energia. Deste modo, a bateria do sistema n o iria durar tempo suficiente para uma monitoriza o a longo termo do ECG, logo o sistema deve ser otimizado para uma elevada precis o de dete o com um menor consumo de energia poss vel [19]. Por outro lado, levantam-se t m tamb m limita es em termos de capacidade de mem ria e

do processador, o mesmo vale para a capacidade de análise de grandes gravações ECG recolhidas ao longo dos vários dias [22]. As aplicações em tempo real impõem diversos limites ao tempo de pré-processamento necessário para se obter um sinal de alta qualidade [23].

De forma a ultrapassar estas limitações, é necessário recorrer a algoritmos eficientes e de baixa complexidade computacional.

2.4.2- Privacidade, ética e barreiras legais

A privacidade dos pacientes está relacionada com a confidencialidade dos dados destes, o que é um aspeto a considerar quando se fala em sistemas vestíveis, em que a informação é enviada aos profissionais de saúde para o processamento dos dados. A principal preocupação está ligada com a proteção dos dados e a prevenção de imprecisões na informação, e claro, na confiança que os pacientes depositam no sistema que usam.

As considerações éticas foram assim identificadas como uma importante barreira na prestação de cuidados de saúde à distância e sugere-se que os caminhos a utilizar sejam claros e necessários para garantir a privacidade e confidencialidade dos pacientes e a eficiência do sistema no que diz respeito às informações médicas electrónicas disponibilizadas [1].

2.4.3 - Ruído

Os sinais biomédicos, como exemplo sinais de ECG, apresentam geralmente baixa relação sinal ruído. O ruído pode dividir-se em artefactos fisiológicos e artefactos não-fisiológicos consoante a origem, ocorrendo em todas as frequências da largura de banda considerada para a captura do sinal.

O sinal ECG pode ser danificado por diferentes ruídos, tais como:

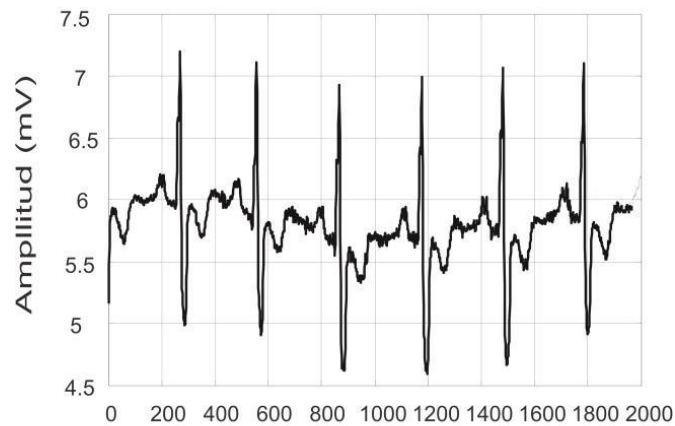
1. Rede eléctrica (50Hz)
2. Ruído por interferência de contacto dos eléctrodos
3. Artefactos de movimento
4. Contração muscular ou respiração
5. Desvio da linha de base (*baseline*)
6. Ruído proveniente dos aparelhos electrónicos
7. Interferência proveniente do ambiente [24].

De forma a clarificar, o ruído enunciado na alínea 5, desvio da linha de base, também conhecido como *Drift*, este é uma interferência manifestada como uma flutuação da linha do zero, podendo ser causada pela baixa qualidade dos eléctrodos ou pelo movimento de objetos de materiais electrostáticos perto dos circuito de entrada com bio-amplificadores extremamente sensíveis ou perto da pessoa a ser medida (baixa frequência acima de 2 Hz) [24].

As interferências acima referidas têm um grande impacto na amostragem da passagem do sinal por um determinado nível, ou seja, sempre que a entrada analógica se aproxima de um limite de quantização, o ruído altere o momento exato em que essa passagem ocorre. O que resulta em a conversão analógico/digital (A/D) gerar amostras desnecessárias. Estas amostras não fornecem informações relevantes mas consomem energia significativa [25].

Abaixo na Figura 10 é possível visualizar um sinal ECG normal e um sinal contaminado com ruído.

a)



b)

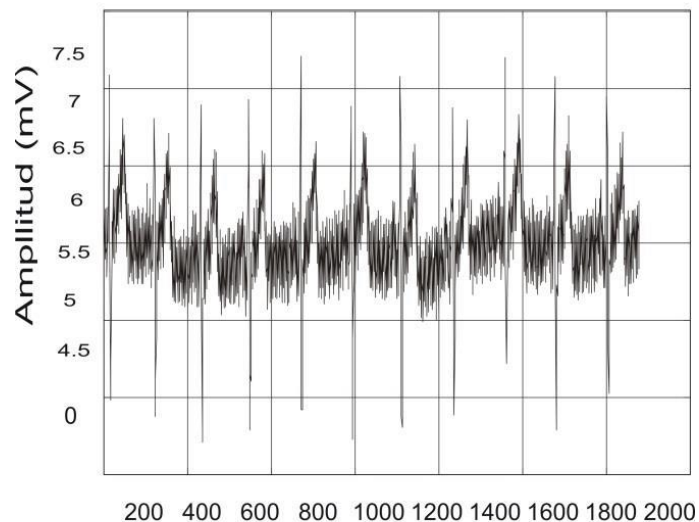


Figura 10 - Sinal ECG normal sem ruído (a), sinal ECG contaminado com ruído pela rede elétrica (b)
[26]

2.5 - Sistema SIVIC

O projecto SIVIC trata-se de um sistema portátil integrado de vigilância cardiovascular, combinando a medição do ECG com a pressão intra-saco (pressão relacionada com aneurismas da aorta). Sendo constituído pelos seguintes componentes:

- Sistema vestível baseado num sistema de monitorização ECG
- Sensor de detecção da pressão intra-saco
- Uma unidade electrónica de pouca energia para captura da pressão e do ECG e a sua transmissão
- Uma aplicação de captura, processamento e visualização dos dados

- Algoritmos capazes de detetar e identificar patologias.

Este sistema é utilizado de duas formas: uma t-shirt e uma banda elástica que se coloca no peito (sendo esta a utilizada para a implementação e resultados).

A t-shirt foi desenvolvida usando diversos designs para a integração de sensores ECG interconectados, tendo em conta diferentes formas de corpo, peso e altura dos pacientes, testada em ambulatório durante um período de 24 horas. Conclui-se que devido à posição dos eléctrodos, principalmente durante o período nocturno, havia uma falta de contacto entre os eléctrodos e a pele que levavam as grandes blocos de dados sem captura do sinal. Face a estes problemas foi decidido adaptar este sistema a uma banda elástica colocada no peito.

2.5.1- Banda elástica de peito

Um sistema destes portáteis compreende um módulo para capturar os biosinais, incluindo os eléctrodos, um microcontrolador e um emissor de radiofrequência para transmitir o sinal para um computador pessoal.

A placa de aquisição de dados comunica com uma aplicação no computador via Bluetooth. Depois de a aplicação ser iniciada, realiza-se uma varredura para identificar os dispositivos Bluetooth no ambiente. Depois de ser feita a comunicação, dá-se início à aquisição dos dados.

O sinal cardíaco é capturado com uma configuração de 5 derivações, tipicamente usada em exames de ambulatório.



Figura 11 - Banda elástica de peito do projecto SIVIC

2.5.1.1- Hardware

Este sistema consiste em quatro blocos fundamentais para o seu funcionamento. O bloco DC-DC Converter de 3,3V que converte uma tensão ou corrente contínua que tem uma determinada amplitude, noutra tensão ou corrente contínua com outra amplitude diferente. O ECG ADS1292 é o bloco de aquisição, onde são adquiridas diversas amostras de sinal. O bloco EEPROM é um tipo de memória não-volátil usada para armazenar pequenas quantidades de dados que se guardam quando a energia é removida. É possível neste tipo de memória gravar o apagar o seu conteúdo sem a remover do circuito. O ultimo bloco o BLE PAN1740 é o módulo Bluetooth bastante optimizado de pequeno tamanho, responsável pela transmissão dos dados à aplicação.

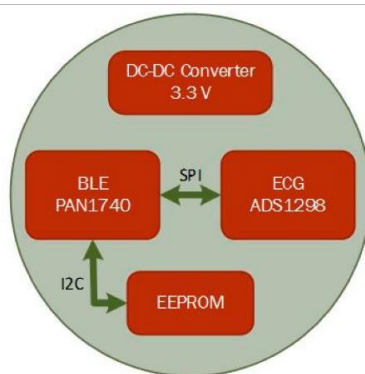


Figura 12- Diagrama de blocos do sistema SIVIC

→ Sinal

O principal sinal adquirido pelo sistema SIVIC é o eletrocardiograma, com os seguintes parâmetros apresentados na tabela 1.

Tabela 1 - Parâmetros de aquisição do ECG

Parâmetro	Valor	Unidade
Largura de banda	0.05 a 150	Hz
Amplitude	5 (pico-pico)	mV

→ Módulo de aquisição

O sinal é adquirido através do circuito integrado ADS1292 da Texas Instruments de multi-canal, de 24-bit, conversor analógico-digital (ADCs) com um amplificador de ganho reprogramável e referência interna. Esta placa (figura 13) fornece as medições do ECG e taxa de respiração usando um ADC de 24 bits e oferece oito canais de entrada, permitindo a medição de um ECG 12 derivações.

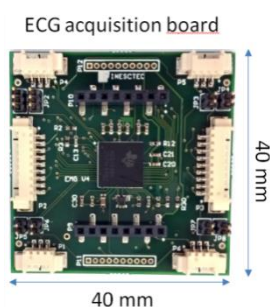


Figura 13- Protótipo da placa usada para aquisição ECG

→ Bateria

A bateria utilizada é extremamente fina e leve (peso 9g) com grande densidade de energia, tendo as dimensões de 5 x 25 x 35mm. Estas baterias apresentam descargas contínuas até 2C e baixas perdas de armazenamento por períodos prolongados.

Consiste numa bateria recarregável de polímero de iões de lítio, recarregada por intermédio de um carregador ligado por uma interface USB.

As principais características são apresentadas na tabela 2.

Tabela 2- Características da bateria

Parâmetros	Valor
Tensão nominal 0.2C	3,7V
Capacidade	400-450 mAh
Tensão de carregamento	4.2±0.5 V
Método de carregamento	C.C/C.V
Tempo de carregamento	2.5-8 h
Corrente de carregamento	50-250 mA
Dimensões	5x25x35 mm
Peso	9g
Comprimento do fio	10 cm

→ Modos de operação

O sistema tem três estados principais de operação: inicialização, comunicação e execução.

Na fase de inicialização o código da aplicação é copiado do EEPROM para o DA14580 e o protocolo Bluetooth é inicializado; na fase de comunicação o sistema inicia a operação de conexão com a aplicação. Quando a comunicação é estabelecida, a frequência de amostragem e o número de canais do bloco de aquisição ADS1292 são configurados.

Na fase de execução o uC recebe uma interrupção periódica do ADS1292, indicando a presença de novas amostras. Isto inicia uma comunicação com a interface (SPI) para obter as amostras dos canais n e salvá-las num buffer. Cada T ms, onde T pode ser definido, uma tarefa da aplicação é executada para verificar se o tamanho do buffer atingiu 120 bytes. Quando for esse o caso, os dados são copiados para uma base de dados BLE Attribute Protocol e inicia-se o procedimento de transmissão de dados. As operações finais de processamento de dados do sinal ECG (deteção QRS, compressão) foram implementados em ambiente MatLab.

2.6 - Conclusão

Existe já um mercado bastante abrangente de sistemas *wearable* para aplicações tanto em lazer e desporto como na medicina. Estes sistemas apresentam características únicas para monitorização contínua dos utilizadores através de pequenos sensores.

Embora estes sistemas apresentem ainda alguns problemas são uma aposta promissora para monitorizações a longo prazo. Estes problemas podem ser solucionados através de processamento do sinal adquirido. No entanto optimizações a nível de software por si só não contornam todos os problemas, sendo necessário complementar com hardware para melhorar a qualidade dos dados adquiridos.

Sendo assim, após a exposição do hardware do sistema a utilizar para aquisição dos dados, é necessário identificar e avaliar algoritmos de processamento e compressão que permitam optimizar o sinal, bem como reduzir o seu consumo.

Capítulo 3

Sinal ECG

O eletrocardiograma é um exame absolutamente necessário e fundamental no diagnóstico de doenças cardiovasculares e em várias patologias clínicas, sendo um dos objetos de estudo mais comum e mais explorado na análise de sinais biomédicos. É de fácil manuseio, reproduzível e de baixo custo operacional. O estudo ao pormenor e a análise metódica das ondas que o constituem, isto é, dos respetivos intervalos e segmentos, formam a base para a sua interpretação, da identificação das patologias cardíacas associadas e de condições extracardíacas que modifiquem o traçado [2].

O ECG é um exame não-invasivo que captura a atividade elétrica gerada pelo coração com eléctrodos aplicados à superfície do corpo. O sinal ECG permite assim efectuar a medição por métodos diretos dos batimentos cardíacos, ritmo e vectores elétricos do coração, proporcionando a fácil deteção de anomalias associadas à sua atividade [27]. Além disso, obtém-se informação fundamental acerca da origem e propagação do potencial de ação pelo coração.

3.1 - Atividade elétrica do coração

O coração é composto por quatro cavidades: duas aurículas e dois ventrículos. Existe um grupo de células situado no topo da aurícula direita que funciona como um *pacemaker* primário do coração (nódulo sinoauricular). A alteração do gradiente de concentração iónica ao longo das membranas celulares resulta na determinação de um potencial extracelular, que excita as células contrácteis das aurículas e dos ventrículos, resultando na propagação do impulso eléctrico [27].

Graças a propriedades puramente resistivas do corpo, estes potenciais são capazes de atravessar o meio e atingir a superfície do corpo, tornando possível o seu registo e medição. Cada conjunto de células contrácteis possui potenciais de acção característicos da sua actividade, cujas contribuições podem ser somadas, dando origem ao resultante sinal ECG.

A célula do miocárdio em repouso (polarizada) tem elevada concentração de potássio, apresentando-se negativa em relação ao meio externo que tem concentração de sódio. À medida que se propaga a activação celular, ocorrem trocas iónicas havendo uma tendência progressiva da célula para ser positiva, enquanto o meio extracelular ficará negativo. A célula

totalmente despolarizada fica com a polaridade invertida. A repolarização fará com que a célula volte às condições basais.

Uma onda gradual de despolarização pode ser considerada como uma onda móvel de cargas positivas. Assim, quando a onda positiva de despolarização se move em direção a um eléctrodo (positivo), regista-se no ECG uma deflexão positiva (para cima). Por outro lado, quando a onda tiver sentido contrário (a onda de despolarização vai-se afastando do eléctrodo), tem-se uma deflexão negativa no ECG.

O nódulo sinusal localizado na aurícula direita é a origem do estímulo de despolarização cardíaca, quando o impulso eléctrico se difunde em ambas as aurículas de forma concêntrica, em todas as direcções, produz a onda P no ECG e à medida que essa onda de despolarização passa através das aurículas, produz uma onda de contracção auricular.

A seguir, a onda de despolarização dirige-se ao nódulo atrioventricular (AV), onde ocorre uma pausa de 1/10 de segundo, antes do impulso estimular verdadeiramente o nódulo, o que permite a entrada no sangue nos ventrículos. Este intervalo é representado pelo segmento P-R.

Após essa pausa, o impulso alcança o nódulo AV, que é um retransmissor do impulso eléctrico para os ventrículos, através do feixe de *His*, com os seus ramos direito e esquerdo, e das fibras de *Purkinje*, tendo como consequência a contracção dos ventrículos. Esta despolarização ventricular forma várias ondas, o complexo QRS.

Existe uma pausa após o complexo QRS, representado pelo segmento ST, de grande importância na identificação de isquemias, e após essa pausa, ocorre a repolarização do ventrículo, e consequentemente, relaxamento ventricular, formando a onda T. A repolarização auricular não tem expressão electrocardiográfica, pois está mascarada pela despolarização ventricular, que electricamente tem uma voltagem maior em relação à outra [28].

É possível visualizar a origem das diferentes ondas ao longo da atividade eléctrica do coração na figura 14.

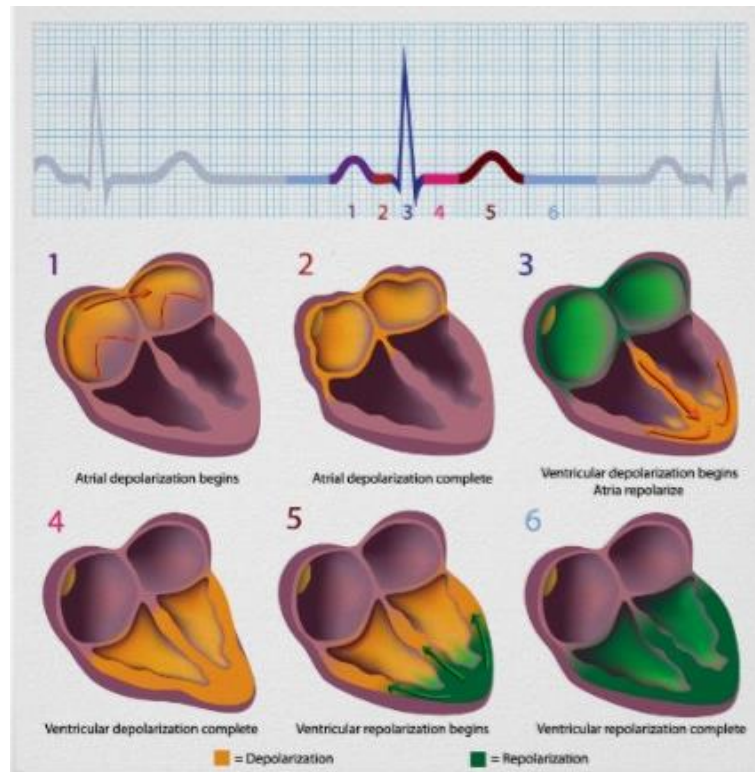


Figura 14- Ilustração da origem das diferentes ondas ao longo da atividade elétrica do coração [29]

3.2 - O eletrocardiograma

O sinal cardíaco é composto por diversas deflexões positivas e negativas, assinaladas pelas letras P, Q, R, S e T. Estas letras servem de referência para definir intervalos temporais (segmentos) e conjuntos de ondas (complexos).

3.3.1 - Origem do electrocardiograma

A origem do eletrocardiograma (ECG) remonta ao século XIX. Acredita-se que o primeiro registo de eletrocardiograma em humanos tenha sido realizado em 1872, por Alexander Muirhead (1848-1920), engenheiro elétrico escocês especializado em telegrafia sem fios, enquanto estudava para o seu doutoramento em Eletricidade, em colaboração com o fisiologista britânico John Burdon Sanderson [30].

Mais tarde, o primeiro a dedicar-se sistematicamente ao estudo da atividade elétrica do coração foi Augustus Waller, em Londres. Este ficou conhecido por realizar com sucesso em 1887 o primeiro ECG num corpo humano, enquanto trabalhava no *St. Mary's Hospital*, construiu um electrocardiógrafo fixando um electrómetro capilar num projector. O traçado do sinal elétrico era projectado numa placa fotográfica movimentada por uma composição num circuito de comboios [31].

Mas o grande avanço veio quando Willem Einthoven (1860-1927), médico e fisiologista holandês, inventou um sistema mais sensível e prático para registrar a atividade elétrica cardíaca. Chamado o pai da electrocardiografia, Einthoven utilizou nos seus primeiros registos um electrómetro capilar. Após alguns estudos, projecta uma solução com base num único fio, ligado a dois suportes, submetido ao campo electromagnético de um electroíman. A solução apresentada ficou conhecida como o galvanómetro de corda de Einthoven (figura 15). Em 1895, Einthoven distinguiu 5 deflexões no traçado de ECG, denominando-as por letras (P, Q, R, S, T) que foram consagradas e são utilizadas até hoje. Ao aprimorar o seu sistema de registos electrocardiográficos obteve dados para concluir sobre um eixo eléctrico cardíaco e apresentar um triângulo equilátero com as três derivações dos membros (padrão) [31].

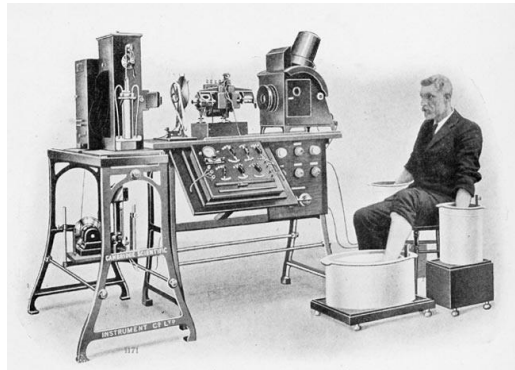


Figura 15 - Galvanómetro de corda de Einthoven [32]

3.3.2 - Aquisição do sinal ECG - Derivações

A colocação dos eléctrodos para aquisição dos sinais de ECG e o modo como se posicionam no corpo dependem dos potenciais que se pretende medir (derivações) bem como, dos dispositivos utilizados para aquisição de sinal. No ECG podem encontrar-se dois tipos de derivações. As derivações bipolares que medem a diferença de potencial entre dois pontos (negativo e positivo) do corpo, e as derivações unipolares que medem os potenciais absolutos (positivo) em relação a um ponto comum (referência). A principal montagem bipolar é o sistema de Einthoven, e as unipolares são as de Goldberger e a de Wilson.

Para esses estudos, em que se considera o ECG de 12 derivações, o coração é visto em dois planos; o plano frontal e o plano horizontal. No plano frontal, os eléctrodos são colocados nas quatro extremidades: braço direito (RA), braço esquerdo (LA), perna esquerda (LL) e perna direita (RL), de onde se obtêm as derivações bipolares clássicas (I, II e III) e as derivações unipolares (aVR, aVL e aVF). As derivações unipolares registam a diferença de potencial entre um ponto teórico no centro do triângulo de Einthoven, com um valor de 0, e o eléctrodo em cada extremidade. As derivações bipolares são as derivações clássicas descritas por Einthoven, e registam a diferença de potencial entre dois eléctrodos localizados em diferentes membros.

