



Liliana Vanessa Correia Pereira

ANÁLISE DE ECG NO CONTEXTO DE TELEMONITORIZAÇÃO EM INSUFICIÊNCIA CARDÍACA

Dissertação apresentada à Universidade de Coimbra para cumprimento dos requisitos
necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Biomédica

Setembro 2015



UNIVERSIDADE DE COIMBRA



FCTUC FACULDADE DE CIÊNCIAS
E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

Liliana Vanessa Correia Pereira

Análise de ECG no contexto de telemonitorização em insuficiência cardíaca

Dissertação apresentada à Universidade de Coimbra
para cumprimento dos requisitos necessários à
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Biomédica

Orientador(es):

Engenheiro António Damasceno
Professor Doutor Jorge Henriques

Coimbra, 2015

Este trabalho foi desenvolvido em colaboração com:

Intelligent Sensing Anywhere, Intellicare



Esta cópia da tese é fornecida na condição de que quem a consulta reconhece que os direitos de autor são pertença do autor da tese e que nenhuma citação ou informação obtida a partir dela pode ser publicada sem a referência apropriada.

This copy of the thesis has been supplied on condition that anyone who consults it is understood to recognize that its copyright rests with its author and that no quotation from the thesis and no information derived from it may be published without proper acknowledgement.

“Segue o teu destino,
Rega as tuas plantas,
Ama as tuas rosas.
O resto é a sombra
De árvores alheias.

A realidade
Sempre é mais ou menos
Do que nos queremos.
Só nós somos sempre
Iguais a nós-propios. “

Ricardo Reis

Agradecimentos

Em primeiro lugar tenho de agradecer aos meus dois orientadores, Eng. António Damasceno e Prof. Jorge Henriques por todo o apoio prestado e conhecimentos transmitidos ao longo deste projeto.

Agradeço à ISA Energy, e a todas as pessoas que dela fazem parte por me terem recebido e acolhido ao longo de mais de um ano. Um especial agradecimento à Marisa, ao Eng. Pedro Marques e aos meus colegas estagiários.

Ao Dr. Fernando Gomes da Costa, agradeço toda a sua disponibilidade e prestabilidade para a realização das aquisições de ECG tão importantes para este projeto.

Agradeço, também a todos os meus colegas e amigos que me acompanharam ao longo destes últimos anos. Um especialíssimo agradecimento à Helena, ao Sousa e ao Ricardo.

Às pessoas mais importantes da minha vida: aos meus pais pelo apoio incondicional, aos meus irmãos por me aturarem e, por fim, não menos importante, à minha cara-metade, Rafael, por estar sempre ao meu lado nestes últimos anos e nunca, mas nunca me deixar ir a baixo.

Resumo

A insuficiência cardíaca (IC) é uma grave síndrome que afeta sobretudo as classes etárias mais velhas, caracterizando-se pela incapacidade do coração bombear sangue a uma taxa proporcional às exigências dos tecidos. Está associada a uma substancial morbidade, mortalidade e também a elevados gastos na saúde. A monitorização regular dos pacientes de IC é crucial para prevenir exacerbações que levam à hospitalização do doente e a um irreversível declínio da funcionalidade do coração

Este projeto consistiu em desenvolver um novo módulo para ser integrado no sistema One Care Sensing que permitirá a monitorização regular de pacientes de insuficiência cardíaca em ambiente domiciliário. A monitorização é realizada pelo processamento automático de um eletrocardiograma (ECG) de uma derivação com vista a analisar o ritmo cardíaco e detetar arritmias, especificamente contrações ventriculares prematuras (PVC). Para tal, desenvolveram-se três algoritmos principais: deteção de complexos QRS, deteção de ruído e deteção de PVCs. Os algoritmos implementados foram validados com bases dados *standard* e através de sinais recolhidos por um sensor do sistema OneCare Sensing.

Abstract

Heart failure is a common clinical syndrome that affects the older population. It's associated with substantial morbidity, mortality, and healthcare expenditures. For this reason HF patients must be frequently monitored in order to prevent exacerbations that lead to hospitalization and irreversible decline of heart functionality.