No plano horizontal, os eléctrodos (positivo) são colocados em seis pontos clássicos, definidos no tórax, e de onde obtêm-se as derivações unipolares pré-cordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6). Estas derivações registam o potencial do ponto em que o eléctrodo de mesmo nome é posicionado, e são as melhores derivações do ECG para determinar alterações do ventrículo

esquerdo. No ECG nestas derivações, o complexo QRS é normalmente negativo em V1 e V2 e positivo em V4, V5 e V6 [33].

As derivações unipolares foram propostas por Frank Wilson, em 1930, com o intuito de representar de forma fidedigna a atividade eléctrica cardíaca [34].

Na tabela 3 está explicado resumidamente os potenciais que cada derivação regista.

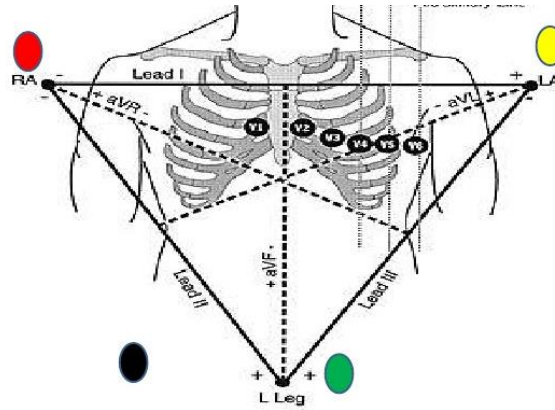


Figura 16- Representação das derivações e triângulo de Einthoven [35]

Tabela 3- Derivações e seus potenciais

Derivações	Eléttodos	Potenciais
Bipolares	D1	Diferença de potencial entre braço direito e braço esquerdo.
Bipolares	D2	Diferença de potencial entre braço direito e perna esquerda.
Bipolares	D3	Diferença de potencial entre braço esquerdo e perna esquerda.
Unipolares	aVR	Potencial absoluto do braço direito
Unipolares	aVL	Potencial absoluto do braço esquerdo
Unipolares	aVF	Potencial absoluto da perna esquerda.
Precordiais	V1	Potenciais das aurículas. O complexo QRS tem uma pequena onda R seguido por uma onda S profunda.
Precordiais	V2	Esta derivação precordial está acima da parede do ventrículo direito, logo a onda R é ligeiramente maior do que em V1, seguida por uma onda S profunda.
Precordiais	V3	Derivação de transição entre os potenciais esquerdos e direitos do ECG. O eléttrodo é localizado sobre o septo interventricular. A onda R e a onda S são praticamente iguais.
Precordiais	V4	O eléttrodo desta derivação está localizado no ápice do ventrículo esquerdo, onde a espessura é maior. Tem uma onda R alta seguida por uma onda S pequena.
Precordiais	V5 e V6	Estas derivações estão localizadas no miocárdio ventricular esquerdo, cuja espessura é menor do que em V4. A onda R é menor do que em V4, e precedida de uma onda Q pequena.

Para a aquisição do sinal ECG, utilizando-se as derivações propostas por Einthoven, as respectivas diferenças de potencial são definidas por:

$$I = V_{La} - V_{RA} \quad (1)$$

$$II = V_{LL} - V_{RA} \quad (2)$$

$$III = V_{LL} - V_{LA} \quad (3)$$

Onde RA representa o braço direito, LA o braço esquerdo e LL perna esquerda. Na prática usa-se mais um eléctrodo ligado à perna direita, para ligar o paciente à massa comum de instrumentação. Os vectores não são independentes e satisfazem a relação [27]

$$II = I + III \quad (4)$$

Através da aquisição dos sinais das duas derivações bipolares, é possível calcular as outras quatro derivações tendo como base as leis de Kirchhoff, em que se estabelece que a soma algébrica das tensões numa malha fechada é igual a 0. Podendo o triângulo de Einthoven ser considerado como uma malha fechada. Assim, obtém-se as seguintes equações:

$$I + III - II = 0 \quad (5)$$

$$a_{VL} + \frac{II}{2} - I = 0 \quad (6)$$

$$a_{VF} - \frac{I}{2} - III = 0 \quad (7)$$

$$a_{VR} - \frac{III}{2} + II = 0 \quad (8)$$

3.3.3 - Representação do sinal ECG

Após a obtenção do sinal eléctrico, é possível representar esse mesmo sinal num papel milimétrico. O papel de registo do ECG é composto por pequenos quadrados de 1mm de lado. A abcissa representa o intervalo de tempo, onde cada 1mm corresponde a 40ms, e a ordenada representa a voltagem, em que 1mm corresponde a 0,1mV. Ou seja, 10mm correspondem a 1 mV [2].

Para descrever a morfologia do sinal ECG, define-se aqui os termos que serão utilizados:

- Onda: variação na tensão captada pelos eléctrodos e identificada como uma variação da amplitude do sinal.

- Complexo: conjunto de ondas seguidas, utilizado em referência ao QRS.

- Segmento: espaço entre duas ondas.

Intervalo: conjunto de segmentos e ondas entre dois eventos [34].

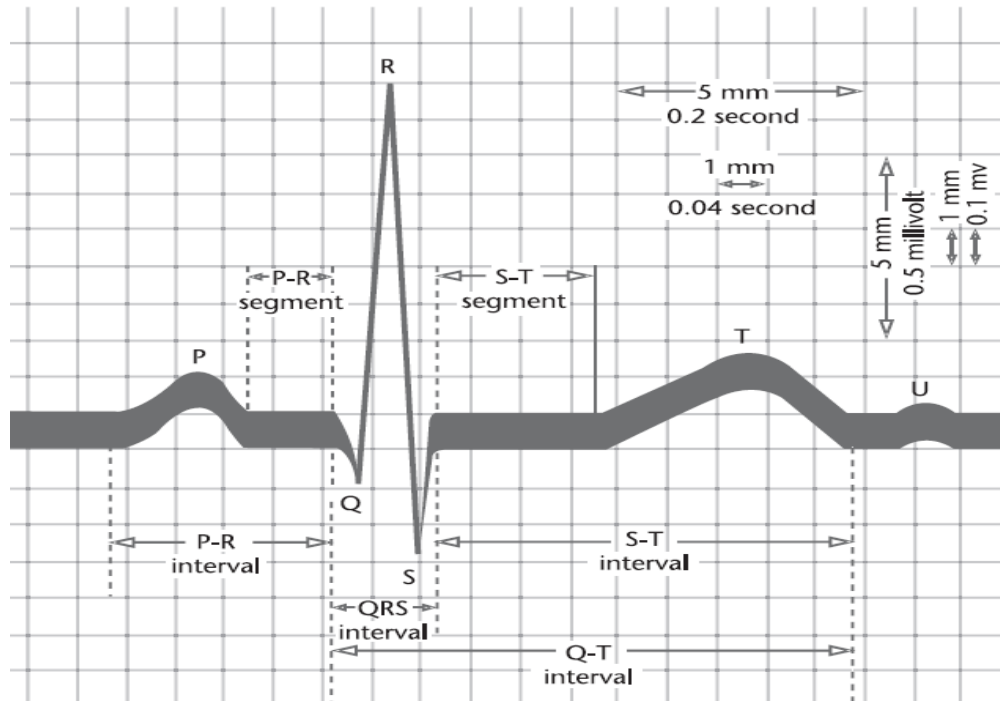


Figura 17 - Ondas e segmentos normais de um sinal ECG [2]

Onda P - A primeira onda do ECG normal, onda arredondada, simétrica, de pequena amplitude (menor que 2,5 mm de altura¹) e duração menor que 110 ms [2].

Segmento PR - Segmento de linha que conecta a onda P ao QRS. Deve estar ao nível da linha de base do traçado.

Intervalo PR - Intervalo de tempo medido entre o início da onda P e o início do complexo QRS. Varia de 120 ms a 200 ms, mantendo-se constante [2].

Complexo QRS - A segunda onda do ECG normal, deflexão espiculada, estreita, com duração entre 60 ms e 100 ms e amplitude variada. Denomina-se onda Q a primeira deflexão negativa; onda R a primeira deflexão positiva; e onda S a deflexão negativa que segue a R [2].

Segmento ST- Segmento de linha que une QRS à onda T.

Onda T - A terceira onda do ECG normal. Onda algo arredondada e assimétrica, com a fase ascendente mais lenta e a descendente mais rápida [2].

Intervalo QT - Intervalo de tempo medido entre o início do QRS ao final da OT. Corresponde à sístole elétrica total ventricular.

¹ Unidade referente ao uso do papel milimétrico tipicamente usado para imprimir um sinal ECG.

Onda U - Ocasionalmente pode ser identificada a onda U (nem sempre presente no eletrocardiograma), quarta onda do ECG, vindo logo após a onda T: onda arredondada, de curta duração, de pequena voltagem e amplitude e de mesma polaridade da onda T precedente [2].

Estes elementos são a representação dos fenómenos elétricos que ocorrem no coração em repouso. A presença ou ausência destes elementos, bem como a sua forma, tamanho, duração e a distância entre si (intervalos e segmentos), permitem elaborar o parecer final do ECG.

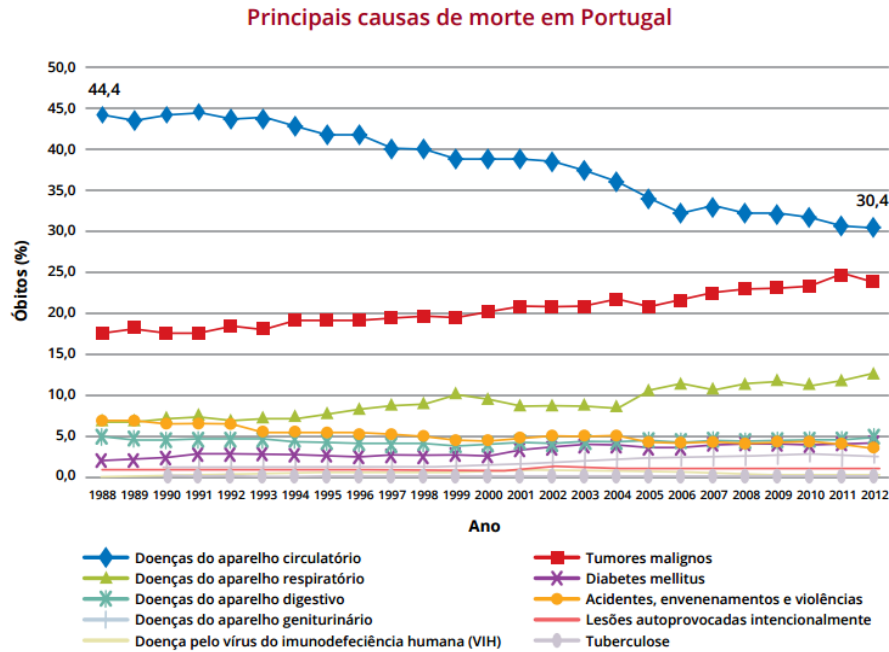
Em baixo estão apresentados diversos exemplos de patologias registadas no ECG.



Figura 18 - Ritmo sinusal normal (a), Taquicardia sinusal (b), Arritmia sinusal (c) [2]

3.3 - Patologias cardíacas

Atualmente, as patologias/doenças cardíacas são o tipo de doenças com maior incidência em Portugal e na Europa. A DGS (Direcção Geral de Saúde) considera as doenças do sistema circulatório como das mais mortais em Portugal, como podemos ver no seguinte gráfico:



Fonte: INE, IP (2014)

Figura 19- Gráfico sobre as principais causas de morte em Portugal

No gráfico anterior da figura 19 é representada a azul a percentagem dos óbitos devidos a doenças relacionadas ao aparelho circulatório.: Nestas estão incluídas a doença cérebro-vascular, com expressão mais relevante no acidente vascular cerebral (AVC) e a doença isquémica cardíaca, englobando diferentes formas de apresentação clínica, incluindo o enfarte agudo do miocárdio.

No seguinte gráfico é possível visualizar o número de óbitos ocorridos por Enfarte Agudo do Miocárdio:

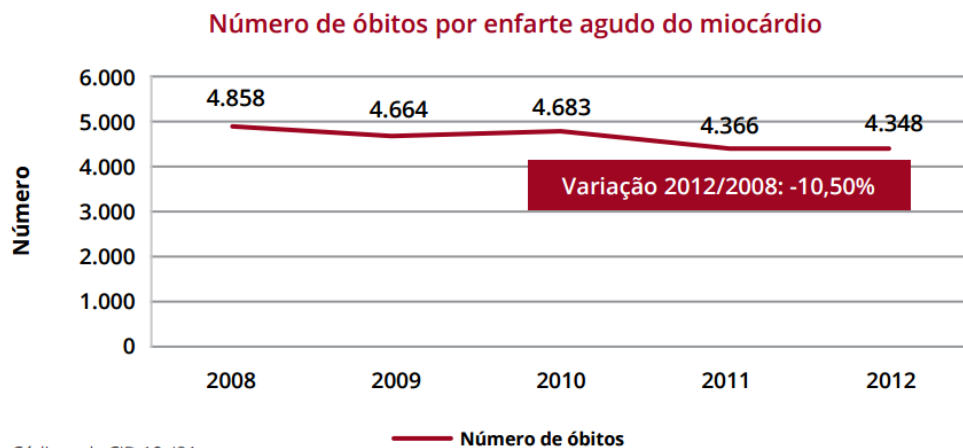


Figura 20- Número de óbitos por Enfarte Agudo do Miocárdio em Portugal Continental (2008-2012)

Infelizmente, nem todas as doenças cardíacas passam por ser apenas um Enfarte Agudo do Miocárdio, existindo diversas patologias que levam à insuficiência cardíaca e até aumento da mortalidade nesta secção.

Segundo a OMS (Organização Mundial de Saúde), as doenças cardiovasculares são a primeira causa de morte nos países desenvolvidos. Todos os anos, cerca de 17 milhões de pessoas no mundo morrem de doenças cardiovasculares, em particular devido a ataques cardíacos. Em 2008, cerca de 17,3 milhões de pessoas morreram de doença cardiovascular, representando 30% de todas as mortes no mundo, dentro deste valor, cerca de 7,3 milhões morreram devido a doença cardíaca coronária e 6,2 milhões devido a acidente vascular cerebral (AVC).

3.4 - Instrumentação e circuitos de captura do sinal ECG

O registo e posterior representação necessitam de um transdutor que converta os potenciais iónicos gerados pelo corpo em potenciais eléctricos, medidos por instrumentação electrónica convencional. Estes transdutores são conhecidos como eléctrodos. No entanto, é necessário ter atenção à impedância entre o eléctrodo e a pele do paciente. A impedância eléctrica é definida como a razão entre uma tensão aplicada e a intensidade de corrente que atravessa o circuito que está a ser medido. A impedância biológica é definida da mesma forma que a impedância eléctrica. Se uma tensão eléctrica provoca o aparecimento de uma corrente eléctrica sobre um tecido biológico, a impedância biológica é a razão entre essa tensão e a corrente. A impedância dos tecidos biológicos é composta por duas partes, uma constante e uma variável, sendo a constante representada pelas propriedades resistivas e dieléctricas inerentes ao tecido.

A importância de medir a impedância pele-eléctrodo está em saber em que condições os sinais bioeléctricos são adquiridos pelos aparelhos de registo. Logo é desejável que se tenha uma baixa impedância de contacto entre o eléctrodo e a pele. No entanto, este objetivo é dificultado pela presença de pelos, pelo tempo necessário para aplicar todos os eléctrodos e pelo problema de os estabilizar mecanicamente. Daí recorre-se ao uso de uma pasta ou gel electrolítico que visa reduzir a impedância da interface pele-eléctrodo e ajuda na fixação dos eléctrodos nos seus devidos lugares. Assim, quando os eléctrodos são colocados sobre a pele, o composto electrolítico (gel/pasta) é usado para estabelecer o contacto ohmico com os fluidos da superfície corporal.

Contudo, quando se regista o evento bioeléctrico com eléctrodos de superfície, é necessário ter atenção ao tipo de metal do eléctrodo bem como o tipo de gel a utilizar.

Com o objetivo de registar o potencial (correntes e tensões corporais) é necessário estabelecer uma interface entre o corpo e o aparelho de medição. Normalmente, esta interface é desempenhada por eléctrodos de biopotencial capazes de condução da corrente entre o corpo e o circuito de medição.

Dentro dos eléctrodos de biopotencial existem vários tipos: eléctrodos de sucção, eléctrodos flutuantes, eléctrodos flexíveis, eléctrodos secos, eléctrodos de placa de metal e eléctrodos de disco de metal. No ECG os mais adequados para a monitorização do paciente, são eléctrodos que já trazem adesivos ou uma pequena camada de gel, prontos a utilizar e a serem aplicados nos pacientes (Figura 21 (a)). Estes eléctrodos consistem num disco de uma espécie de borracha/plástico com um lâmina prateada localizada no centro. Esta lâmina pode ser coberta por uma camada de cloreto de prata eletroliticamente depositada. O disco de borracha, cuja face

o eléctrodo é fixado é coberto com um material adesivo compatível com a pele, este material além de fixar o eléctrodo evita a evaporação do gel electrolítico [36].

Na figura abaixo estão representados os diferentes eléctrodos de biopotencial.

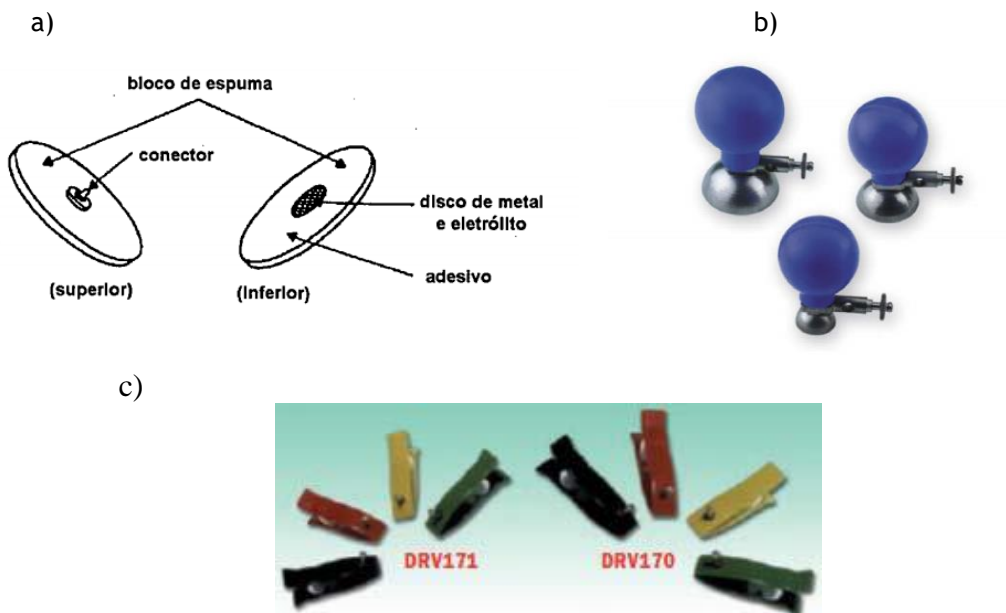


Figura 21 - Eléctrodos de biopotencial, eléctrodo de disco de metal (a), eléctrodos de sucção (b), eléctrodos de placa de metal (c) [36]

Atualmente, nos electrocardiogramas usam-se sensores (eléctrodos convencionais) que requerem um gel/spray condutor que garanta o contacto entre o sensor e a pele para conseguir captar adequadamente o sinal. O gel é fundamental e de extrema importância devido à impedância eléctrodo-pele, mantendo uma interface entre a pele e o eléctrodo aumentando a condutividade eléctrica. Como o biopotencial se manifesta através da corrente que flui do tecido até ao material (eléctrodos) é necessário o gel condutor (electrólito). A impedância vai depender de muitos factores, como a cada de interface entre pele-eléctrodo, área do mesmo, temperatura do eletrólito, material dos eléctrodos, entre outros.

No entanto, estes sensores apresentam a desvantagem de, quando utilizados em situações de ambulatório, causarem irritação da pele devido ao gel, quando usados por tempo prolongado. Devido a tal, tem-se investigado a utilização de eléctrodos têxteis ou de outros materiais.

Os sinais eléctricos são bastante afetados por ruídos, principalmente quando é necessário realizar a medição de sinais de pequena amplitude (ordem dos milivolts).

O sinal do ECG caracteriza-se por ter amplitude entre 1 a 5 mV possuindo uma banda de 0,05 e 100 Hz. Por ser um sinal de baixa amplitude e frequência é propício a sofrer interferências eletromagnéticas, principalmente as associadas à rede eléctrica (50Hz) e de outros sinais provenientes do corpo humano.

Com a intenção de melhorar a relação sinal-ruído, devemos utilizar técnicas como realimentação do sinal de modo comum, filtros ativos e passivos para eliminar os sinais indesejáveis no registo do ECG. Ou seja, o objetivo é amplificar o pequeno sinal medido a partir do coração, bem como filtrar o ruído interno e externo.

Para eliminar a interferência de ruído, é necessário recorrer a um amplificador de instrumentação que utiliza internamente um circuito diferencial que amplifica somente a diferença en-

tre os sinais das duas entradas. Quando existe um ruído ambiente, este estará presente normalmente com a mesma amplitude nas duas entradas do circuito diferencial, e consequentemente a diferença entre estes dois sinais na entrada é zero e assim verifica-se como o ruído de modo comum é eliminado. Enquanto isso a filtragem é completa através da filtragem de modo comum e diferencial [37].

Há também o circuito da perna direita (*Right Leg Drive*) que cancela ruído e mantém a tensão de modo comum, onde é possível visualizar um circuito completo de aquisição do sinal ECG na Figura 22.

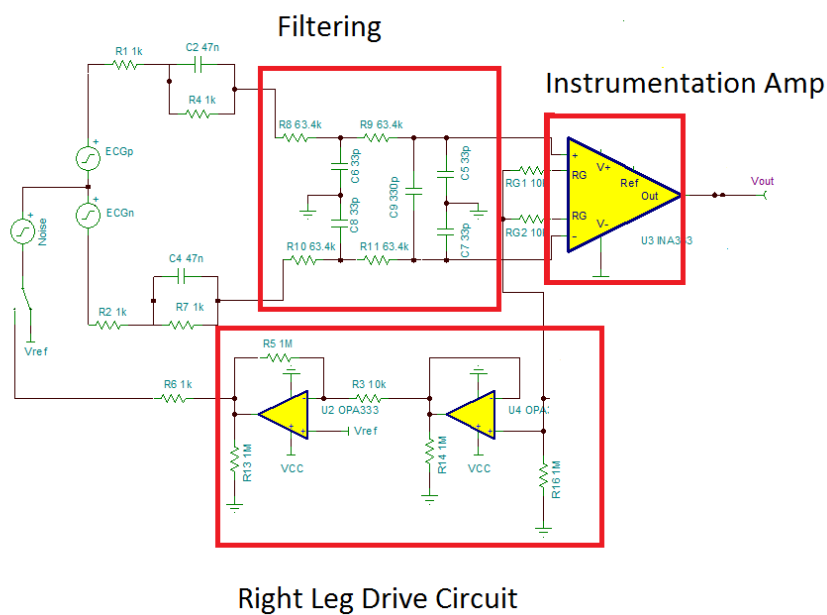


Figura 22- Circuito ECG [37]

A técnica de *Driven Right Leg Circuit* (DRL) (Figura 23), que consiste num elétrodo aplicado na perna direita do paciente re-injeta uma voltagem no paciente que é uma estimativa do sinal de modo comum do amplificador (a média entre as entradas diferenciais) [38]. Esta acção cria um sinal de saída ECG mais limpo.

O maior ganho que pode ser usado no circuito fechado de realimentação também melhora a taxa de rejeição do modo comum.

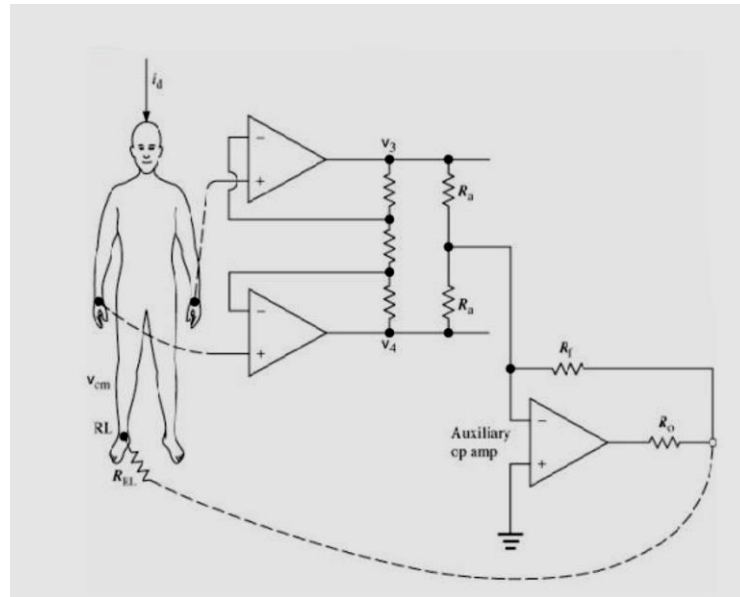


Figura 23 - Circuito DRL [37]

Para que o sinal ECG possa ser posteriormente gravado é necessário convertê-lo num sinal digital, utilizando-se um conversor A/D.

3.5 - Processamento de sinais ECG

O processamento digital do sinal de ECG é muito importante no diagnóstico para fins médicos, sendo um dos primeiros objectivos do processamento distinguir dados importantes para diagnóstico e rejeitar tudo o que possa ser considerado como ruído.

A análise do sinal ECG requer duas etapas: o pré-processamento e a extração de características. Sendo a fase de pré-processamento, por exemplo, a remoção de variações da linha de base e das interferências das linhas de alimentação (*powerline*); a extração de características consiste em obter as características dos dados ECG e executar a detecção do complexo QRS. A detecção do complexo QRS é uma das operações principais para o diagnóstico de doenças ou eventos cardíacos [19].

3.5.1 - Pré-processamento

No pré-processamento de sinais ECG, o objectivo principal é reduzir certas características que frequentemente aparecem nos sinais devido a interferências na rede (50-60 Hz), ruído térmico, movimentos do paciente, respiração, etc; que afetam as informações a serem extraídas e conseqüentemente diminuem a eficácia no reconhecimento do sinal e posteriormente o diagnóstico de diversas patologias [39].

Assim, há uma enorme preocupação em pré-processar o sinal ECG com precisão para extrair eficazmente a informação contida nesse sinal, fazendo-se recurso a filtros específicos que eliminem o ruído [40].

3.5.1.1 - Métodos de transformações Lineares

Um dos passos importantes no projeto de filtros digitais é o da escolha do processo de implementação.

Existem essencialmente dois tipos de filtros digitais:

1) Filtro FIR (*Finite Impulse Response*): são filtros digitais com resposta finita ao impulso. São conhecidos como filtros não recursivos (embora possa haver algoritmos recursivos utilizados para a realização destes filtros). Estes filtros podem ser criados utilizando métodos diversos, sendo a maioria deles baseados na aproximação de um filtro ideal, não sendo o objectivo primordial obter características ideais, até porque é praticamente impossível [40].

Os filtros FIR têm algumas características desejáveis como a sua estabilidade garantida e a sua fase linear [41], que minimiza a distorção do sinal, bem como as suas estruturas decisivas que não criam oscilações de frequência [42]. No entanto, estes filtros têm elevados graus (desvantagem no seu cálculo) e o comprimento do filtro FIR é relativamente longo o que resulta num elevado consumo de energia e custo de implementação e computacional, devido ao grande envolvimento de operações aritméticas necessárias na sua execução [41].

De forma a reduzir o consumo de energia nestes filtros, utilizam-se filtros de livre multiplicação, técnica de resposta de frequência de mascaramento (FRM) ou uma resposta interpolada ao impulso do filtro finito (IFIR) [41].

Para a construção/projeção de um filtro FIR existem basicamente três métodos:

1. O método da janela
2. A técnica de amostragem de frequência
3. Métodos de *design* de filtros ótimos [40].

A implementação dos filtros FIR são os mais recomendados devido à sua fase linear (referida anteriormente) e devido à sua possibilidade de exatidão [24].

2) Filtro IIR (*Infinite Impulse Response*): estes filtros, ao contrário dos filtros FIR, têm baixos graus, o que leva a uma maior facilidade no seu cálculo, no entanto o sinal que chega à entrada não produz bons resultados em diferentes frequências [42].

Estes filtros também são impróprios para eliminar a interferência de *Drift* devido à sua característica não linear [24].

Devido à maior complexidade dos filtros FIR estes apresentam melhor desempenho mas são de execução mais lenta.

3.5.1.2 - Métodos de filtragem adaptativa (filtros adaptativos)

Uma outra técnica de pré-processamento de sinais ECG com filtros adaptativos.

Filtros adaptativos são filtros com coeficientes calculados a partir do conhecimento dos comportamentos e valores tanto do sinal como do ruído indesejado. Estes filtros contêm uma estrutura que actualiza os coeficientes de acordo com a mudança das fontes de ruído, usando algoritmos recursivos [42]. Ou seja, estes filtros funcionam baseados num algoritmo que permite que se modifique de forma recursiva o conjunto de valores dos coeficientes, que inicialmente são escolhidos arbitrariamente, com o objetivo de assegurar a convergência para valores ótimos [23].

Para se realizar a filtragem de ruídos dos sinais, estes filtros comportam duas entradas. A entrada primária, constituída por um sinal útil afectado pelo ruído, e uma entrada secundária, constituída por um sinal de ruído adquirido de um ponto muito próximo da fonte de sinal principal. O filtro adaptativo produzirá um sinal de saída estimativa da componente de ruído presente no sinal principal, e após a subtração do sinal primário obter-se-á o sinal filtrado [23]. Note-se que removendo o ruído aleatoriamente pode resultar na remoção de dados importantes e até diminuir o desempenho do processamento seguinte [42].

3.5.1.3- Transformada Wavelet (WT)

A transformada *Wavelet* é um dos métodos eficazes para fornecer informações sobre a localização de um sinal no domínio do tempo e da frequência. Sendo a WT uma representação temporal de sinais, divide-se em dois tipos: Transformada *Wavelet* contínua (CWT) e Transformada *Wavelet* discreta (DWT). A DWT é baseada numa série de filtros passa-banda, constituindo um banco de filtros, em que em cada nível o sinal é decomposto em aproximações (parte do sinal inicial de baixa frequência) e detalhes (parte de alta frequência). O nível a seguir é feito apenas mediante aproximações, sendo a escolha da *Wavelet* e o seu nível muito importante para a extração de características [43]. No entanto, a DWT, sendo uma poderosa ferramenta na extração de características ECG, ainda é limitada pela escolha da onda.

A transformada *Wavelet* é uma técnica comum implementada na fase de pré-processamento, ou posteriormente na extração de características. Esta transformada tem a capacidade de distinguir o ruído e flutuações da linha de base a partir de um sinal significativo, e reduzir significativamente os ruídos de altas e baixas frequências através da sua ação contínua no sinal ECG original após a seleção cuidadosa do nível de escala [42]. A WT decompõe o sinal das diferentes componentes espectrais, para que cada uma delas tenha uma resolução de acordo com a sua escala [39].

A transformada *Wavelet* permite decompor o sinal ECG de entrada em diferentes escalas que representam o sinal em diferentes larguras de banda [19]. De alguma forma, analisa o sinal em tempo para o conteúdo em frequência caracterizando a sua regularidade local, através da decomposição do ECG em blocos elementares bem localizados numa janela de tempo e frequência [44].

O sinal é aplicado a uma sucessão de filtros passa-alto e filtros passa-baixo de forma a analisar tanto as componentes de alta como as de baixa frequência, sendo as ondas que normalmente se aproximam do sinal seleccionadas para análise [45], refletindo em pequenas escalas as componentes de alta frequência, e em grandes escalas refletindo as componentes de baixa frequência do sinal. Logo, dada uma escala apropriada, a WT pode funcionar como um filtro passa-banda [44].

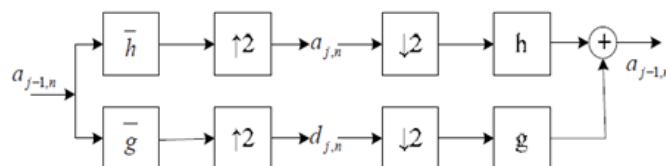


Figura 24 - Transformada *Wavelet*: decomposição e reconstrução [45]

Na Figura 24 são exemplificados dois grupos de filtros utilizados para realizar a decomposição e reconstrução da transformada *Wavelet*. O bloco “h” é um filtro passa-baixo, o “g” um filtro passa-alto, o símbolo ‘ $\uparrow 2$ ’ simboliza dupla amostragem (*up sampling*), que na verdade corresponde a uma interpolação por 2 - para cada amostra existente é criada uma nova -, e ‘ $\downarrow 2$ ’ uma amostragem a metade da frequência (*down sampling*), ou decimação, que consiste na utilização de uma amostra por cada 2.

A grande vantagem da WT é a sua baixa complexidade computacional e uma implementação simples com circuitos digitais, utilizando uma abordagem como filtro FIR [19].

É importante referir que existem várias famílias de *Wavelets* como Haar, Daubechies, Coiflets, Symlets, Biorthogonal, Mexican Hat, Morlet e muitas outras de pequenas ondas e complexos reais [44].

Como existe uma grande variedade de funções *Wavelet*, surge o problema de decidir qual das funções produz os melhores resultados. A escolha é feita dependendo do processamento que se quer efectuar e qual das famílias apresenta melhor desempenho.

Na análise do artigo “An Efficient Wavelet Analysis for ECG Signal Processing” [43], conclui-se que a *Wavelet Biorthogona13.7* é a melhor família wavelet para a extração do pico R, bem como informações do intervalo RR e, portanto, é a melhor família para extração de características ECG.

3.5.2 - Extração de características

O principal objetivo da extração de características é o de transformar o segmento de sinal a ser analisado para que a informação seja obtida num número pequeno de coeficientes clinicamente relevantes [39].

O passo primordial nesta etapa é a deteção do complexo QRS, sendo que a exatidão desta deteção define onde todas as outras ondas e intervalos se localizam.

3.5.2.1 - Deteção do complexo QRS

Normalmente, o processamento de sinais ECG é realizado com sistemas de grande capacidade computacional e elevado volume de memória [22]. O problema é conseguir obter estas características em sistemas vestíveis, que atuam com baterias de pouca durabilidade e pouca memória RAM.

Geralmente, os dispositivos de ECG móveis seguem um destes regimes:

- 1) Recolhem dados e memorizam-nos para uma análise *off-line*;
- 2) Recolhem dados para a análise em tempo real no próprio dispositivo;
- 3) Recolhem dados para análise em tempo real através de uma ligação remota a um servidor separado [22]. No entanto, cada um deles implicam compromisso entre complexidade de processamento dos sinais e consumo de energia. Portanto existe uma grande necessidade de desenvolvimento de algoritmos eficientes numericamente, de forma a conseguir-se analisar sinais gravados a longo prazo de forma eficiente e rápida em dispositivos móveis/vestíveis

Para se encontrarem algoritmos com estas características desejáveis é preciso fazer-se uma avaliação abrangente, tendo em conta a robustez ao ruído e a escolha de parâmetros de eficiência numérica. Só assim se consegue melhorar a qualidade de diagnóstico de patologias

cardíacas com uma relação de tempo de processamento ou consumo de energia razoável e aceitável.

Concluindo, quanto melhor for a eficiência numérica do algoritmo, tendo em conta a sua simplicidade (mantendo a precisão), mais rápido será no processamento de grandes quantidades de dados ECG, e conseqüentemente menos energia irá consumir em sistemas vestíveis. Tendo a vantagem que quanto mais simples for o algoritmo mais baixo será o seu custo de implementação e o seu *hardware* possa ser de menor tamanho e com menos sensores espalhados pelo corpo do paciente [22].

Assim, tendo em conta a complexidade computacional e a robustez ao ruído do algoritmo, a Transformada *Wavelet* são as melhores e mais utilizadas em algoritmos devido serem baseadas em técnicas de filtragem, onde componentes de alta frequência são eliminados no momento de aplicar a transformada [39].

3.5.2.2 - Melhoramento do complexo QRS

De forma a conseguir-se uma deteção fiável do complexo QRS, existem vários métodos que tornam essa deteção facilitada, como é o caso de melhorar o complexo. Nomeadamente por meio das seguintes abordagens:

- 1) Amplitude (medida vertical do eixo dos zeros até a crista da onda): geralmente seguido por um passo de diferenciação para reduzir a influência da onda P e T em relação à onda R. A primeira derivada é aplicada após o limiar de amplitude para acentuar a inclinação do complexo QRS, em alguns casos também têm sido utilizados diferentes limiares de amplitude [22].
- 2) Primeira derivada (método para calcular os máximos e mínimos de uma função): Um diferenciador de primeira ordem é utilizado como um filtro passa-alto, para melhorar a linha de base e eliminar o ruído de alta frequência indesejado (funcionando como um filtro passa-banda eliminando as duas frequências), bem como para modificar a fase dos sinais e para criar cruzamentos de zero na localização dos picos R [22].
- 3) Primeira e segunda derivadas: Uma combinação linear das grandezas destas derivadas, usadas para enfatizar a área relativa do complexo QRS e outras características do ECG [22].
- 4) Filtros digitais, anteriormente referidos e explicados, como o exemplo de filtros FIR e IIR
- 5) Morfologia matemática: que consiste em ajustar vários segmentos tentando regular no sinal padrão. Isto é, analisa-se a estrutura geométrica das imagens a partir de um conjunto definido e conhecido chamado de Elemento Estruturante (interage com cada entidade inserida na imagem, modificando a sua forma e a sua aparência para se chegar a conclusões específicas).
- 6) Modo empírico de decomposição: Qualquer conjunto de dados complexo pode ser decomposto em um número finito e, muitas vezes pequeno das funções do modo intrínsecas (IMFs),

que admitem a transformada Hilbert. Normalmente, o sinal ECG é decomposto em componentes, ou seja é decomposto em número de IMFs, a combinação de IMFs produz um sinal resultante do complexo QRS, onde é mais pronunciada. Este processo pode ser considerado como filtragem adaptativa, semelhante ao uso da WT [22].

7) Transformada de Hilbert: esta transformada permite a fácil localização do pico R do complexo QRS do ECG. A transformada de Hilbert consiste num cruzamento zero na sua onda pela transformada *Wavelet*. A WT origina uma inclinação ascendente do pico R representada como um máximo negativo e vice-versa. Após a supressão da interferência na banda de alta e baixa frequência pela WT, a transformada de Hilbert reopera sobre esse resultado da transformada para recuperar o pico R, facilitando a tarefa de deteção do complexo QRS [44].

8) Bancos de filtros: estes bancos operam uma decomposição da largura de banda do sinal de ECG de entrada em sinais de sub-banda com bandas de frequência uniforme. As sub-bandas pode ser *downsampled*, uma vez que a largura de banda de sub-banda é muito menor do que a do sinal de entrada. As sub-bandas fornecem informações de várias bandas de frequência; sendo possível executar o processamento do sinal de entrada dependendo do tempo e da frequência [22].

3.6 - Processamento de sinal num sistema vestível

Quando se faz um eletrocardiograma em ambiente hospitalar, tanto as condições em que é realizado como a informação que se deseja, bem como o seu processamento posterior, são completamente distintas daquelas disponíveis quando se faz um eletrocardiograma em ambulatório e principalmente recorrendo a um sistema vestível. Condições estas como a energia requerida para o sistema, como é feita a aquisição dos dados e o seu armazenamento, bem como depois a sua transmissão, é possível visualizar na tabela abaixo o confronto dos requisitos necessários na duas situações.

Tabela 4 - Condições electrocardiograma convencional x sistema vestível

	Ambiente Hospitalar	Sistema Vestível
Instrumentação	Instrumentação fixa	Instrumentação em ambulatório
Aquisição do sinal	Em repouso	Em movimento
Eléctrodos	Descartáveis Têxteis (propícios a ruídos externos)	Placa Sucção (evitam contactos instáveis entre eléctrodo-pele)
Energia	Alimentação directamente da rede	Baterias
Informação do sinal	Sinal completo	Apenas uma das variáveis Apenas a frequência cardíaca Condições exigentes Sinal completo em condições particulares e quando requerido.
Processamento	Processamento para filtragem do sinal e extracção de características	Processamento mais exigente em termos de filtragem; adoção de compromissos entre processamento realizado localmente e quantidade de informação transmitida, tendo em consideração a energia requerida
Transmissão	Tipicamente o sinal é adquirido e guardado localmente	O sinal obtido pode ser: armazenado em memória (como é o caso dos sistemas Holter convencionais); adquirido, pré-processado e transmitido em intervalos regulares de tempo; adquirido, pré-processado, transmitidos apenas alguns dados em intervalos regulares de tempo (informação mais completa pode ser enviada se pedida).

Tendo em conta estas diferenças todas, o tipo de processamento do sinal em sistemas vestíveis tem ir de acordo as condições e variáveis em que se encontra. Em sistemas vestíveis as circunstâncias são muito mais exigentes principalmente no armazenamento e transmissão dos dados.

3.7 - Conclusão

As doenças cardíacas estão associadas a maiores índices de mortalidade em Portugal e no Mundo. Daí a crescente necessidade de se arranjam alternativas que monitorizem e acompanhem os doentes cardíacos no seu dia-a-dia, de forma a trazerem a sua saúde controlada.

Da exposição de como se representa o sinal ECG e como este pode ser obtido é patente a necessidade de desenvolver técnicas que sejam capazes de obter esses sinais em situações de ambulatório, bem como obter-se um sinal limpo e claro sem ruídos.

Novas tecnologias têm sido exploradas com vista ao desenvolvimento de sistemas que sejam capazes de monitorizar pacientes cardíacos nas suas rotinas, como por exemplo os sistemas vestíveis. No entanto, para contornar os problemas associados à degradação dos sinais

capturados é necessário o processamento do sinal que se adquire, para se obter um sinal aceitável e limpo de ruído.

O processamento divide-se em duas fases, pré-processamento e processamento, utilizando diversos métodos, sendo um deles bastante importante: a extração de características, ou seja detetar o complexo QRS para verificar que temos um sinal saudável ou com alguma patologia. Posteriormente serão expostos algoritmos eficientes para contornar estes problemas principalmente recorrendo a um sistema vestível.

Em ambiente hospitalar as condições são muito diferentes em relação a um electrocardiograma realizado com um sistema vestível (energia, aquisição, transmissão) daí o seu posterior processamento tenha que ser bem escolhido e que vá de acordo com as condições em que é realizado.

Capítulo 4

Avaliação e análise dos algoritmos em estudo

Em sistemas de captura de sinais biológicos vestíveis é necessário utilizar algoritmos rápidos e eficientes, de modo a poupar energia e a conseguir-se um processamento rápido dos dados adquiridos. Assim é fundamental avaliar diversos algoritmos já existentes, de forma a escolher o que melhor se adequa à implementação nestes sistemas.

Sendo que se trata de sistemas móveis/portáteis há que considerar a questão do armazenamento de dados e a sua transmissão. Daí a importância do estudo da técnica de compressão.