This project aimed to develop a new module to be integrated into the One Care Sensing system that will allow regular monitoring of heart failure patients in home environment. The monitoring is performed by the automatic processing of one lead ECG in order to analyse the heart rhythm and detect arrhythmias, particularly ventricular premature contractions (PVC). For this purpose, three major algorithms were developed: detection of QRS complexes, noise detection and detection of PVCs. The implemented algorithms were validated with standard data bases and with signals collected using a wireless ECG device of OneCare Sensing system.

Conteúdo

Agradecimentos.....	i
Resumo	iii
Abstract	v
Acrónimos e Siglas.....	xi
Lista de Tabelas	xiii
Lista de Figuras	xv
Capítulo 1 Introdução.....	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Motivação.....	3
1.3 OneCare	4
1.4 Objetivos.....	5
1.5 Estrutura do documento.....	6
Capítulo 2 Conceitos Fisiológicos	9
2.1 Fisiologia do coração	9
2.2 Ciclo cardíaco	11
2.3 Eletrocardiograma.....	12
Capítulo 3 Insuficiência Cardíaca.....	15
3.1 Definição de insuficiência cardíaca.....	15
3.2 Epidemiologia da insuficiência cardíaca	15
3.3 Etiologia e fisiopatologia da insuficiência cardíaca	18
3.4 Gestão da insuficiência cardíaca	22
3.4.1 Progressão e monitorização da insuficiência cardíaca.....	22
3.4.1.1 Arritmias cardíacas	24

3.4.1.2 O papel da telemonitorização na insuficiência cardíaca	25
Capítulo 4 Especificação da Arquitetura.....	29
4.1 Conceito do OneCare Sensing e monitorização cardíaca.....	30
4.2 Arquitetura do módulo de monitorização cardíaca	31
Capítulo 5 Estado da Arte	35
5.1 Detecção de complexos QRS	35
5.1.1 Métodos no domínio do tempo	35
5.1.1.1 Derivadas de sinal e filtros digitais	35
5.1.1.2 Filtros coincidentes	36
5.1.1.3 Modelos ocultos de Markov.....	37
5.1.1.4 Morfologia matemática	37
5.1.1.5 Cruzamento de zeros	38
5.1.2 Métodos no domínio tempo – frequência.....	39
5.1.2.1 Transformada Fourier	39
5.1.2.2 Transformada de onduletas	40
5.1.2.2.1 Transformada contínua de onduletas	41
5.1.2.2.2 Transformada discreta de Onduletas.....	42
5.1.2.3 Modo de decomposição empírico	43
5.1.2.4 Transformada Hilert-Huang.....	44
5.1.3 Métodos de <i>soft-computing</i>	44
5.1.3.1 Redes Neurais	45
5.1.3.2 Sistemas difusos	47
5.1.3.3 Sistemas neurodifusos	48
5.1.3.4 Algoritmos genéticos.....	48
5.1.4 Métodos sintáticos	49
5.2 Análise da qualidade do sinal ECG	50
5.2.1 Métodos e métricas	51
5.3 Extração de características e deteção de PVCs	57

5.3.1 Extração de características	57
5.3.2 Métodos de Classificação.....	60
5.3.2.1 Mapas auto-organizáveis	60
5.3.2.2 Algoritmo dos K vizinhos mais próximos.....	61
5.3.2.3 Análise discriminante linear	61
5.3.2.4 Máquina de vetor-suporte	62
5.3.2.5 Árvore de decisão	64
5.4 Avaliação	65
Capítulo 6 Implementação	67
6.1 Algoritmo de detecção de complexos QRS	67
6.1.1 Detecção dos complexos QRS	71
6.1.2 Validação.....	72
6.1.3 Robustez ao ruído	74
6.2 Análise da qualidade do sinal ECG.....	76
6.2.1 Algoritmo desenvolvido	80
6.3 Algoritmo de detecção de PVCs	82
6.3.1 Extração e seleção de características	82
6.3.2 Classificação	89
6.4 Agrupamento dos resultados	91
Capítulo 7 Conclusão e Trabalho futuro.....	93
Bibliografia.....	97
Anexo A: Algoritmos de Detecção de QRS	109
Anexo B: Resultados da Detecção de QRS	111
Anexo C: Sinais Ruidosos	113
Apêndice A: Artigo conferência Hcist	115
Apêndice B: Pré-experiência	117