Os algoritmos a avaliar são: o algoritmo Pan Tompkins para deteção do complexo QRS; de compressão serão avaliados os algoritmos Monte Carlo, a optimização de partículas Swarm, o método Nelder-Mead, a transformada discreta coseno, a transformada rápida de Fourier, a DST (*Direct stream transfer*) e a transformada discreta coseno 2-D.

Foram escolhidos estes algoritmos para avaliação após uma revisão bibliográfica de diversos artigos que apontam estes como os mais eficientes.

4.1- Ferramentas de análise

A avaliação dos algoritmos foi feita no ambiente Matlab R2012b. Foram testados com o objectivo de compreender as suas funcionalidades, executar o pré-processamento do sinal ECG e a deteção do complexo QRS com recurso à WFDB (*WaveFormDataBase*) Toolbox. Esta Toolbox disponibiliza uma colecção de funções para leitura, escrita e processamento de sinais fisiológicos e séries temporais nos formatos utilizados pela base de dados utilizada no projecto.

4.2- Base de dados

Os dados de ECG para o teste dos algoritmos foram obtidos na base de dados “Physio-Net”, na qual se tem acesso a uma extensa colecção de gravações de ECG de pacientes com diversas condições cardíacas, bem como exemplos de ECG saudáveis com períodos de 30 minutos. As gravações presentes nesta base de dados foram anotadas por profissionais clínicos e

em alguns casos verificadas automaticamente por algoritmos que facilitam o diagnóstico. Em dispositivos biomédicos que usem algoritmos de detecção do complexo QRS e arritmias, como é o caso, deve-se utilizar a base de dados *MIT-BIH-Arrhythmia Database*, que tem gravações de pacientes rotulados de 100 a 124 e de 200 a 234, com amostras de 30 minutos de gravações ECG a uma frequência de 360 Hz com resolução de 16 bits.

Está disponível na página de entrada da Physionet a biblioteca (WFDB Toolbox), referida anteriormente.

4.3 - Detecção do complexo QRS

Quando se trata de uma aquisição de dados ECG em tempo real, é de extrema importância que o dispositivo tenha uma grande capacidade de reconhecimento do complexo QRS, pois falsas detecções podem levar a situações de risco para o indivíduo. O facto de normalmente se fazer a detecção do complexo QRS é que é nesta fase que ocorre a despolarização ventricular, onde os sinais que sofrerem despolarização são mais fortes que na repolarização, e quando surge uma anomalia na condução elétrica do sinal cardíaco são originados complexos QRS alargados.

Assim a exactidão de detecção de QRS é uma parte importantíssima dos dispositivos/instrumentos de ECG. Contudo a detecção do complexo QRS é bastante difícil, não só pela variedade fisiológica do complexo QRS, mas também devido aos diversos tipos de “ruído” que pode estar presente no sinal ECG [46].

4.3.1 - Algoritmo Pan Tompkins

Este foi o único algoritmo escolhido para avaliação porque após uma revisão bibliográfica é o mais apontado para a detecção do complexo QRS devido às suas características de complexidade computacional e eficiência, por possuir técnicas sólidas e tradicionais na área de processamento de sinais biomédicos.

Tipicamente os algoritmos de detecção do complexo QRS incluem três etapas sequenciais de processamento: filtragem linear digital, transformação não-linear e regra de decisão.

O algoritmo de Pan Tompkins usa essas três etapas, esquematizadas e pormenorizadas no esquema abaixo (Figura 25).

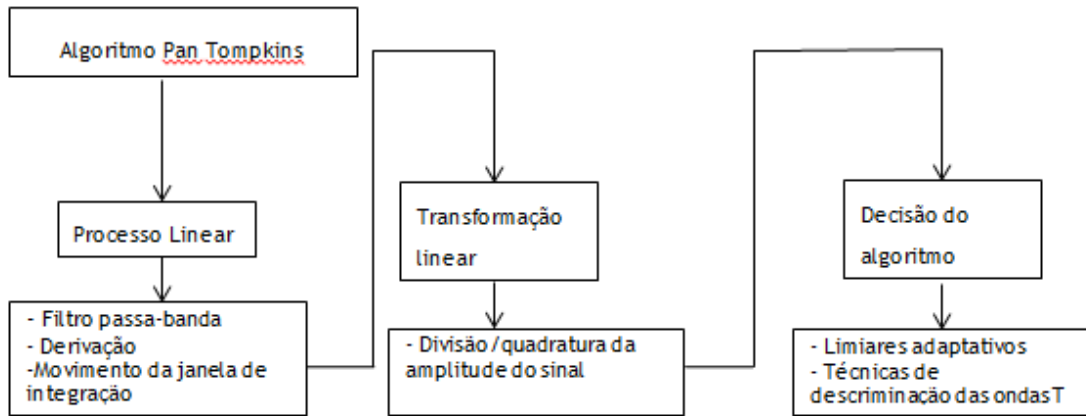


Figura 25 - Representação esquemática das etapas que o algoritmo de Pan Tompkins efectua

De uma forma geral, o algoritmo envolve essas três etapas fundamentais para o processamento do sinal. Primeiro, de forma a atenuar o ruído, o sinal passa através de um filtro passa-banda composto por uma cascata de filtros passa-baixo e filtros passa-alto. O processo seguinte, após a filtragem, é o processo de diferenciação, seguido do enquadramento do sinal (divisão potência sinal/potência ruído), onde é intensificado o declive da curva em resposta da frequência da derivação, que ajuda a restringir os falsos positivos causados pelas ondas T. Por fim, é realizado o movimento da janela de integração, que produz um sinal que inclui informação sobre os dois declives e a largura do complexo QRS [46].

De forma a entender especificamente o que realiza este algoritmo, descreve-se de seguida cada uma das suas operações (com imagens representativas destas operações), conseguindo julgar se o algoritmo por si só faz uma filtragem suficiente ou se é necessária uma filtragem complementar ao sinal.

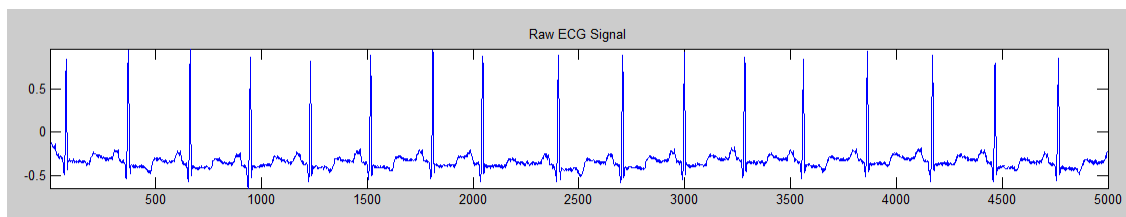


Figura 26 - Sinal ECG

- **Filtragem** - O processo de filtragem reduz a influência do ruído muscular, interferências de 50 Hz e interferências da onda T. A gama desejável do passa-banda para maximizar a energia do complexo QRS é aproximadamente entre 5-15 Hz.

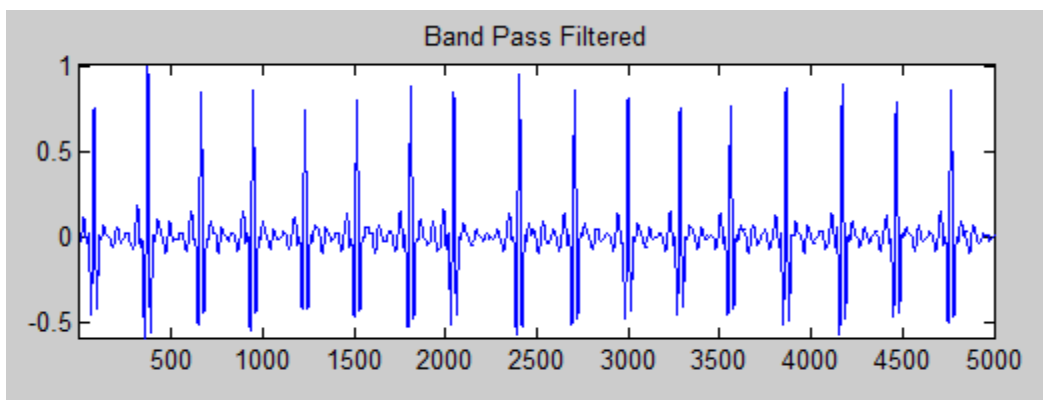


Figura 27 - Filtragem passa-banda

Derivação - O sinal é diferenciado para providenciar informação do declive do complexo QRS. São utilizados cinco pontos derivativos. A derivação consiste apenas em derivar o sinal resultante da filtragem.

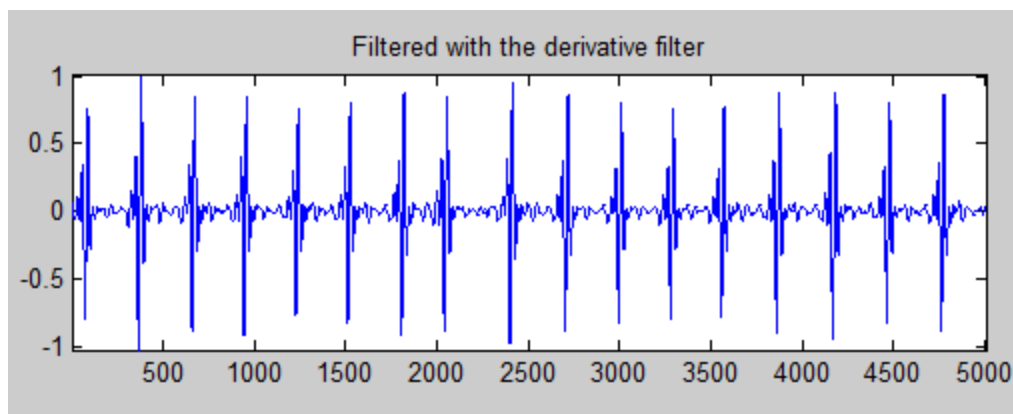


Figura 28 - Filtragem com um filtro derivativo (Derivação)

Squaring - Neste passo é obtido o quadrado das amostras do sinal resultante da parte derivativa. O sinal é elevado ao quadrado ponto por ponto como se mostra na equação 1.

$$y(nT) = [x(nT)]^2, \tag{9}$$

Onde n=comprimento do sinal.

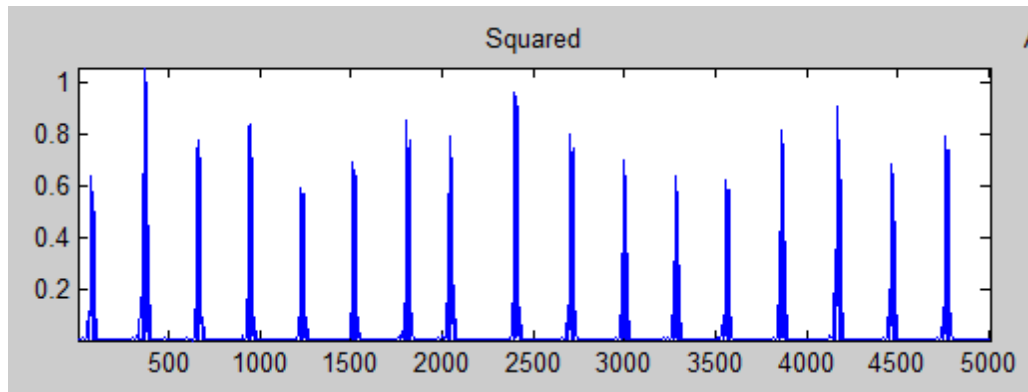


Figura 29 - Squaring

Movimento da janela de integração - Operação que tem por objetivo a suavização do sinal resultante dos passos anteriores. O objectivo deste movimento (através da forma de onda) é obter informação para adicionar ao declive da onda R. O sinal final funciona como um indicador de limites de procura do pico R para cada ciclo cardíaco. A partir das localizações encontradas para os picos R, determinam-se também as localizações dos picos Q e S.

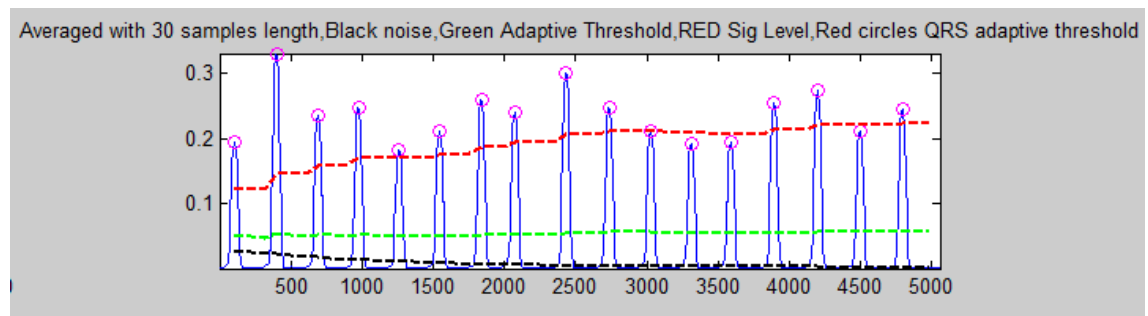


Figura 30 - Janela de integração com os limiares adaptativos

Fiducial Mark - É um ponto de referência ou uma medição do complexo QRS, corresponde à margem ascendente da forma de onda de integração

A marca para a localização temporal do complexo QRS pode ser determinada pela borda de subida de acordo com forma de onda desejável para ser marcada pelo declive máximo ou o pico da onda R.

Ajuste dos limiares - Os limiares são automaticamente ajustados para permanecerem acima do ruído.

Identificação da onda T - Quando o intervalo RR é menor que 360 ms, é feita uma análise de forma a determinar se o complexo QRS actual foi bem identificado ou se realmente era uma onda T.

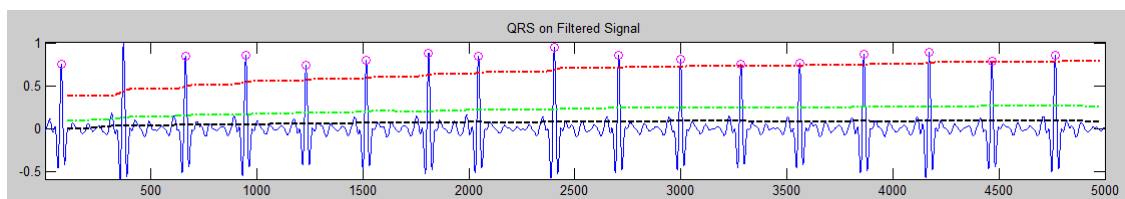


Figura 31 - Sinal dos complexos QRS filtrado

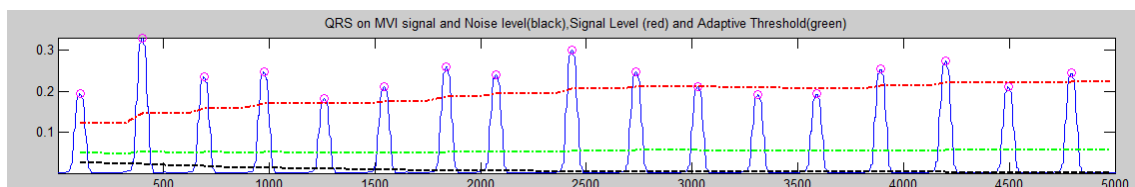


Figura 32 - Sinal QRS representado o nível do sinal (vermelho), o nível de ruído (preto) e os limiares (verde)

Para efetuar a avaliação deste algoritmo foi feita uma abordagem estatística para detectar os verdadeiros positivos (VP), verdadeiros negativos (VN), falsos positivos (FP) e falsos negativos (FN). Nos anexos encontra-se a definição da estatística utilizada.

Foi ainda feita uma análise dos resultados considerando-se a sensibilidade e a taxa de falha do presente código/algoritmo, de forma a classificá-lo quanto ao seu funcionamento e desempenho.

A sensibilidade indica a percentagem de batimentos verdadeiros que foram detetados corretamente pelo algoritmo.

A taxa de falha indica, em percentagem, o número de batimentos que o algoritmo não conseguiu detetar corretamente.

Tabela 5 - Resultados do algoritmo do paciente 100 ao 124

Paciente	Total beats	VP	FP	FN	S[%]	Taxa de falha[%]
100	2274	2272	1	2	99	0,13
101	1874	1863	5	11	99	0,85
102	2192	1795	392	397	81	35,99
103	2091	2083	0	8	99	0,38
104	2311	2110	122	201	91	13,97
105	2691	2551	63	140	94	7,54
106	2098	1970	56	128	93	8,77
107	2140	2083	38	57	97	4,43
108	2141	900	1241	924	49	100
109	2535	2512	15	23	99	1,49
111	2133	2071	44	62	97	4,97
112	2550	2539	0	11	99	0,43
113	1796	1795	0	1	99	0,06
114	1890	794	699	1096	42	94,97
115	1962	1953	0	9	99	0,46
116	2421	2388	5	33	98	1,57
117	1539	11	1524	1528	0,7	100
118	2301	2272	7	29	98	1,56
119	2094	1645	343	449	78	37,82
121	1876	1860	1	16	99	0,96
122	2479	2476	0	3	99	0,12
123	1519	1515	0	4	99	0,26
124	1634	1583	29	51	96	4,89

Nota: O exemplo dado é do paciente 102 que apresenta uma arritmia sinusal e ausência do bloqueio AV. Apresenta ainda ruído considerável e mudanças na *baseline*.

É possível visualizar na figura 33 o resultado gráfico do algoritmo, onde se observa todos os complexos QRS detectados (paciente 100), onde o pico verde (valor real) coincide com o pico vermelho (detecção pelo algoritmo).

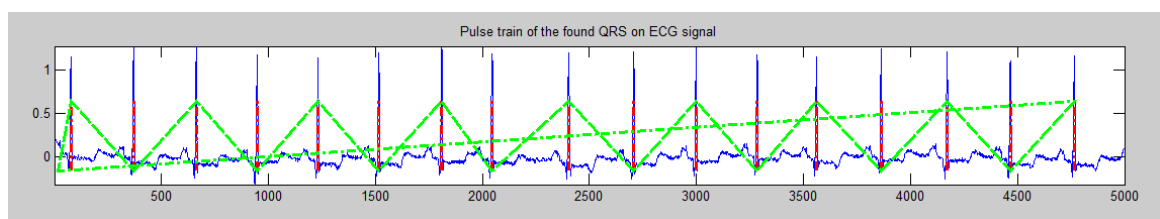


Figura 33 - Representação dos picos das anotações (verde) com os picos da detecção do algoritmo (vermelho)

Conclusão: Pode-se ver, que a sensibilidade do algoritmo ronda sempre os 99%, indicando que tem elevada sensibilidade, confirmando-se depois a sua taxa de falha, em que muitos casos não ultrapassam o 1%. Os resultados apresentam uma óptima taxa de falha, e uma sensibilidade excelente, indicando que este algoritmo apresenta resultados satisfatórios e eficientes, ou seja, o algoritmo consegue detetar a maior parte dos batimentos correctamente.

Para além disso, este algoritmo, como explicado anteriormente, realiza uma cascata de filtros para retirar o ruído do sinal, não sendo assim necessário uma filtragem adicional no sinal após este processamento.

4.4 - Compressão do Sinal ECG

A gravação de sinais ECG e o seu registo a longo prazo é actualmente uma técnica promissora, utilizada para detetar informações provenientes do coração. O problema passa pela quantidade de dados e pelo aumento significativo da informação, tendo em conta o problema de pouca capacidade de memória e conseqüentemente o consumo de energia envolvido na sua transmissão. Assim é necessário implementar técnicas que resolvam esses problemas.

Um das técnicas utilizadas é a compressão de sinais ECG, de forma a reduzir o tamanho da informação bem como a sua transmissão.

A compressão de dados é uma codificação de informação para que o código gerado pelo processo seja menor que o código original.

A técnica de compressão do sinal ECG permite a reconstrução do sinal a partir de um número significativamente menor do que o sugerido convencionalmente [47].

O objetivo desta técnica passa por limitar o custo de implementação, limitando a quantidade de dados ECG de forma a serem enviados por uma largura de banda restrita dos sistemas wearable.

Uma técnica de compressão possível baseia-se na transformada discreta de *Wavelet* (DWT), de forma a alcançar-se uma maior compressão [48].

A sua implementação usa funções de base *Wavelet*, podendo um sinal ECG ser expresso como:

$$y = \Psi x \quad (10)$$

Onde $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$ é a matriz da *wavelet* base definida como:

$$\Psi = [\psi_1] [\psi_2] \cdots [\psi_N] \quad , \quad (11)$$

e $x \in \mathbb{R}^N$ representa o vetor coeficiente. Assim só é obrigatório encontrar o valor de x para recuperar o sinal ECG como:

$$\underline{y} = \underline{\Psi} \underline{x} \quad , \quad (12)$$

onde \underline{x} é a estimativa de x . Os coeficientes *wavelet* do sinal ECG podem ser estimados como:

$$\underline{x} = \underline{\Psi}^t \underline{y} \quad , \quad (13)$$

onde Ψ' é a matriz hermitiana de Ψ . Uma vez que um sinal ECG é escasso nos domínios das bases *Wavelets* (coeficientes perto de zero), é possível comprimir o sinal escolhendo os coeficientes acima de certo valor com a transformada wavelet discreta [47].

Concluindo, este é o princípio básico da técnica TH-DWT que é utilizada como referência na compressão do sinal do ECG.

A avaliação dos algoritmos de compressão pode ser feita pelo cálculo do parâmetro pelo Percentual da Raiz Média Quadrática das Diferenças (PRD), que é dado por:

$$PRD = \left[\frac{\sum_{n=1}^N [S(n) - S'(n)]^2}{\sum_{n=1}^N [S(n)]^2} \right] \times 100\% \quad (14)$$

onde N é o número de amostras do sinal e $S(n)$ e $S'(n)$ são, respectivamente, o valor da amostra n do sinal original e do sinal descomprimido, em mV [49].

Esta medição de distorção é muito utilizada, no entanto nem sempre reflecte de forma exata a qualidade de reconstrução, sendo necessário também a avaliação gráfica visual.

4.4.1 - Funções Hermite para compressão ECG através de algoritmos de Monte Carlo (MC) e Optimizações de partículas Swarm (PSO)

O método de compressão ECG através de funções Hermite, baseia-se na teoria da aproximação em espaços Hilbert, utilizando a transformada de Hermite. Esta transformada é uma abordagem que otimiza dois parâmetros livres, usando um enxame de partículas (PSO) e o algoritmo Monte Carlo (MC).

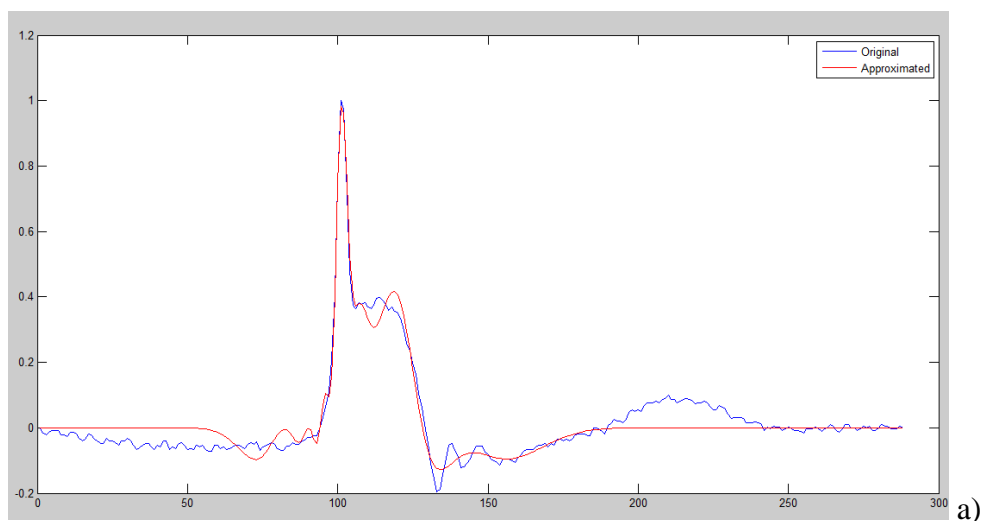
Conclui-se que o método através do algoritmo Monte Carlo teve resultados ligeiramente melhores em PRD, podendo ser usado para segmentações, bem como casos de batimentos cardíacos irregulares.

Foi ainda concluído que o algoritmo Monte Carlo produz melhores pontuações (Figura 34) comparando com a optimização PSO, e as diferenças de desempenho dependem do método aplicado, justificando-se assim a necessidade de futuras experiências de diferentes optimizações [50].

Tabela 6 - Valores de PRD dos algoritmos MC e PSO

	PSO	MonteCarlo
Paciente	PRD %	PRD %
100	11,02	10,1
101	11,06	10,83
102	25,45	21,28
103	12	11,85
104	13,56	12,76
105	16,38	13,35
106	12,19	14,55
107	14,93	10,68
108	26,18	20,58
109	19,99	12,29
118	21,74	20,88
119	22,5	20,34
201	11,03	10,76
213	16,15	14,45
220	12,22	10,31
230	8,52	7,21
231	14,46	11,81
Média	15,85	13,77

Graficamente também é possível visualizar e concluir que o algoritmo Monte Carlo realiza uma melhor compressão (Figura 34). A cor vermelha representa a reconstrução do sinal, é visível na figura 29, que esta linha se aproxima mais do sinal original no método MC.



a)

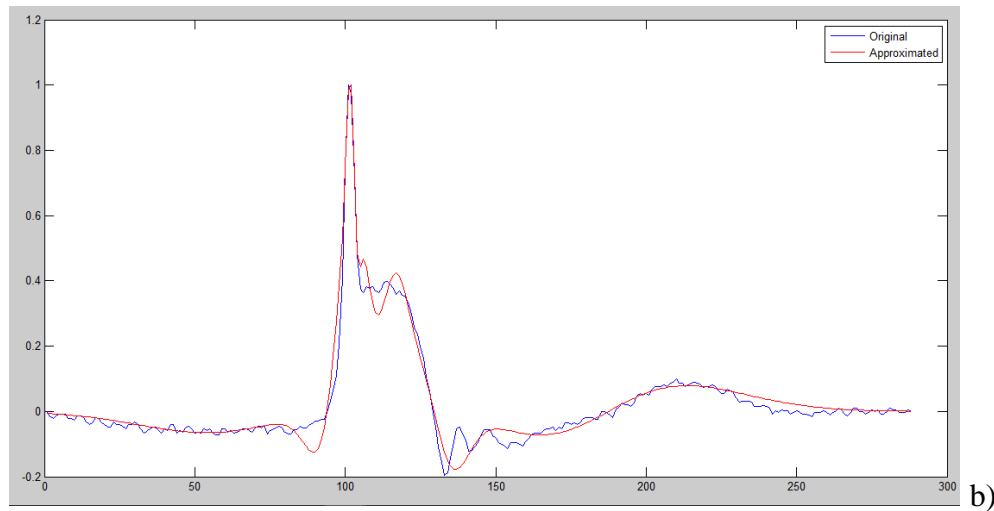


Figura 34- Representação do sinal original e o aproximado após compressão, algoritmo PSO (a); algoritmo MC (b)

4.4.2 - Algoritmo de compressão usando a transformada de coseno - DCT

Uma técnica de compressão é a aplicação da Transformada discreta de coseno (DCT). Esta técnica é um processo sem perda (*lossless*) e reversível. Trata-se de um processo bastante simples, que matematicamente corresponde a uma simples multiplicação por uma matriz.

A fórmula da transformada é dada por:

$$C(u) = \alpha(u) \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos \left[\frac{\pi(2n+1)u}{2N} \right] \quad \text{para } u=0,1,2,\dots,N-1 \quad (15)$$

sendo N o número de amostras do sinal ECG.

Esta operação transforma vetores do domínio de tempo ou espaço para o domínio da frequência.

A recuperação dos dados pode ser feita através da operação inversa da DCT, denominada IDCT, que é dada por:

$$x(n) = \sum_{u=0}^{N-1} \alpha(u) C(u) \cos \left[\frac{\pi(2n+1)u}{2N} \right] \quad \text{para } n=0,1,2,\dots,N-1 \quad (16)$$

Onde $\alpha(u)$ é dado por:

$$\alpha(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & u = 0 \\ \frac{2}{\sqrt{N}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad (17)$$

$C(u=0)$ é o valor médio das amostras de ECG, também conhecido como o coeficiente DC [51].

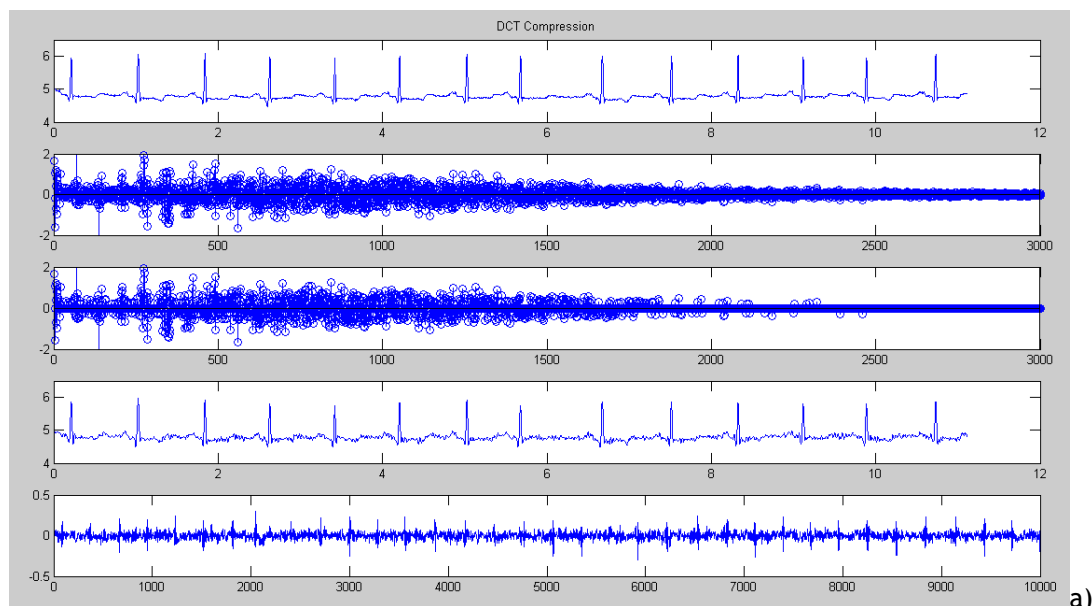
Foi testado este algoritmo de compressão num sinal proveniente da base de dados referida. Após o teste deste algoritmo, de forma a comparar com outros métodos, foi calculado o

PRD para os métodos FFT, DST e DCT2. É possível ver as comparações na tabela 6 e nos gráficos abaixo. Nos três primeiros gráficos é apresentado o sinal antes do processo de compressão, dois gráficos com o processo de compressão, o sinal após a compressão e por último a representação do erro. No caso da compressão DCT2 só é mostrado o sinal antes e depois da compressão e o erro.

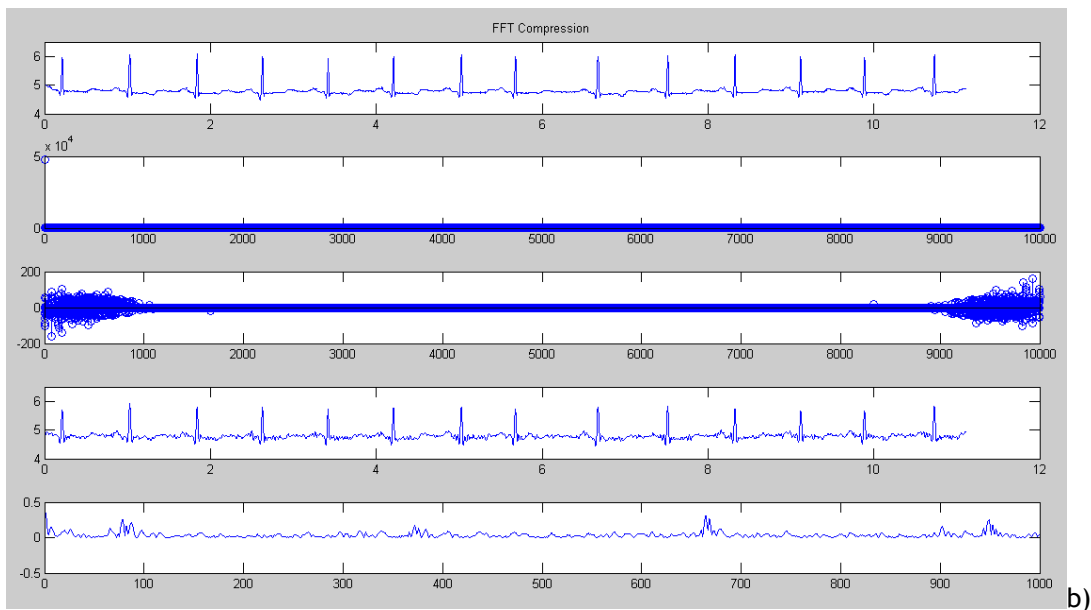
Assim, utilizando a transformada do coseno obtém-se valores de PRD mais baixos (tabela 7), logo melhores resultados, sendo este um dos métodos escolhidos para a compressão do sinal ECG.

Tabela 7- Diferentes valores de PRD para cada uma das técnicas de compressão

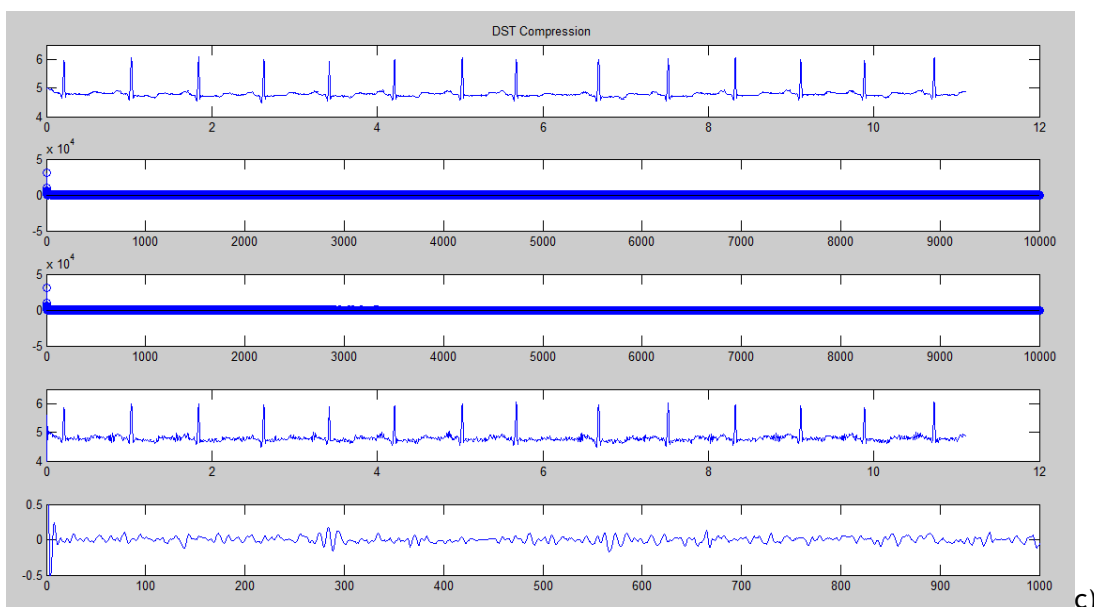
Compressão	Ratio_comp	PRD
DCT	90,43	0,9382
FFT	89,57	1,1661
DST	85,18	1,2589
DCT2	95,77	1,3319



a)



b)



c)

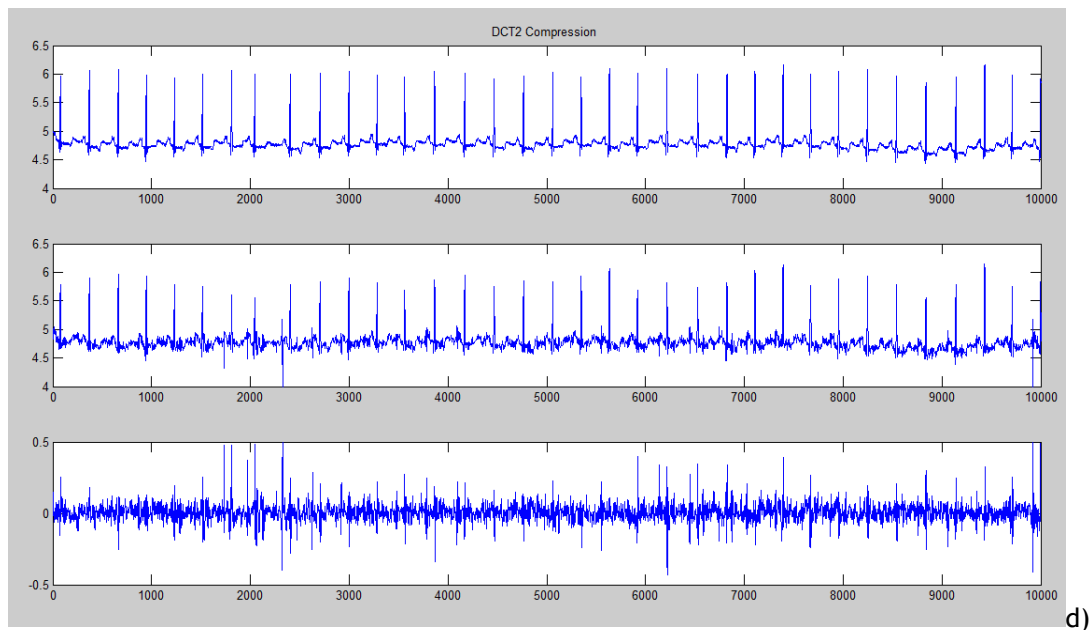


Figura 35 - Representação gráfica da compressão do sinal dos diferentes métodos, DCT (a); FFT (b); DST (c) e DCT2 (d). É apresentado o sinal antes do processo de compressão, o processo de compressão, o sinal após a compressão e por último a representação do erro. Na imagem d só é mostrado o sinal antes e depois da compressão e o erro.

4.5 - Conclusão

O objetivo desta dissertação passa pela avaliação de algoritmos a implementar em sistemas vestíveis, assim sendo foi analisado o algoritmo Pan Tompkins para a detecção do complexo QRS, concluindo que este algoritmo apresenta valores de sensibilidade ótimos indicando que é uma boa opção para implementação, indo de encontro com as revisões bibliográficas.

De forma a melhorar a capacidade de armazenamento e reduzir o consumo de potência durante a transmissão Bluetooth dos dados adquiridos (ponto essencial num sistema vestível), foram avaliados alguns algoritmos de compressão de dados. Concluindo-se que o apresentava melhores valores de PRD era o que utilizava a transformada discreta do cosseno, sendo este o escolhido para implementar.

Capítulo 5

Implementação e Resultados

Após a explicação em detalhe do processamento a realizar para se obter resultados ótimos e os métodos (algoritmos) escolhidos, é necessário implementar esses métodos.

Os objetivos principais na implementação em sistemas vestíveis são:

- 1- Necessidade de poupar o consumo de energia no processamento dos sinais ;
- 2- Obter um sinal ECG sem ruído;
- 3- Transmissão do volume de dados com baixo consumo.

5.1- Implementação e teste dos diferentes elétrodos

Foram utilizados dois tipos de elétrodos diferentes, de forma a perceber com qual deles se obtém um melhor sinal.

Foram testados elétrodos convencionais (Ag/AgCl) e elétrodos têxteis, com uma frequência de amostragem de 1 KHz, sendo o sinal condicionado com um filtro passa-alto com frequência de corte de 0,5 Hz, com o propósito de remover o ruído de baseline.

5.1.1- Elétrodos convencionais

Com o objectivo de testar em diferentes cenários a eficiência dos elétrodos, foram realizados dois ensaios: aquisição do sinal em repouso e em movimento. É possível observar os resultados nas imagens abaixo.

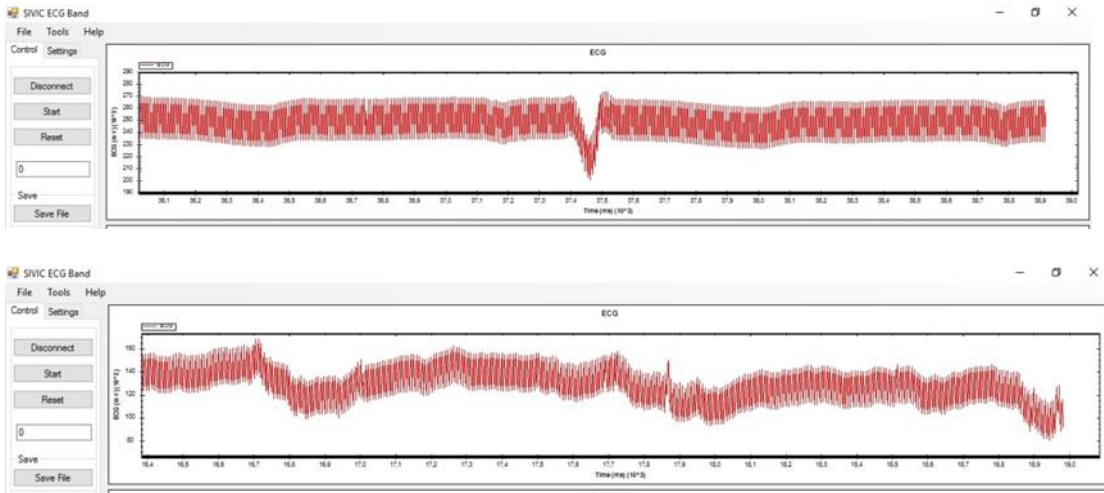
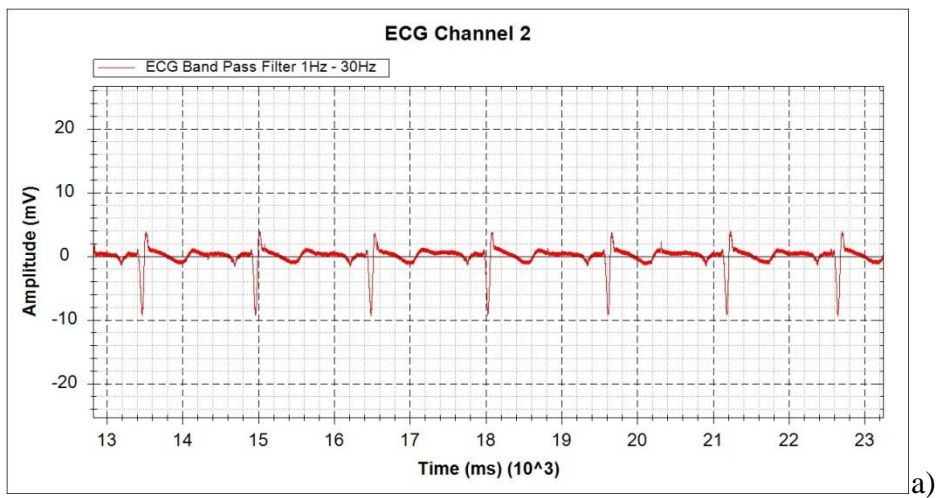


Figura 36- Aquisição do sinal ECG em repouso (a); em movimento (b)

É possível visualizar na imagem um pico descendente durante a aquisição, este facto deve-se aos eléctrodos terem sofrido uma perturbação devido a um movimento não-intencional da pessoa.

Após a aquisição do sinal, a própria aplicação guarda-o e é possível fazer uma análise mais exata dos sinais, mostrado na figura 37.