Acrónimos e Siglas

ACC *Accuracy, Precisão*

AF *Fibrilação Auricular*

ANFF *Adaptive Neural Fuzzy Filter*

AV *auriculoventricular*

aVF *augmented vector foot*

aVL *augmented vector left*

aVR *augmented vector righth*

bpm *batimentos por minuto*

CISUC *Centre for Informatics and Systems of the University of Coimbra*

CWT *Continue Wavelet Transform*

DWT *Discrete Wavelet Transform*

ECG *Electrocardiograma*

EMD *Empirical Mode Decomposition*

EMG *Eletromiografia*

FE *Fração de Ejeção*

FEVE *Fração de Ejeção Ventricular Esquerda*

FIR *Finite Impulse Response*

FIS *Sistema de Inferência Difuso*

FN *False Negative*

FP *False Positive*

FT *Transformada de Fourier*

HTT *Transformada de Hilert-Huang*

HVE *Hipertrofia do Ventrículo Esquerdo*

IC *Insuficiência Cardíaca*

IMF *Funções de Modo Intrínsecas*

KNN *K-Nearest Neighbour*

LDA *Análise Discriminante Linear*

LVQ *Learning Vector Quantization*

MLP *Multiplayer Perceptron*
MQTT *Message Queuing Telemetry Transport*
P+ *Preditividade Positiva*
PCA *Análise de Componentes Principais*
PVC *Premature Ventricular Contraction*
RBF *Radial Basis Function*
RMS *Root Mean Square*
SA *sinoatrial*
SE *Sensibilidade*
SNR *Relação Sinal-Ruído*
SOM *Self-Organizing Maps*
SP *Especificidade*
STD *Standard Deviation*
STFT *Short-Time Fourier Transform*
SVM *Support Vector Machine*
TN *True Negative*
TP *True Positive*
VCG *Vetocardiograma*
VE *Ventrículo Esquerdo*
VT *Taquicardia Ventricular*
WT *Wavelet Transform*

Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Etiologia da insuficiência cardíaca na Europa nos anos 2000.....	18
Tabela 4.1: Resultados a apresentar como saída do módulo.....	29
Tabela 4.2: Descrição dos parâmetros de entrada e saída do módulo de verificação dos dados ECG.....	32
Tabela 4.3: Descrição dos parâmetros de entrada e saída do módulo de processamento de ECG e dos seus componentes.	33
Tabela 5.1: Abordagens de deteção de PVCs.....	59
Tabela 6.1: Coeficientes de correlação de Pearson (cP) e Spearman (cS) e desvio padrão medio (STD médio) das métricas.	78
Tabela 6.2: Resultados da deteção de ruído (segmentos não aceitáveis) com uma métrica.....	79
Tabela 6.3: Resultados da deteção de ruído (segmentos não aceitáveis) com a combinação de várias métricas.	79
Tabela 6.4: Resultados para o treino e teste do algoritmo de deteção de ruído.....	81
Tabela 6.5: Resultados da análise de correlação entre diferentes classes.	84