Nesta análise é aplicado um filtro passa-banda entre 1-30Hz implementado na própria aplicação, de forma a visualizar-se o sinal filtrado.



a)

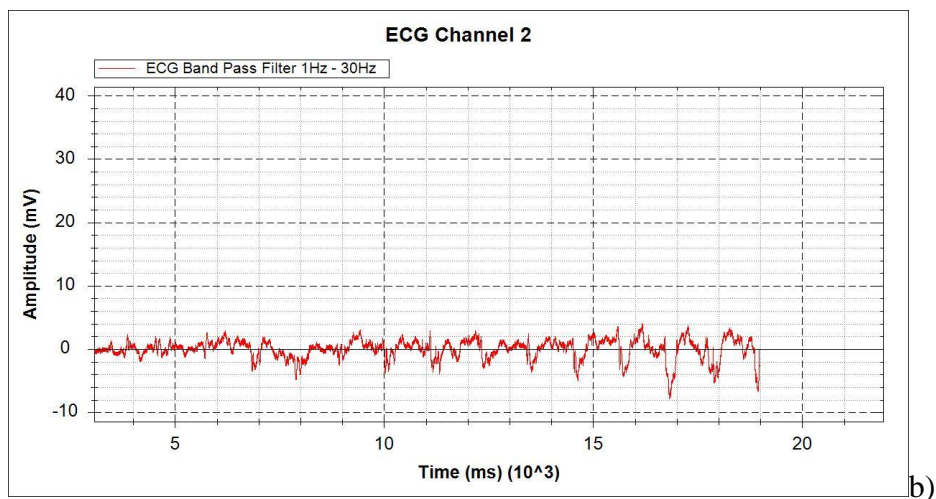


Figura 37 -Sinal ECG após ser aplicado um filtro passa-banda, em repouso (a); em movimento (b)

5.1.2- Eléctrodos têxteis

Da mesma forma, os eléctrodos têxteis também foram testados nas situações de repouso e em movimento. Salientar que o individuo em teste, é perfeitamente saudável.

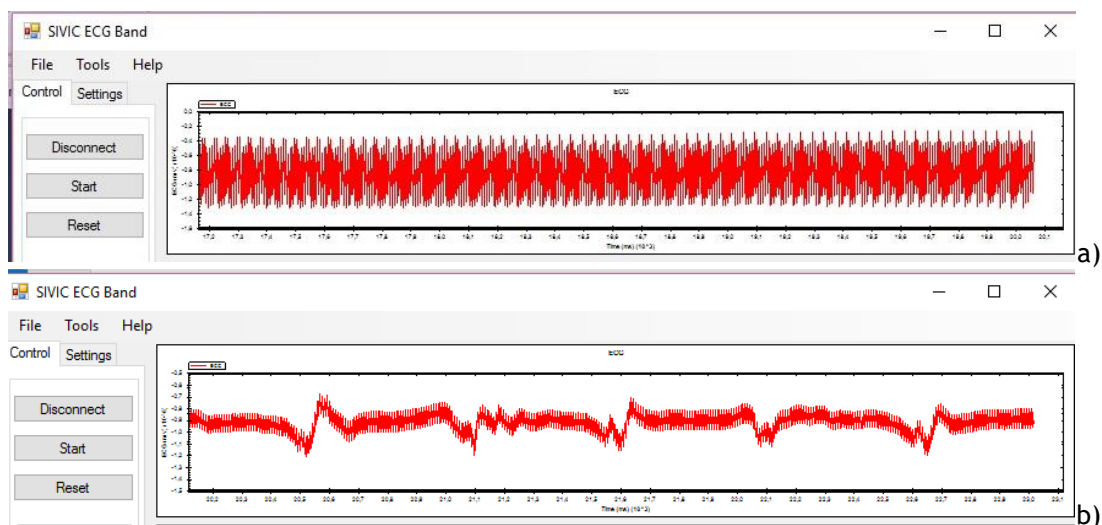


Figura 38- Aquisição do sinal ECG em repouso (a); em movimento (b)

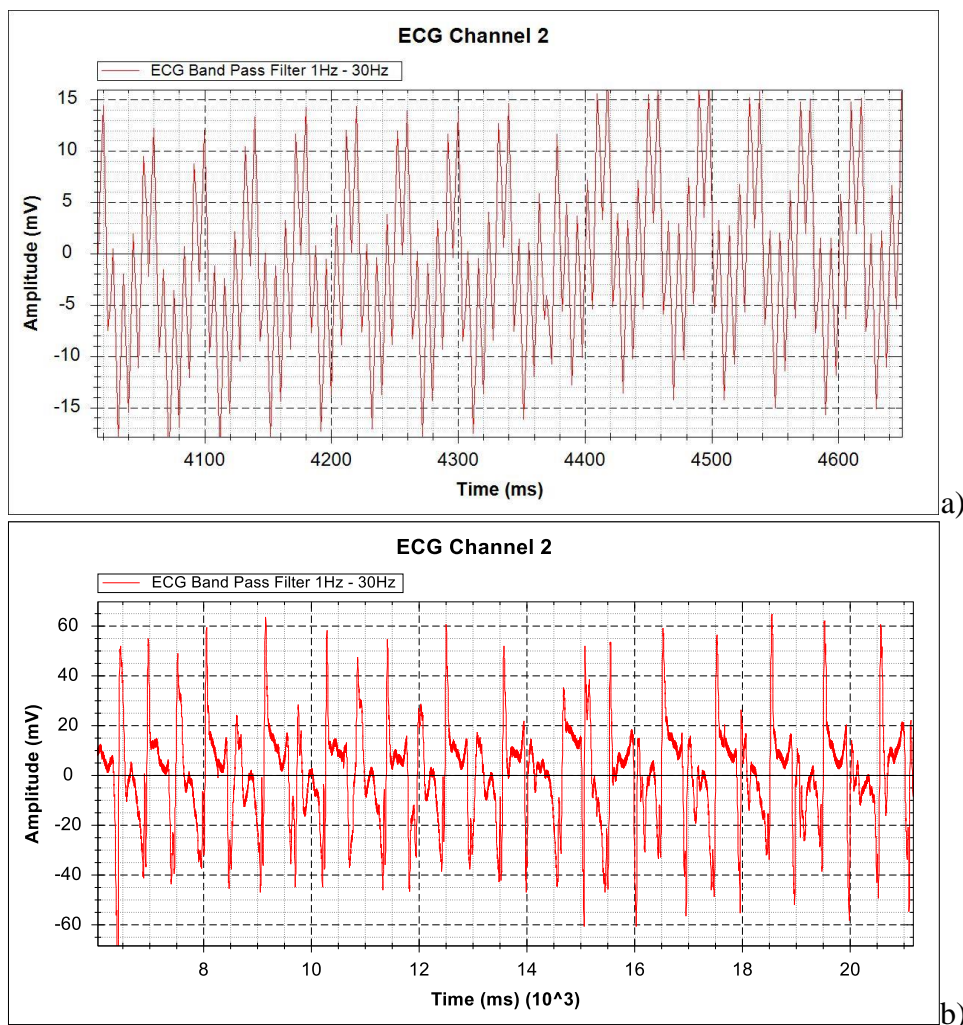


Figura 39 -Sinal ECG após ser aplicado um filtro passa-banda, em repouso (a); em movimento (b)

5.1.3- Conclusão

No primeiro ensaio, eléctros convencionais, é notável no gráfico um sinal instável, isto deve-se ao facto de a pessoa em movimento, causar deslocação dos eléctros e até mesmo caírem, o que se conclui que para testes em movimento o uso deste tipo de eléctros não é aconselhável.

Por outro lado, os eléctros têxteis apresentam melhores resultados em movimento, devido ao facto de estes não se descolarem e de sofrem pouca deslocação. Concluindo-se que neste sistema vestível é preferível a utilização deste tipo de eléctros.

5.2- Aquisição e processamento de dados sem necessidade de enviar os dados continuamente

Após de escolhidos os eléctros a usar, foi feita a aquisição dos dados com os eléctros têxteis (banda de peito do sistema SIVIC), foi feita uma monitorização e aquisição dos dados sem necessidade de envia-los continuamente, ou seja, primeiro foram adquiridos os dados do

individuo, e só posteriormente em ambiente Matlab foi feito o processamento destes, concretamente uma filtragem (filtragem esta implementada pelo próprio algoritmo de detecção) e detecção dos picos QRS.

O algoritmo usado foi o algoritmo Pan Tompkins, escolhido anteriormente. Nas imagens abaixo é possível observar a implementação e resultados do processamento do sinal adquirido.

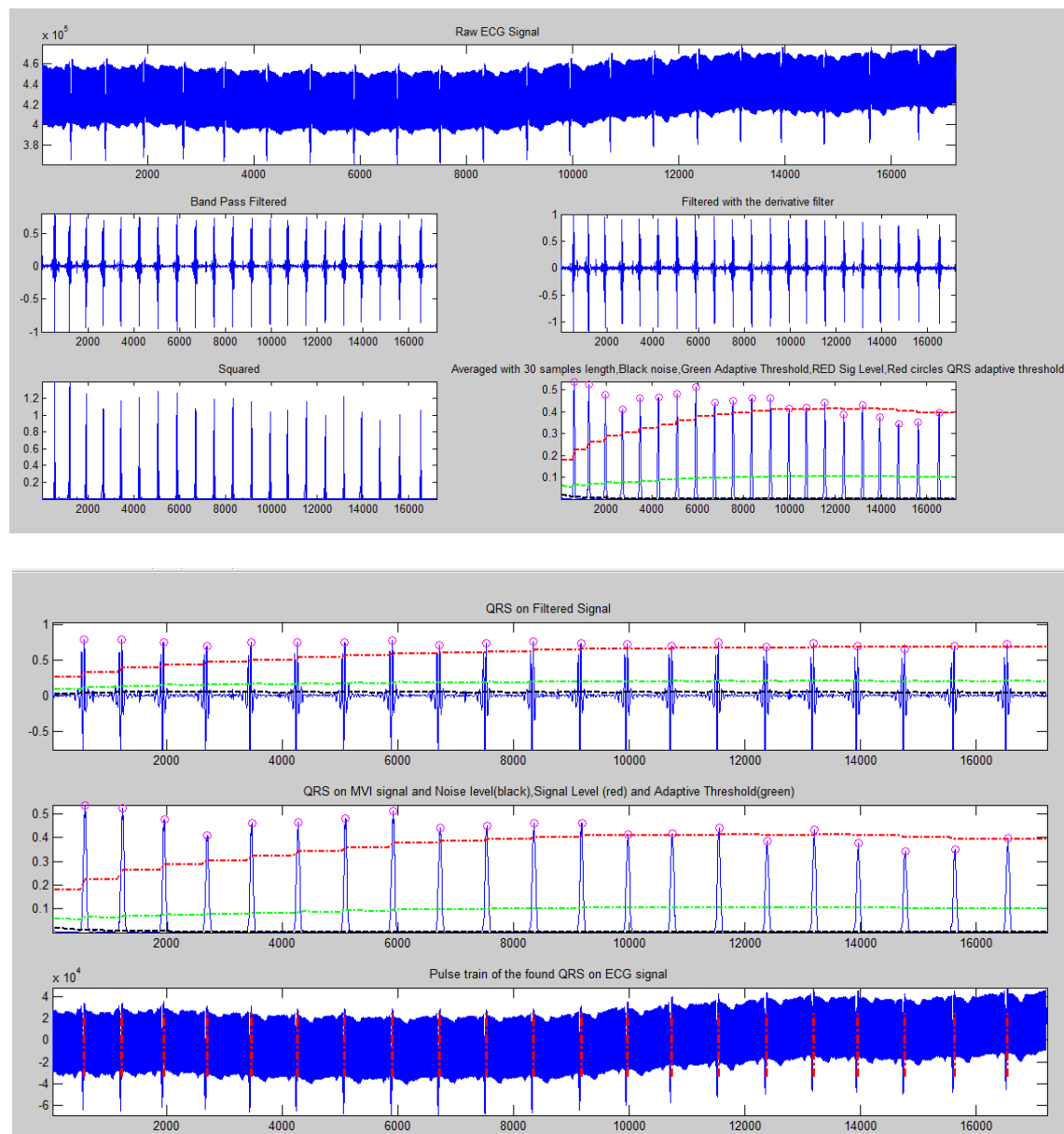


Figura 40- Implementação do algoritmo Pan Tompkins no sinal adquirido

5.3- Aquisição e processamento de dados em tempo real

A placa SIVIC para além de adquirir os dados e transmitir em tempo real, foi programada para fazer a detecção dos complexos QRS em tempo real, ou seja, apresentar instantaneamente na aplicação essa detecção em vez de se adquirirem os dados e posteriormente fazer a sua análise. A figura 41 apresenta o resultado apresentado na aplicação.

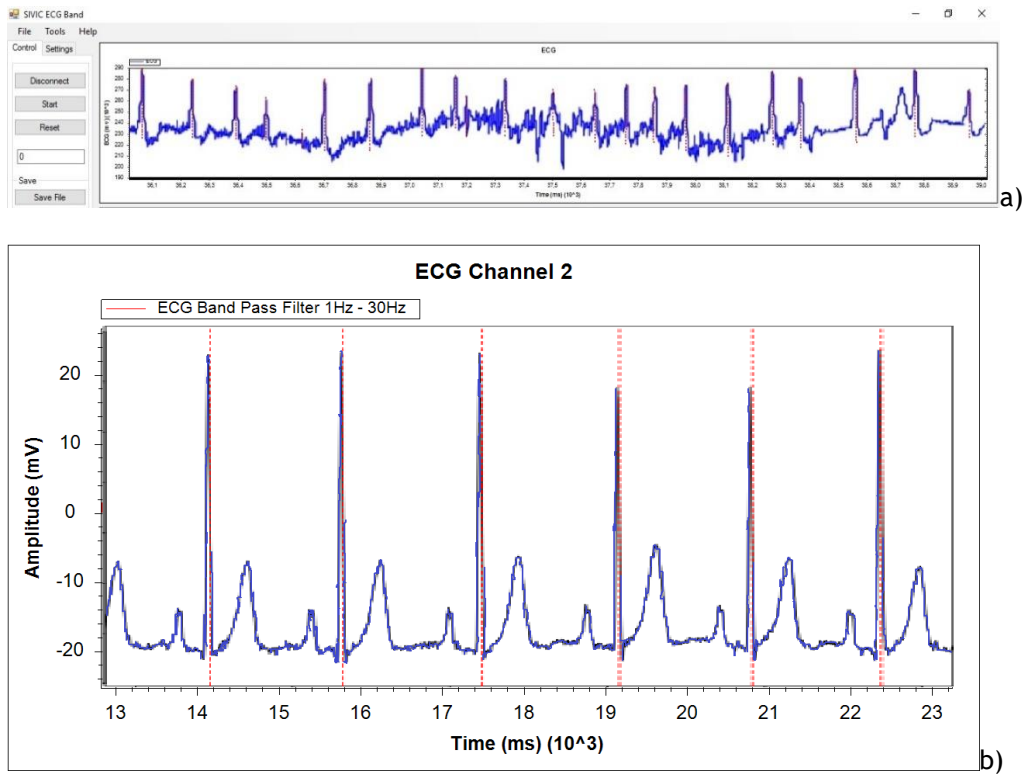


Figura 41 - Representação dos complexos QRS (linha vermelha), resultado mostrado na aplicação (a);
Representação após ser aplicado um filtro pela aplicação (b)

5.4- Consumo de energia antes e depois da compressão dos dados

Como foram avaliados diferentes métodos de compressão e se concluiu que o que apresentava melhores resultados é usando a transformada do coseno, foi implementada esse tipo de compressão, como é possível ver na figura 42.

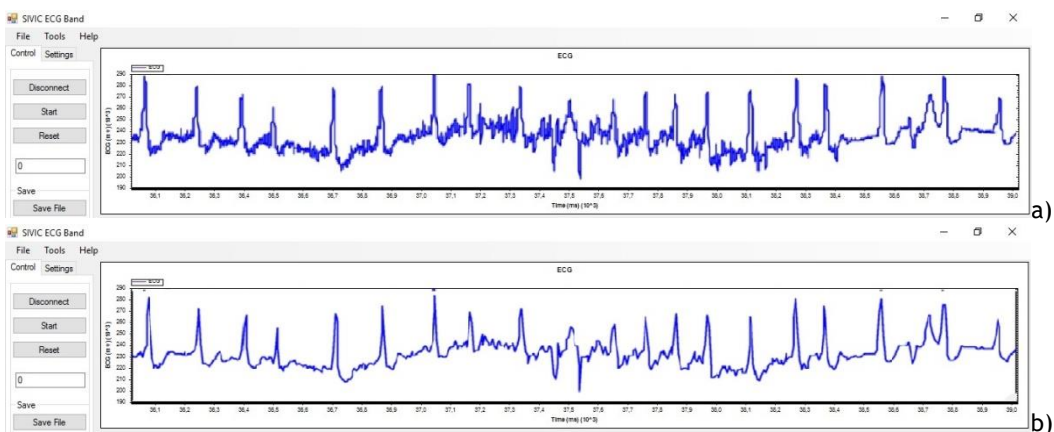


Figura 42- Ecg em bruto (a), Dados após compressão (b)

Como se pode visualizar o gráfico de baixo apresenta menos informação que o gráfico de cima, visto que a compressão dos dados tem como resultado um código menor que o original.

De forma a averiguar se compensa realizar a compressão dos dados antes da transmissão, foi feita uma avaliação a nível da duração da bateria. A bateria foi completamente carregada nas duas situações e quantificou-se o tempo que esta durava com e sem compressão dos dados e a sua transmissão.

A diferença de tempo nas duas situações foi de apenas uma hora, ou seja, fazendo a compressão dos dados a bateria durou aproximadamente 27 horas, enquanto que sem compressão durou 26 horas.

Traduzindo em percentagem, a diferença é de aproximadamente 4% concluído que não compensa realizar a compressão dos dados nesta situação. Por uma diferença tão mínima, não se justifica implementar compressão, pois só iria aumentar a complexidade computacional do microcontrolador e consequentemente tornando o sistema ligeiramente mais lento.

5.5- Discussão dos resultados

Na primeira situação é mostrada a aquisição do sinal ECG, numa pessoa saudável em repouso e em movimento, ou seja, a pessoa nunca pronunciou alguma anomalia cardíaca. O sinal é adquirido com recurso a eléctrodos convencionais (de colar) e posteriormente guardado. O sinal após ser visto e adquirido em tempo real pela aplicação (desenvolvida para o sistema SIVIC), é guardado

e é aplicado um filtro passa-banda entre 1-30Hz implementado na própria aplicação, de forma a visualizar-se instantaneamente o sinal filtrado (sem ruído). De notar que no gráfico que apresenta a aquisição, observa-se um pico descendente, isto deve-se ao facto de os eléctrodos terem sofrido uma perturbação devido a um movimento não intencional da pessoa, registando-se assim a perturbação. Isto acontece devido à interferência que os eléctrodos sofrem, facto de a pessoa estar em movimento, o que leva à interferência por parte muscular e à deslocação que estes sofrem. Na segunda situação é exposta uma situação diferente. Trata-se da aquisição do sinal numa pessoa igualmente saudável, no entanto são utilizados eléctrodos têxteis. É possível obter melhores resultados com a aquisição dos eléctrodos têxteis que apresenta menos interferências (sinal mais nítido e “limpo”) sendo mais fácil a detecção dos complexos QRS desta forma.

Assim sendo, a implementação dos algoritmos foi feita recorrendo sempre à aquisição com os eléctrodos têxteis. Foi feita a aquisição do sinal, e após a visualização do sinal em bruto na aplicação, guarda-se os dados num ficheiro e implementa-se em ambiente MatLab o algoritmo de detecção dos complexos QRS para auxiliar no diagnóstico. O resultado desta implementação dá a localização no instante em que se encontra um complexo QRS e é visualizado no gráfico todos os picos detetados podendo auxiliar um profissional de saúde a aferir se o sinal é saudável ou se falta algum pico e avaliar alguma anomalia.

No entanto, este tipo de procedimento, o processamento posterior ao armazenamento dos dados, pode não ser mais indicado quando se quer uma rápida detecção de anomalias cardíacas. Daí a necessidade de haver uma detecção em tempo real, ou seja, no momento da aquisição dos dados aconteça logo um processamento e instantaneamente a detecção dos picos QRS. É possível visualizar nas imagens a detecção com a linha vermelha dos complexos QRS e a sua análise em pormenor depois de se aplicar um filtro. É possível que algumas marcas não detetem exatamente o complexo QRS devido a interferências provenientes da deslocação dos eléctrodos.

Por fim, o fator consumo de energia, foi testado através do tempo que duração da bateria, sem compressão dos dados e com compressão dos dados, onde a diferença foi de apenas uma hora. Uma hora pode fazer a diferença, no entanto é preferível perder uma hora de energia do que tornar todo o sistema mais lento devido à complexidade computacional. Com a introdução da compressão dos dados, neste caso, iria aumentar as iterações a realizar computacionalmente, consequentemente aumentar a lentidão deste e obter menos dados. De forma a concluir-se sobre a compressão de dados, era necessário relizar testes em laboratório medindo a corrente usada em cada um dos casos.

Capítulo 6

Conclusões

Após a descrição dos sistemas vestíveis e a sua grande procura e implementação em sistemas de ambulatório e de gravações a longo prazo, conclui-se que embora sejam sistemas promissores ainda acarretam alguns problemas e uma necessidade de ultrapassar essas barreiras.

É possível ultrapassar estes problemas através de um processamento dos sinais ECG, bem como a implementação de técnicas que detectem os picos do sinal e levem a uma detecção rápida e fiável.

No entanto, para se conseguir um processamento rápido tendo em conta o consumo de energia e a memória limitada dos sistemas vestíveis é preciso encontrar algoritmos confiáveis e eficientes. Embora existam inúmeros algoritmos de processamento de sinal ECG e de detecção do complexo QRS, uns apresentam problemas associados à complexidade computacional, ou ao tipo de processamento que utilizam, sendo necessário que haja uma avaliação para apurar qual destes existentes é o mais adequado ao meu sistema vestível em estudo.