Lista de Figuras

Figura 1.1: Pirâmides etárias de Portugal dos anos 1950, 2015 e 2050 (previsão)..	1
Figura 1.2: Estratégia “Shift Left” na distribuição da saúde pessoal.....	3
Figura 1.3: Visão global do OneCare Sensing.....	5
Figura 2.1: Diagrama do coração (cortado).....	9
Figura 2.2: Diagrama da circulação sanguínea.	10
Figura 2.3 Eletrofisiologia do coração.	11
Figura 2.4 Ondas do ECG	12
Figura 2.5: Derivações do ECG.....	13
Figura 2.6: Formas de onda típicas de um ECG	13
Figura 3.1: Prevalência da IC na Europa e nos EUA por escalão etário.	16
Figura 3.2 Percentagem da despesa médica atribuída à IC.	16
Figura 3.3 Despesa absoluta com a IC nos países EUA, França, Alemanha e Reino Unido.....	17
Figura 3.4: Projeção para a prevalência da IC de 2012 a 2030 para os homens (azul) e para as mulheres (vermelho) nos EUA.....	17
Figura 3.5: Aumento dos custos previstos diretos (a vermelho) e indiretos (a verde) associados à IC de 2012 a 2030.	18
Figura 3.6: Prevalência da doença cardíaca coronária (CHD) e hipertensão (HTN) isolada e combinada por gênero no estudo <i>Framingham Heart</i>	19
Figura 3.7 Diagrama do coração típico da IC sistólica, normal e da IC diastólica.	21
Figura 3.8 Típica progressão clínica da IC aguda..	23
Figura 3.9: Os três componentes do papel do paciente de IC na gestão da sua própria condição	26
Figura 4.1: Conceito do OneCare Sensing.....	30
Figura 4.2: Monitorização cardíaca	31
Figura 4.3: Visualização no portal OneCare dos sinais ECG adquiridos.....	31
Figura 4.4: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido.....	32

Figura 4.5: Esquema ilustrativo do funcionamento do algoritmo de verificação dos dados ECG.....	32
Figura 5.1 Diagrama de blocos ilustrando o algoritmo de detecção de complexos QRS de Pan and Tompkins.....	36
Figura 5.2: Exemplo da aplicação de operadores morfológicos matemáticos na detecção de complexos QRS.....	38
Figura 5.3: Exemplo qualitativo das várias fases de extração de características do sinal ECG.....	39
Figura 5.4: Exemplo da aplicação da SFTF na detecção de complexos QRS..	40
Figura 5.5: Exemplos de onduletas mãe.....	41
Figura 5.6 Exemplo de um banco de filtros utilizado em Onduletas.	42
Figura 5.7: Exemplos da aplicação do método EMD na detecção de complexos QRS..	43
Figura 5.8: a) Neurónio Artificial	45
Figura 5.9: Esquema de uma rede neuronal aplicada a detecção de complexos QRS..	46
Figura 5.10: Gráficos ilustrativos da lógica booliana e difusa	47
Figura 5.11: Esquema ilustrativo dos componentes e fluxo num FIS.	47
Figura 5.12: Exemplo de um padrão primitivo, pico.....	49
Figura 5.13: Exemplos de algoritmos utilizados para avaliar a qualidade do sinal ECG.	51
Figura 5.14: Espectro de frequências típico de um ECG	55
Figura 5.15: Exemplo do cálculo do índice pcaSQI	55
Figura 5.16: Passos típicos da detecção de PVCs.....	57
Figura 5.17: Segmento de um sinal ECG com a ocorrência de PVCs.	58
Figura 5.18: Exemplos de características morfológicas utilizadas na classificação de PVCs.....	58
Figura 5.19: Esquema e exemplo de um resultado de um mapa auto-organizável	60
Figura 5.20 Exemplo ilustrativo da aplicação do algoritmo K-th nearest neighbour em classificação	61
Figura 5.21: a) Distribuições originais dos dados por eixo. b) Novo eixo encontrado que permite uma discriminação maior	62
Figura 5.22: Mapeamento do espaço original das entradas para o espaço das características de dimensão maior.	63
Figura 5.23: Hiperplano de separação e margens para uma SVN treinada com amostras de duas classes.	63

Figura 5.24: Exemplo da aplicação de uma árvore de decisão.	64
Figura 5.25: Matriz de confusão	65
Figura 6.1: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo detecção de picos R.	67
Figura 6.2: Onduleta mãe Ψ_t e função gaussiana $\theta(t)$	68
Figura 6.3: Grelha <i>dyadic</i>	68
Figura 6.4: Banco de filtros utilizado no algoritmo desenvolvido.	70
Figura 6.5: Coeficientes da DWT resultante da decomposição do sinal $x[n]$ até ao quinto nível.....	70
Figura 6.6: Diagrama de extremos e quartis dos resultados obtidos na validação do algoritmo de detecção de complexos QRS.	73
Figura 6.7: Exemplos da detecção dos complexos QRS.	73
Figura 6.8: Detecção de QRS num sinal adquirido com o sensor da pluX.....	74
Figura 6.9: Resultados obtidos no teste de robustez do algoritmo de detecção de complexos QRS ao ruído.....	75
Figura 6.10: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo pré-processamento descrito nesta seção.	76
Figura 6.11: Média (pontos) e desvio padrão (barras de erro) dos valores das métricas aplicadas aos segmentos de 10s sem normalização para cada nível de ruído.....	77
Figura 6.12: Gráficos de dispersão das métricas M1 e M8 à esquerda e das métricas M6, M1 e M8 à direita para segmentos de ECG normalizados.	79
Figura 6.13: Segmentos de sinais adquiridos com o sensor da pluX e o sistema OneCare Sensing.....	80
Figura 6.14: Algoritmo de detecção de ruído.....	81
Figura 6.15: Resultado exemplo da aplicação do algoritmo de detecção de ruído a um sinal adquirido	81
Figura 6.16: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo PVCs descrito nesta seção.	82
Figura 6.17: Exemplos de PVCs (setas) existentes nos sinais MLII da base de dados MIT-BIH <i>Arrhythmia</i>	83
Figura 6.18: Complexo QRS segmentado e características morfológicas.....	85
Figura 6.19: Indicação dos picos Q, R e S para um complexo “normal” e para um complexo invertido.....	86

Figura 6.20: a) Valor absoluto da área do complexo QRS. b) Valor relativo da área do complexo QRS em relação ao batimento anterior.	87
Figura 6.21: Funções de Hermite de ordem 0 a 5.	88
Figura 6.22: Aproximação de um complexo QRS por funções de Hermite.....	89
Figura 6.23: Árvore de decisão obtida. l_m representam os limiares de decisão.	90
Figura 6.24: Matriz confusão resultante do treino (a) e teste (b) do classificador.....	90
Figura 6.25: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para os sub-módulos secundários.	91

Capítulo 1 Introdução

1.1 Contextualização

O envelhecimento da população é uma realidade global. A diminuição da taxa de fecundidade resultante da mudança do estilo de vida das populações, que inclui a alteração do papel da mulher na sociedade, assim como o aumento da esperança média de vida têm levado à inversão da pirâmide populacional de tal forma que pela primeira vez na história o número de pessoas com mais 65 anos superará o número de crianças com menos de 5 anos [1]. Globalmente é previsto que o número de pessoas com mais de 60 anos duplique até o ano de 2050 e mais que triplique até ao ano de 2100, enquanto a taxa de fecundidade baixe de 2,5 crianças no período 2010-2015 para 2,25 em 2045-2050 e para 2,0 em 2095-2100 [2]. Em Portugal os números seguem a mesma tendência observando-se uma diminuição da base da pirâmide correspondente à população mais jovem e um alargamento do topo com o crescimento da população mais idosa (figura 1.1). A taxa de fecundidade é substancialmente mais baixa que a média global, apresentando um valor de 1,21 crianças no ano 2013 [3].