Através de uma análise e revisão bibliográfica, onde se apresentavam diversos algoritmos de detecção dos complexos QRS, conclui-se que era unânime a escolha do algoritmo Pan Tompkins. Para isso foi avaliado este algoritmo em termos de sensibilidade e taxa de falha, de forma a comprovar que este era um algoritmo eficiente na detecção, sendo este a escolha para implementar nos dados adquiridos.

Um outro aspeto crítico em sistemas vestíveis diz respeito à autonomia da bateria de alimentação, concretamente o consumo de potência na aquisição e transmissão dos dados, bem como o seu armazenamento. Para isso foram avaliados diversos algoritmos conhecidos e usados na compressão de dados, recorrendo à visualização gráfica e a valores dos seus PRDs. Foi escolhido o algoritmo que utiliza a transformada discreta do cosseno como o melhor a implementar nos dados adquiridos.

Após a escolha do algoritmo de detecção e de compressão, segue-se a sua implementação. Inicialmente foram testados diferentes elétrodos, o que permitiu concluir que neste caso é melhor a utilização dos elétrodos têxteis caso se queira uma avaliação em movimento. Por fim foi feita a implementação para a detecção dos complexos QRS em tempo real, ou seja, é possível instantaneamente visualizar o sinal cardíaco e a detecção dos seus complexos QRS, podendo no momento o profissional de saúde aferir se existe anomalias.

Com esta dissertação fez-se uma revisão bibliográfica para escolher os melhores algoritmos, fez-se a sua avaliação, implementação e testaram-se melhorias possíveis de fazer para se obter um sistema vestível rápido e eficiente, principais objectivos deste trabalho, concluindo-se que o algoritmo Pan Tompkins é um algoritmo de excelencia neste tipo de processamentos em engenharia biomédica, e que neste caso em específico (SIVIC) não se necessita de recorrer a métodos como a compressão de dados.

Futuramente era interessante implementar os algoritmos que detectassem e classificassem as anomalias apresentadas no eletrocardiograma.

Anexo A1

Verdadeiro Positivo (VP) - Ocorre quando o elemento de entrada é genuíno, positivo, e o algoritmo o classifica como positivo. Neste caso, ocorre quando o batimento existe nas anotações e o algoritmo consegue detectá-lo.

Verdadeiro Negativo (VN) - Ocorre quando o elemento de entrada é negativo e o algoritmo o classifica como negativo, ou seja, não existe nas anotações e o algoritmo também não o detecta.

Falso Positivo (FP) - Ocorre quando o elemento de entrada é negativo e o algoritmo o classifica como positivo. No presente trabalho ocorre quando o algoritmo deteta um batimento quando este não existe nas anotações, ou seja deteta um que não existe na realidade.

Falso Negativo (FN) - Ocorre quando o elemento de entrada é genuíno, positivo, e o algoritmo o classifica como negativo. Acontece quando um batimento existe nas anotações (é real) mas o algoritmo não o conseguiu detectar.

Tabela 3 - Resultados do algoritmo Pan Tompkins do paciente 200 ao 234

Paciente	Total beats	VP	FP	FN	S%	Taxa de falha%
200	2792	1885	714	907	67	58,05
201	2039	1900	17	139	93	7,65
202	2146	2127	2	19	99	0,98
203	3108	2474	444	634	79	34,68
205	2672	2583	67	89	96	5,83
207	2385	337	1887	2048	14	100
208	3040	2314	618	726	76	44,21
209	3052	3006	0	46	98	1,5
210	2685	2475	133	210	92	12,77
212	2763	2748	1	15	99	0,57
213	3294	3141	107	153	95	7,89
214	2297	2242	17	5	96	3,13

215	3400	3358	2	42	98	1,29
217	2280	1898	303	382	83	30,04
219	2312	2125	28	187	91	9,29
220	2068	2047	1	21	98	1,06
221	2462	2417	7	45	98	2,11
222	2634	2457	41	177	93	8,27
223	2643	2511	84	132	95	8,17
228	2141	2016	35	125	94	7,47
230	2466	2255	1	211	91	8,59
231	2011	1571	0	440	78	21,87
232	1816	1778	5	38	97	2,36
233	3152	2527	550	625	80	37,27
234	2764	2751	1	13	99	0,5

Anexo 2

Código adicional em linguagem Matlab para obtenção de resultados do algoritmo Pan Tompkins

```

close all
clear all
[-,config]=wfdbloadlib;
echo on
display('Reading samples ECG signal from MIT-BIH Arrhythmia Database')
N=5000;
%[tm,ecg]=rdsamp('mitdb/234',1);
[tm,ecg]=rdsamp('mitdb/100',1,N);
display('Reading and plotting annotations (human labels) of QRS complexes performed on the signals')
%by cardiologists.
[ann,type,subtype,chan,num]=rdann('mitdb/100','atr',1,N);
%[ann,type,subtype,chan,num]=rdann('mitdb/234','atr',1);
fs=360;
[qrs_amp_raw,qrs_i_raw,delay]=pan_tompkin(ecg,fs,1);
VP=0;
VN=0;
FP=0;
FN=0;
qrs_i_raw_aux=qrs_i_raw.'; %vector auxiliar com os mesmo valores que o qrs_i_raw mas
transposto ara ficar vertical como as anotações para conseguir fazer a função find
Total=[ann;qrs_i_raw_aux]; %concatenar (juntar) o vector das anotações e do qrs detectado num
vector vertical
Total=sort(Total); %colocar o vector que se juntou ordenado

for n=2:length(Total)
    if(Total(n)-Total(n-1)<=4) %condição para verificar a janela entre o indice n e o indice
anterior
        ResANN=find(Total(n)== ann); %ResANN dá o indice no ann onde se encontra o valor no
indice n do Total
        ResPT=find(Total(n)== qrs_i_raw_aux); %ResPT dá o indice no qrs_i_raw_aux onde se encontra
o valor no indice n do Total
        if Total(n)~=Total(n-1)
            if isempty(ResANN)==1
                ind=find(Total(n-1)==ann);
                qrs_i_raw_aux(ResPT)=ann(ind);
            else
                ind=find(Total(n-1)==qrs_i_raw_aux);
            end
        end
    end
end

```

```

        qrs_i_raw_aux(ind)=ann(ResANN);
    end
end

end

end

loriginal=length(ann);           %comprimento do vector ann original para ser usado o original posteri-
ormente
lann=length(ann);                %comprimento do vector das anotações
lpt=length(qrs_i_raw_aux);       %comprimento do vector do qrs
dif=lann-lpt;                    %diferença dos 2 comprimentos
if dif>0
    qrs_i_raw_aux=vertcat(qrs_i_raw_aux,zeros(dif,1));           %caso as anotações forem maiores que o
qrs, acrescenta-se zeros no qrs
end
if dif<0
    ann=vertcat(ann,zeros(-dif,1));                               %caso as anotações sejam menores que o qrs
acrescenta-se zeros nas anotações
end
fn=0;
fp=0;
for j=1:length(ann)
    A=find(ann(j)==qrs_i_raw_aux)           %caso o valor das ann exista no qrs ele guarda o indice onde se
encontra esse valor
    if (isempty(A)==1)                       %se estiver vazio (nao existe o valor no qrs) é um falso negativo pois
o qrs nao detectou
        fn=fn+1;
    else
        VP=VP+1;                             % se o valor existir, nao da vazio, ou seja o qrs detetou. logo é verda-
deiro positivo
    end
end
for t=1:length(qrs_i_raw_aux)               %caso o valor do qrs exista nas ann ele guarda o indice onde se
encontra esse valor
    B=find(qrs_i_raw_aux(t)==ann)
    if(isempty(B)==1)                       %se o vector estiver vazio, nao existe o valor nas anotações, ou seja,
detectou onde nao existe. Logo é falso positivo
        fp=fp+1;
    end
end
if loriginal>length(qrs_i_raw)               %retirar os zeros acrescentados para ficarem do mesmo ta-
manho aos falsos positivos
    c=(loriginal-length(qrs_i_raw));
    FP=fp-c;
    FN=fn;
else
    d=(length(qrs_i_raw)-loriginal);        %%retirar os zeros acrescentados para ficarem do mesmo
tamanho aos falsos negativos
    FN=fn-d;
    FP=fp;
end
end
TT = length (ann);
Result = [
    VP/(VP+FN) % sensibilidade
    VN/ (VN+FP) %especificidade
    (VP + VN)/TT % exactidao
    ((FP+FN)/TT)*100 % taxa de falha
];
line(repmat(ann,[2 1]),repmat([min(ecg-mean(ecg))/2; max(ecg-
mean(ecg))/2],size(ann)), 'LineWidth',2.5,'LineStyle','-','Color','g');

```

Anexo 3

Códigos para testar a compressão em linguagem Matlab dos diferentes métodos avaliados

```

beep,beep,clear,clc,close all
disp('DSP Project ');
str=datestr(now,'dd-mmm-yyyy HH:MM:SS',0);
disp(str);
disp('Executing program .... ');
count=3000;
load x_100 ;%The ECG data MAT file
END=length(sig);
x=sig(1:end,1); %Time
y=sig(1:end,2); %ECG data #1
z=sig(1:end,3); %ECG data #2

count=4000;
y2=y ;%temp variable
temp=y;
disp('%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%')
TS=x(2)-x(1),Freq=1/TS,
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%DCT Compression
%
disp('%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%')
disp('DCT Compression');
scrsz = get(0,'ScreenSize');
figure('MenuBar','none','Name','DCT Compression' ...
, 'NumberTitle','off','Position',[1 1 800 600])
subplot(5,1,1),plot(x(1:count),y(1:count)),axis([0 12 4 6.5]) ,title('DCT Compression'); %Plot base
ECG signal
dcty=dct(y); %Discrete Cosin Transform of ECG
subplot(5,1,2),stem(dcty) , axis([0 3000 -2 2]) ; %Plot DCT
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
counterB_DCT=0;
for index=1:1:END
    if (dcty(index)~=0)
        counterB_DCT=counterB_DCT+1;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dcty1=dcty;

for index = 1:1:END
    if (dcty(index)<.22)&(dcty(index)>-0.22)
        dcty1(index)=0;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
counterA_DCT=0;
for index1=1:1:END
    if (dcty1(index1)~=0)
        counterA_DCT=counterA_DCT+1;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%CounterA:Data Not ZERO after Compression
%CounterB:Data Not ZERO befor Compression
%CounterA-CounterB :Data set to Zero in COMPRESSION Process

```



```

%DST Compression
disp('%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%')
disp('DST Compression .')
figure('MenuBar','none','Name','DST Compression '...
    , 'NumberTitle','off','Position',[1 1 800 600]),beep
subplot(5,1,1),plot(x(1:count),y(1:count)),axis([0 12 4 6.5]),title('DST Compression');    %Plot base
ECG signal
dsty=dst(y);    %Discrete Sin Transform of ECG
subplot(5,1,2),stem(dsty) ,% axis([0 3000 -2 2]);    %Plot DST
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
counterB_DST=0;
for index=1:1:END
    if (dsty(index)~=0)
        counterB_DST=counterB_DST+1;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dsty1=dsty;
for index = 1:1:END
    if (dsty(index)<15)&(dsty(index)>-15)
        dsty1(index)=0;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
counterA_DST=0;
for index1=1:1:END
    if (dsty1(index1)~=0)
        counterA_DST=counterA_DST+1;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%CounterA:Data Not ZERO after Compression
%CounterB:Data Not ZERO befor Compression
%CounterA-CounterB :Data set to Zero in CCompression Process

CompRatio_DST=((counterB_DST-counterA_DST)/counterB_DST)*100
subplot(5,1,3),stem(dsty1);% axis([0 3000 -2 2]);

aftercomp_DST=idst(dsty1);

subplot(5,1,4),plot(x(1:count),aftercomp_DST(1:count)),axis([0 12 4 6.5]),

error_DST=y-aftercomp_DST;

PRD_DST=sqrt(sum(error_DST.^2)/sum(y.^2))*100
subplot(5,1,5),plot(error_DST),axis([0 1000 -0.5 0.5]),pause(5)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% figure,stem(x(1:400),y(1:400)),axis([0 1.1 4.4 6.2]),grid
% figure,stem(x,y)
% figure,plot(x(1:count),z(1:count)),grid
disp('%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%');
disp('DCT2 Compression.....');
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% R finding...
for i=1:1:100
    [c n]=max(temp);
    if (c>5.2)
        R(i,1)=c;
        R(i,2)=n;
    end
    for j=-10:1:10
        if (n>10)
            temp((n+j),1)=0;
        else

```

```

        temp((n+round(j/2)+5),1)=0;
    end
end
clear temp;
M=R(1:end,2);
m=sort(M,1);
n=[m x(m) y(m)];%n is the matrix of [index of R's ,Time of R's ,Length of R's]
% figure,stem(n(1:end,2),n(1:end,3)),grid,axis([0 30 4.4 6.2])
[Number_Pulse q]=size(n);Number_Pulse

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%calculating Average ...

for(i=1:1:length(n)-1)
    t(i)=n(i+1)-n(i);
end
N=round(mean(t));
T=N*TS
disp('Number of Samples Between 2 Pulse: '),disp(N)
r=n(1:end,3);
R=round(mean(r))
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
t(Number_Pulse)=END-sum(t);
MAX=max(t);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Me :A Matrix that contains individual pulses in each row

%Pulse Separation...

for i=1:1:Number_Pulse
    for j=1:1:t(i)
        if i==1
            Me(i,j)=y(j+sum(t(1:i-1)));
        else
            Me(i,j)=y(j);
        end
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Normalization...
%P :A Matrix that contains length Normalized pulses in each row
for i=1:1:Number_Pulse
    K=resample(Me(i,1:t(i)),N,t(i));
    P(i,1:length(K))=K;
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Initialization...
for i=1:1:Number_Pulse
    for j=1:1:N
        Pulse(i,j)=0;
        Pulse2(i,j)=0;
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Normalization...
%pulse :A Matrix that contains both length and Amplitude Normalized pulses in each row
for i=1:1:Number_Pulse
    Pulse(i,1:end)=P(i,1:end)/n(i,3);
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Compression.....
figure('MenuBar','none','Name','DCT2 Compression #1'...
    , 'NumberTitle','off','Position',[1 1 800 600]),beep,
subplot(2,1,1),imshow(Pulse),title('DCT2 Compression'),colorbar,title('Before Compression');

```

```

JB = dct2(Pulse);
JN=JB;
%figure,imshow(JB),colorbar;
for i=1:1:Number_Pulse
    for j=1:1:N
        if ( (JN(i,j)<0.045) & (JN(i,j)>-0.045) ) JN(i,j)=0;
        end
    end
end
iJ = idct2(JN);
subplot(2,1,2),imshow(iJ),colorbar,title('After Compression'),pause(5)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
CountDCT2=0;
for i=1:1:Number_Pulse
    for j=1:1:N
        if (JN(i,j)==0) CountDCT2=CountDCT2+1;
        end
    end
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Pulse Reconstruction....

for i=1:1:Number_Pulse
    Pulse2(i,1:end)=iJ(i,1:end)*n(i,3);
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
for i=1:1:Number_Pulse
    K2=resample(Pulse2(i,1:end),t(i),N);
    P2(i,1:length(K2))=K2;
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
for (i=1:1:Number_Pulse)
    for (j=1:1:t(i))
        if(i==1) Rec_Pulse(j+sum(t(1:i-1)))=P2(i,j) ;
        else Rec_Pulse(j)=P2(i,j) ;
        end
    end
end
Rec_Pulse=Rec_Pulse';
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

figure('MenuBar','none','Name','DCT2 Compression #2'...
    , 'NumberTitle','off','Position',[1 1 800 600])
subplot(3,1,1),plot(y),axis([0 10000 4 6.5]),title('DCT2 Compression '),
subplot(3,1,2),plot(Rec_Pulse),axis([0 10000 4 6.5])
% for i=1:1:END
% error_DCT2(i,1)=y(i)-Rec_Pulse(i);
% end
error_DCT2=y-Rec_Pulse;
CompRatio=(CountDCT2/END)*100

PRD_DCT2=sqrt(sum(error_DCT2.^2)/sum(y.^2))*100

subplot(3,1,3),plot(error_DCT2),axis([0 10000 -0.5 0.5]),

disp('%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%')

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%5
% close all
% figure,plot(x(1:count),y(1:count)),grid
% figure,plot(x(1:count),z(1:count)),grid
% %R finding...
% for i=1:1:100
%     [c i]=max(y);

```

```

% R(i,1)=c,R(i,2)=i;
%
%
%
%
%pause(10),
disp("End of program ....")
disp('End of program ....')
str=datestr(now,'dd-mmm-yyyy HH:MM:SS',0);
disp(str);
pause(10);close all,beep,pause(1),beep;pause(1),beep;

```

Anexo 4

Código do microcontrolador para aquisição, detecção dos complexos QRS e transmissão do sinal em tempo real

```

#include "main.h"
#include "Global_Defines.h"
#include "Led_Control.h"
#include "libpic30.h"
#include "UART_Func.h"
#include "ADS1292R_IO.h"
#include "Ring_Buffer.h"
#include "APP_Config.h"

#define byte char
#define int8 char
#define int16 int
/*****
 * Global Variables
 *****/
volatile struct Ring_Buffer ECG_OUT_Buff;
extern volatile struct Ring_Buffer BT_In_Buff;
volatile char run = 0;
extern char ECG_Flag;
//extern volatile unsigned int sys_clock;
volatile unsigned int clk;

// ADICIONADO

// Prototypes.

byte bgetc(void) ;
//int SyncRx(int8 in, int16 *out) ;
//void SendInt(int16 x) ;
signed int x=0;
signed int16 hpfilt( signed int16 datum, int init ) ;
signed int16 lpfilt( signed int16 datum ,int init) ;
signed int16 deriv1( signed int16 x0, int init ) ;
int16 mvwint(signed int16 datum, int init) ;
signed int16 PICQRSDet(signed int16, int init) ;
signed int16 Peak( signed int16 datum, int init ) ;
void UpdateQ(int16 newQ) ;
void UpdateRR(int16 newRR) ;
void UpdateN(int16 newN) ;

// Serial input buffer

```

```

byte buffer[64];

byte next_in = 0;
byte next_out = 0;

#define bkbhit (next_in!=next_out)

// Time interval constants.

#define MS80 16
#define MS95 19
#define MS150 30
#define MS200 40
#define MS360 72
#define MS450 90
#define MS1000 200
#define MS1500 300

#define WINDOW_WIDTH MS80
#define FILTER_DELAY 10 + MS200 //21 + MS200

//ADICIONADO ----- FIM

/*****
* Function: main
* Overview:
*****/
int main(void)
{
    unsigned int x = 0;
    unsigned char temps = 0;
    unsigned char rxdata = 0;
    int16 delayQRS = 0;
    int16 delayQRSH = 0;
    int16 delayQRSL = 0;

    Init_OSC();           //Initialize Oscilator
    Init_IO();           //Initialize Inputs/Outputs
    LED_RED(Off);
    LED_GREEN(On);
    UART1_Init();        //Setup UART
    Init_Timer2();       //system clock 100ms

    //Setup_BT_Module();
    //while(1);
    //while(run==0);
    __delay_ms(200);

    ADS1292_Setup();     //Setup ADS1292

    // Initialize filters. -----<<<< Adicionado

    PICQRSDet(0,1) ;

    // End -----<<<< Adicionado

    while (1)
    {
        if (Check_ECG_Data_Ready())
            ECG_Read();

        /*Check Buffer for ECG Data*/
        if (ECG_OUT_Buff.active >= 10)
        {
            if (ECG_Flag)

```

```

    {
        UART_Putchar(0xAA, BT);
        UART_Putchar(0x03, BT);
        //for (x = 0; x < 3; x++)
            //temps = RetrieveFromQueue(&ECG_OUT_Buff);
        UART1_PutINT16(clk);
        for (x = 0; x < 9; x++)
        {
            //UART_Putchar(RetrieveFromQueue(&ECG_OUT_Buff), BT);
            delayQRSL = RetrieveFromQueue(&ECG_OUT_Buff);
            delayQRSH = RetrieveFromQueue(&ECG_OUT_Buff);

            delayQRS = delayQRSH<<8 + delayQRSL;
            //UART_Putchar(delayQRS,BT);
            delayQRS = PICQRSDet(50*delayQRS,0);
            delayQRSH=delayQRS>>8;
            delayQRSL=delayQRS && 0x00FF;
            UART_Putchar((char)delayQRSL,BT);
            UART_Putchar((char)delayQRSH,BT);
        }
    }
    else
    {
        for (x = 0; x < 10; x++)
            temps = RetrieveFromQueue(&ECG_OUT_Buff);
    }
}

/*Check buffer for command*/
while (BT_In_Buff.active > 0)
{
    rxdata = RetrieveFromQueue(&BT_In_Buff);

    Control_Sensor(rxdata);
}

/*If nothing to do put in sleep*/
if (!(ECG_OUT_Buff.active) && (!Check_ECG_Data_Ready()) && (!BT_In_Buff.active))
{
    U1MODEbits.WAKE = 1;
    Idle();
}
}
return 1;
}

/*****
* Function: OSC_Init
* Overview: Initialize Oscillator with sleep mode
*****/

void Init_OSC(void)
{
    OSCCON = (0x2000 | //COSC<2:0>: Current Oscillator Selection bits = Primary Oscillator (XT, HS, EC)
              0x0200 | //NOSC<2:0>: New Oscillator Selection bits = Primary Oscillator (XT, HS, EC)
              0x0000 | //CLKLOCK: Clock Selection Lock Enabled bit = Clock and PLL selections are not locked
              (0x0080 for lock)
              0x0000 | //IOLOCK: I/O Lock Enable bit = I/O lock is not active (0x0040 for activate)
              0x0000 | //LOCK: PLL Lock Status bit = PLL module is out of lock, PLL start-up timer is running
              or PLL is disabled
              0x0000 | //CF: Clock Fail Detect bit = No clock failure has been detected(0x0008 for detect)
              0x0004 | //POSCEN: Primary Oscillator Sleep Enable bit = Primary Oscillator continues to operate during Sleep mode
              0x0000 | //SOSCEN: 32 kHz Secondary Oscillator (SOSC) Enable bit = Disable Secondary Oscillator
              0x0000); //OSWEN: Oscillator Switch Enable bit = Oscillator switch is complete
    CLKDIV = (0x0000 | //ROI: Recover on Interrupt bit = Interrupts have no effect on the DOZEN bit

```

```

    0x0000 | //DOZE<2:0>: CPU Peripheral Clock Ratio Select bits = = 1:1
    0x0000); //DOZEN: DOZE Enable bit = CPU peripheral clock ratio set to 1:1
}

/*****
* Function: IO_Init
* Overview: Initialize IO
*****/

void Init_IO(void)
{
    AD1PCFGL = 0xFFFF;    //set to all digital I/O
    LED_Pin_Config();
    UART1_Pin_Config();
}

/*****
* Function: Setup_BT_Module
* Overview: Initialize BT
*****/

void Setup_BT_Module(void)
{
    UART_Print("SET\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET BT NAME SIVIC2\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET CONTROL BAUD 1000000,8N1\r\n", 1);
    // __delay_ms(1);
    // UART_Print("SET\r\n", 1);
    //UART_Print("SET\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET BT AUTH * 1234\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET BT SSP 3 0\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET PROFILE SPP Bluetooth Serial Port\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("SET\r\n", 1);
    __delay_ms(1);
    UART_Print("RESET\r\n", 1);

// ADICIONADO

// Global values for QRS detector.

int16 Q0 = 0, Q1 = 0, Q2 = 0, Q3 = 0, Q4 = 0, Q5 = 0, Q6 = 0, Q7 = 0 ;
int16 N0 = 0, N1 = 0, N2 = 0, N3 = 0, N4 = 0, N5 = 0, N6 = 0, N7 = 0 ;
int16 RR0=0, RR1=0, RR2=0, RR3=0, RR4=0, RR5=0, RR6=0, RR7=0 ;
int16 QSum = 0, NSum = 0, RRSum = 0 ;
int16 det_thresh, sbcount ;

int16 tempQSum, tempNSum, tempRRSum ;

int16 QN0=0, QN1=0 ;
int Reg0=0 ;

/*****
* PICQRSDet takes 16-bit ECG samples (5 uV/LSB) as input and returns the
* detection delay when a QRS is detected. Passing a nonzero value for init
* resets the QRS detector.
*****/

signed int16 PICQRSDet(signed int16 x, int init)
{
    static int16 tempPeak, initMax ;

```



```

static int8 preBlankCnt=0, qpkcnt=0, initBlank=0 ;
static int16 count, sbpeak, sbloc ;
int16 QrsDelay = 0 ;
int16 temp0, temp1 ;

if(init)
{
  hpfilt(0,1) ;
  lpfilt(0,1) ;
  deriv1(0,1) ;
  mvwint(0,1) ;
  Peak(0,1) ;
  qpkcnt = count = sbpeak = 0 ;
  QSum = NSum = 0 ;

  RRSum = MS1000<<3 ;
  RR0=RR1=RR2=RR3=RR4=RR5=RR6=RR7=MS1000 ;

  Q0=Q1=Q2=Q3=Q4=Q5=Q6=Q7=0 ;
  N0=N1=N2=N3=N4=N5=N6=N7=0 ;
  NSum = 0 ;

  return(0) ;
}

x = lpfilt(x,0) ;
x = hpfilt(x,0) ;
x = deriv1(x,0) ;
if(x < 0) x = -x ;
x = mvwint(x,0) ;
x = Peak(x,0) ;

// Hold any peak that is detected for 200 ms
// in case a bigger one comes along. There
// can only be one QRS complex in any 200 ms window.

if(!x && !preBlankCnt)
  x = 0 ;

else if(!x && preBlankCnt) // If we have held onto a peak for
{ // 200 ms pass it on for evaluation.
  if(--preBlankCnt == 0)
    x = tempPeak ;
  else x = 0 ;
}

else if(x && !preBlankCnt) // If there has been no peak for 200 ms
{ // save this one and start counting.
  tempPeak = x ;
  preBlankCnt = MS200 ;
  x = 0 ;
}

else if(x) // If we were holding a peak, but
{ // this ones bigger, save it and
  if(x > tempPeak) // start counting to 200 ms again.
  {
    tempPeak = x ;
    preBlankCnt = MS200 ;
    x = 0 ;
  }
  else if(--preBlankCnt == 0)
    x = tempPeak ;
  else x = 0 ;
}

```

```

// Initialize the qrs peak buffer with the first eight
// local maximum peaks detected.

if( qpkcnt < 8 )
{
  ++count ;
  if(x > 0) count = WINDOW_WIDTH ;
  if(++initBlank == MS1000)
  {
    initBlank = 0 ;
    UpdateQ(initMax) ;
    initMax = 0 ;
    ++qpkcnt ;
    if(qpkcnt == 8)
    {

      RRSum = MS1000<<3 ;
      RR0=RR1=RR2=RR3=RR4=RR5=RR6=RR7=MS1000 ;

      sbcount = MS1500+MS150 ;
    }
  }
  if( x > initMax )
  {
    initMax = x ;
  }
}

else
{
  ++count ;

  // Check if peak is above detection threshold.

  if(x > det_thresh)
  {
    UpdateQ(x) ;

    // Update RR Interval estimate and search back limit

    UpdateRR(count-WINDOW_WIDTH) ;
    count=WINDOW_WIDTH ;
    sbpeak = 0 ;
    QrsDelay = WINDOW_WIDTH+FILTER_DELAY ;
  }

  // If a peak is below the detection threshold.

  else if(x != 0)
  {
    UpdateN(x) ;

    QN1=QN0 ;
    QN0=count ;

    if((x > sbpeak) && ((count-WINDOW_WIDTH) >= MS360))
    {
      sbpeak = x ;
      sbloc = count-WINDOW_WIDTH ;
    }
  }

  // Test for search back condition. If a QRS is found in
  // search back update the QRS buffer and det_thresh.

  if((count > sbcount) && (sbpeak > (det_thresh >> 1)))
  {
    UpdateQ(sbpeak) ;
  }
}

```

```

// Update RR Interval estimate and search back limit

UpdateRR(sbloc) ;

QrsDelay = count = count - sbloc;
QrsDelay += FILTER_DELAY ;
sbpeak = 0 ;
}
}

return(QrsDelay) ;
}

/*****
* UpdateQ takes a new QRS peak value and updates the QRS mean estimate
* and detection threshold.
*****/

void UpdateQ(int16 newQ)
{
    QSum -= Q7 ;
    Q7=Q6; Q6=Q5; Q5=Q4; Q4=Q3; Q3=Q2; Q2=Q1; Q1=Q0;
    Q0=newQ ;
    QSum += Q0 ;

    det_thresh = QSum-NSum ;
    det_thresh = NSum + (det_thresh>>1) - (det_thresh>>3) ;

    det_thresh >>= 3 ;
}

/*****
* UpdateN takes a new noise peak value and updates the noise mean estimate
* and detection threshold.
*****/

void UpdateN(int16 newN)
{
    NSum -= N7 ;
    N7=N6; N6=N5; N5=N4; N4=N3; N3=N2; N2=N1; N1=N0; N0=newN ;
    NSum += N0 ;

    det_thresh = QSum-NSum ;
    det_thresh = NSum + (det_thresh>>1) - (det_thresh>>3) ;

    det_thresh >>= 3 ;
}

/*****
* UpdateRR takes a new RR value and updates the RR mean estimate
*****/

void UpdateRR(int16 newRR)
{
    RRSum -= RR7 ;
    RR7=RR6; RR6=RR5; RR5=RR4; RR4=RR3; RR3=RR2; RR2=RR1; RR1=RR0 ;
    RR0=newRR ;
    RRSum += RR0 ;

    sbcount=RRSum+(RRSum>>1) ;
    sbcount >>= 3 ;
    sbcount += WINDOW_WIDTH ;
}

```

```

}

/*****
* lpfilt() implements the digital filter represented by the difference
* equation:
*
*  $y[n] = 2*y[n-1] - y[n-2] + x[n] - 2*x[n-5] + x[n-10]$ 
*
* Note that the filter delay is five samples.
*
*****/

signed int16 lpfilt( signed int16 datum ,int init)
{
    static signed int16 y1 = 0, y2 = 0 ;
    static signed int16 d0,d1,d2,d3,d4,d5,d6,d7,d8,d9 ;
    signed int16 y0 ;
    signed int16 output ;

    if(init)
    {
        d0=d1=d2=d3=d4=d5=d6=d7=d8=d9=0 ;
        y1 = y2 = 0 ;
    }

    y0 = (y1 << 1) - y2 + datum - (d4<<1) + d9 ;
    y2 = y1;
    y1 = y0;
    if(y0 >= 0) output = y0 >> 5;
    else output = (y0 >> 5) | 0xF800 ;

    d9=d8 ;
    d8=d7 ;
    d7=d6 ;
    d6=d5 ;
    d5=d4 ;
    d4=d3 ;
    d3=d2 ;
    d2=d1 ;
    d1=d0 ;
    d0=datum ;

    return(output) ;
}

/*****
* hpfilt() implements the high pass filter represented by the following
* difference equation:
*
*  $y[n] = y[n-1] + x[n] - x[n-32]$ 
*  $z[n] = x[n-16] - y[n]$  ;
*
* Note that the filter delay is 15.5 samples
*
*****/

#define HPBUFFER_LGTH 32

signed int16 hpfilt( signed int16 datum, int init )
{
    static signed int16 y=0 ;
    static signed int16 data[HPBUFFER_LGTH] ;
    static int ptr = 0 ;
    signed int16 z ;
    int halfPtr ;

    if(init)

```

```

    {
    for(ptr = 0; ptr < HPBUFFER_LGTH; ++ptr)
        data[ptr] = 0 ;
    ptr = 0 ;
    y = 0 ;
    return(0) ;
    }

y += datum - data[ptr];

halfPtr = ptr-(HPBUFFER_LGTH/2) ;
halfPtr &= 0x1F ;

z = data[halfPtr] ; // Compensate for CCS shift bug.
if(y >= 0) z -= (y>>5) ;
else z -= (y>>5)|0xF800 ;

data[ptr] = datum ;
ptr = (ptr+1) & 0x1F ;

return( z ) ;
}

/*****
* deriv1 and deriv2 implement derivative approximations represented by
* the difference equation:
*
*  $y[n] = 2*x[n] + x[n-1] - x[n-3] - 2*x[n-4]$ 
*
* The filter has a delay of 2.
*****/

signed int16 deriv1( signed int16 x0, int init )
{
    static signed int16 x1, x2, x3, x4 ;
    signed int16 output;
    if(init)
        x1 = x2 = x3 = x4 = 0 ;

    output = x1-x3 ;
    if(output < 0) output = (output>>1) | 0x8000 ; // Compensate for shift bug.
    else output >>= 1 ;

    output += (x0-x4) ;
    if(output < 0) output = (output>>1) | 0x8000 ;
    else output >>= 1 ;

    x4 = x3 ;
    x3 = x2 ;
    x2 = x1 ;
    x1 = x0 ;
    return(output);
}

/*****
* mvwint() implements a moving window integrator, averaging
* the signal values over the last 16
*****/

int16 mvwint(signed int16 datum, int init)
{
    static unsigned int16 sum = 0 ;
    static unsigned int d0,d1,d2,d3,d4,d5,d6,d7,d8,d9,d10,d11,d12,d13,d14,d15 ;

```

```

if(init)
{
    d0=d1=d2=d3=d4=d5=d6=d7=d8=d9=d10=d11=d12=d13=d14=d15=0 ;
    sum = 0 ;
}
sum -= d15 ;

d15=d14 ;
d14=d13 ;
d13=d12 ;
d12=d11 ;
d11=d10 ;
d10=d9 ;
d9=d8 ;
d8=d7 ;
d7=d6 ;
d6=d5 ;
d5=d4 ;
d4=d3 ;
d3=d2 ;
d2=d1 ;
d1=d0 ;
if(datum >= 0x0400) d0 = 0x03ff ;
else d0 = (datum>>2) ;
sum += d0 ;

return(sum>>2) ;
}

```

```

/*****
* peak() takes a datum as input and returns a peak height
* when the signal returns to half its peak height, or it has been
* 95 ms since the peak height was detected.
*****/

```

```

signed int16 Peak( signed int16 datum, int init )
{
    static signed int16 max = 0, lastDatum ;
    static int timeSinceMax = 0 ;
    signed int16 pk = 0 ;

    if(init)
    {
        max = 0 ;
        timeSinceMax = 0 ;
        return(0) ;
    }

    if(timeSinceMax > 0)
        ++timeSinceMax ;

    if((datum > lastDatum) && (datum > max))
    {
        max = datum ;
        if(max > 2)
            timeSinceMax = 1 ;
    }

    else if(datum < (max >> 1))
    {
        pk = max ;
        max = 0 ;
        timeSinceMax = 0 ;
    }
}

```

```

else if(timeSinceMax > MS95)
{
pk = max ;
max = 0 ;
timeSinceMax = 0 ;
}
lastDatum = datum ;
return(pk) ;
}

/*****
* Serial input interrupt service routine. Input is stored in a FIFO.
*****/
/*
#int_rda
void serial_isr()
{
buffer[next_in]=getc() ;
next_in=(next_in+1) & 0x3F;
}
*/

/*****
* bgetc() (buffered getc()) returns the next value in the serial input FIFO.
*****/

byte bgetc()
{
byte c;

c=buffer[next_out];
next_out=(next_out+1) & 0x3F;
return(c);
}

```

Referências

- [1] M. Chana , D. Estèvea, J. Fourniols, C. Escriba, E. Campoa, "Smart wearable systems: Current status and future challenges", in *Artificial Intelligence in Medicine* 56 137-156, 2012
- [2] José Feldman, Gerson P. Goldwasser (2004), "Eletrocardiograma: recomendações para a sua interpretação", Revista da SOCERJ, Volume 17, Numero 4
- [3] Associação Portuguesa de Cardiopneumologistas, "Electrocardiograma de Holter 24H", Disponível em <http://www.aptec.pt/cardiopneumologia/areas-de-intervencao/20-electrocardiograma-de-holter-24h-.html> Acesso em 12/Maio/2015
- [4] Gari D. Clifford, Francisco Azuaje, Patrick E. McSharry , "Advanced Methods And Tools for ECG Data Analysis", Livro de Artech House Engineering in Medicine & Biology Series;2006
- [5] Nick Hunn; "The Market for Smart Wearable Technology - A Consumer Centric Approach; WiFore Consulting, 2015
- [6] G. Vergara, G. Pereira, H.Lopez, "Estado da arte em wearables para saúde", in: Interaction South America (ISA 14), 6ta. Conferencia Lationamericana de Diseño de Interacción; 2014 nov 19-22
- [7] FitBit, Disponível em <https://www.fitbit.com/eu>. Acesso em 27/janeiro/2015
- [8] MisFit, Disponível em <http://misfit.com/products/ray>. Acesso em 27/Janeiro/2016
- [9] Pet Tracker, Disponível em <http://www.pettracker.com/#sthash.z2K9EVrm.dpuf>. Acesso em 22/Março/2016
- [10] Pet Tracker, Disponível em <http://www.pettracker.com/#sthash.z2K9EVrm.dpuf>. Acesso em 22/Março/2016
- [11] Imagem, Disponível em https://www.google.pt/search?q=google+glass&espv=2&biw=1517&bih=714&tbm=isch&imgil=OY9bdrVXjaZbCM%253A%253BTW-ryZodpybanM%253Bhttp%25253A%25252F%25252Fwww.top10base.com%25252Flatest-technology-of-google-glass%25252F&source=iu&pf=m&fir=OY9bdrVXjaZbCM%253A%25252CTW-ryZodpy-banM%252C_&usg=__CkTL_ctk0bAwQ7goNYL25Cj1ur8%3D&dpr=0.9&ved=0ahUKEwjUh4vMztTMAhWB6xoKHcaDBY8QyjclJA&ei=RYE0V5TRDoHXa8aHnvgC#imgrc=ngQb5mO93284MM%3A. Acesso em 22/Março/2016

- [12] Apple Watch, Disponível em <http://www.apple.com/pt/watch/buy/>. Acesso em 23/Março/2016
- [13] Hug Shirt, Disponível em http://cutecircuit.com/wearable-technology/#after_full_slider_1. Acesso em 23/Março/2016
- [14] Twitter Dress, Disponível em <http://cutecircuit.com/the-twitter-dress/#read-more>. Acesso em 23/Março/2016
- [15] Wearable Motherboard, Disponível em <http://www.springerlink.com>. Acesso em 23/Março/2016
- [16] Vital Jacket , Disponível em <http://www.vitaljacket.com/?lang=pt-pt>. Acesso em 27/janeiro/2015
- [17] Paolo Bonato; “Wearable Sensors/Systems and Their Impact on Biomedical Engineering An Overview”, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Maio/2003
- [18] P. Lukowicz, T. Kirstei , G. Tröster, “Wearable Systems for Health Care Applications” ,Institute for Computer Systems and Networks, UMIT - University for Health Sciences, Medical Informatics and Technology, Innsbruck, Austria,2004
- [19] O. Pin, A. Bahari Jambek, S. Yaacob,“Circuit architectures Review for Portable ECG signal analyser”, 2nd International Conference on Electronic Design , Malásia, 2014
- [20] Fonseca, P. Borgonovo, M. Catarino, A. Vilas-Boas, M. Correia, “Validação de elétrodos têxteis para medição de electromiografia”, Universidade do Minho, 2013
- [21] Pedro Fonseca, “Validation of two types of textile electrodes for electrocardiography and electromyography measurement applications”, Dissertação em Engenharia Biomédica, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2012
- [22] Mohamed Elgendi et al., “Revisiting QRS Detection Methodologies for Portable, Wearable, Battery-Operated, and Wireless ECG Systems”, PLOS ONE, Volume 9, Issue 1, 2014
- [23] I. Tudosa, N. Adochiei, R. Ciobotariu, “New aspects in ECG signal processing using adaptive filters”, 7th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering , Bucureste, 12-14 Maio, 2011
- [24] L. Smolarik, A.Libosvarova ,D. Mudroncik, P. Schreiber, “Non-contact ECG signal processing”, Slovak University of Technology in Bratislava, Faculty of Materials Science and Technology, 2012
- [25] Y. Hong, I. Rajendran, Y. Lian, “ A New ECG Signal Processing Scheme for Low-Power Wearable ECG Devices”, Department of Electrical and Computer Engineering, National University of Singapore, 2011

- [38] Captação e Transmissão de Biopotenciais; Captação e Transmissão de Biopotenciais; Universidade Federal do Rio de Janeiro
- [39] V. Montes, G. Guarín, G. Domínguez, “Extracción de características de ECG basadas en transformaciones no lineales y wavelets”, in REVISTA INGENIERÍA E INVESTIGACIÓN, N. VOL. 25 No. 3, Dezembro 2005
- [40] I. Urganlar, H. Chowhan, “Pre-processing of ECG Signals Using Filters”, in International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT), Vol. 11, N°4, May 2014
- [41] F. Zhang, Y. Wei, Y. Lian, “Efficient QRS Detection in Wearable ECG Devices for Body Sensor”, 5th International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors, Chinese University of Hong Kong, HKSAR, China, 2008
- [42] O. Özkara, A. Isik, I. Güler, “Detection, Real Time Processing and monitoring of ECG signal with a Wearable system”, Department of Electronics and Computer Education, Gazi University, 06500 Ankara, Turkey, 2011
- [43] A. Mukherjee, K. Ghosh, “An Efficient Wavelet Analysis for ECG Signal Processing”, International Conference on Informatics, Electronics & Vision, 2012
- [44] F. Zhang, Y. Lian, “Wavelet and Hilbert Transforms Based QRS Complexes Detection Algorithm for Wearable ECG Devices in Wireless Body Sensor Networks”, Department of Electrical and Computer Engineering, National University of Singapore, 2009
- [45] Z. Hong-tu, X. Dong-mei, “Analysis on Algorithm of Wavelet Transform And Its Realization in C Language”, Proceedings of the Third International Symposium on Electronic Commerce and Security Workshops, 2010
- [46] Jiapu Pan, Willis J. Tompkins (1985), “A Real-Time QRS Detection Algorithm”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume BME-32, Número 3
- [47] L. Polania, R. Carrillo, M. Blanco-Velasco, K. Barner, “Compressed Sensing based Method for ECG Compression”, Dept. of Electrical and Computer Engineering, University of Delaware, Newark, 2011
- [48] D. Chae, Y. Alem, S. Durrani, R. Kennedy, “Performance study of Compressive Sampling for ECG Signal Compression In Noisy and Varying Sparsity Acquisition”, Research School of Engineering, The Australian National University, Canberra, Australia, 2013
- [49] L.V. Batista; E.U.K. Melcher; L.C. Carvalho; “Um esquema de compressão de ECG utilizando seleção de picos e transformada cosseno discreta”; Revista Brasileira de Engenharia Biomédica, v. 16, n. 1, p. 39-48, jan/abr 2000

[50] T. Dózsa, P. Kovács, “ Ecg Signal Compression Using Adaptive Hermite Functions”, Department of Numerical Analysis, Eotvos L. University, 2015.

[51] Roshan Joy Martis; U. Rajendra Acharya; Choo Min Lim ; Jasjit S. Suri ; “Characterization of ECG beats from cardiac arrhythmia using discrete cosine transform in PCA framework”; School of Engineering, Ngee Ann Polytechnic, Singapore, 2012