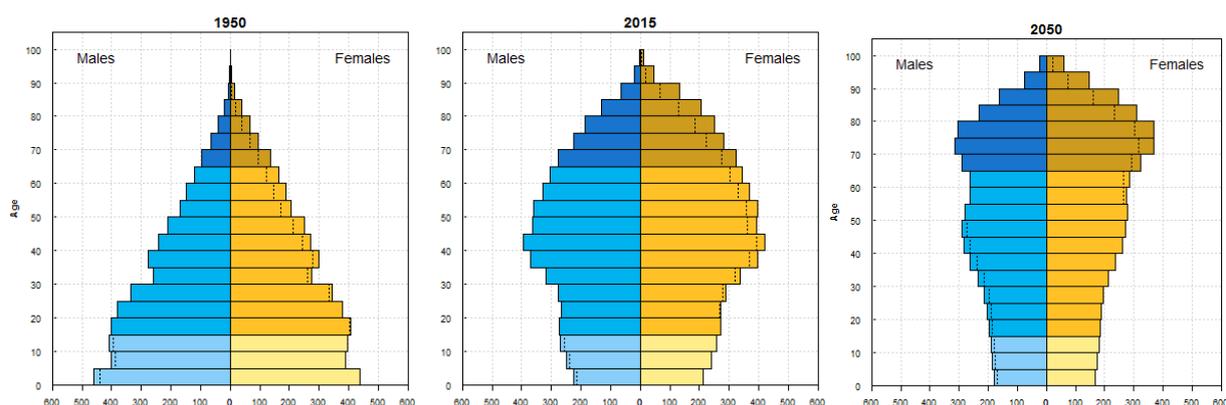


Figura 1.1: Pirâmides etárias de Portugal dos anos 1950, 2015 e 2050 (previsão). As linhas tracejadas indicam o excesso de homens ou mulheres na faixa etária. Os dados encontram-se em milhões. *Fonte: United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2015). World Population Prospects: The 2015 Revision.*

As pessoas estão cada vez a viver mais e melhor, é um facto que é considerado como o triunfo dos avanços da saúde pública, da medicina e do desenvolvimento

económico sobre as doenças e lesões que tem limitado a expectativa de vida humana por milhares de anos [1]. Por outro lado, o crescimento da população mais velha traz consigo um enorme desafio: a adaptação dos governos por todo o mundo às diferentes necessidades dos mais idosos sobretudo ao nível da prestação de cuidados [4]. Em poucas décadas, a perda de saúde e de vida em todo o mundo será em maioria causada por doenças não-transmissíveis ou crónicas (por exemplo, doenças cardiovasculares, demência e doença de Alzheimer, cancro, artrite e diabetes) do que por doenças infecciosas, doenças infantis, e acidentes [1].

Os pacientes de doenças crónicas são pacientes que normalmente apresentam várias comorbilidades e diferentes graus de incapacidade motora e mental, pelo que requerem cuidados continuados e um acompanhamento regular, próximo e especializado durante longos períodos de tempo e em muitos dos casos durante o resto da sua vida. Pelo que sistemas de saúde atuais organizados em torno de um modelo de tratamento de casos agudos e episódicos não são mais adequados para satisfazer as necessidades destes pacientes. A solução apontada por vários especialistas, para este tipo de casos, passa pela descentralização da prestação dos cuidados em instituições para o ambiente domiciliário e familiar do paciente, tornando o paciente um sujeito ativo em vez de um sujeito passivo da sua própria condição médica [4], [5]. Neste ambiente para além dos cuidados de proximidade contínuos deverão ser integrado tecnologias, dispositivos e sistemas de telemonitorização que permitam ao próprio doente gerir e monitorizar o seu estado de saúde mantendo a sua independência e bem-estar.

Com o envelhecimento da população e o aumento da percentagem de doenças crónicas relacionadas com a idade é previsto um aumento da despesa médica associada. Segundo a comissão europeia, o envelhecimento populacional será responsável pelo aumento das despesas de saúde de 6,0% no ano 2013 para 8,5% no ano 2060 em Portugal [6]. O uso de tecnologias de saúde (telemedicina e telemonitorização) focadas no paciente, na sua condição médica e integradas na prestação de cuidados de proximidade para além de possibilitar ao paciente e aos seus prestadores de cuidados um melhor controlo, monitorização da condição médica prevenindo a ocorrência de episódios agudos permitem também uma redução significativa dos custos associados (Figura 1.2).

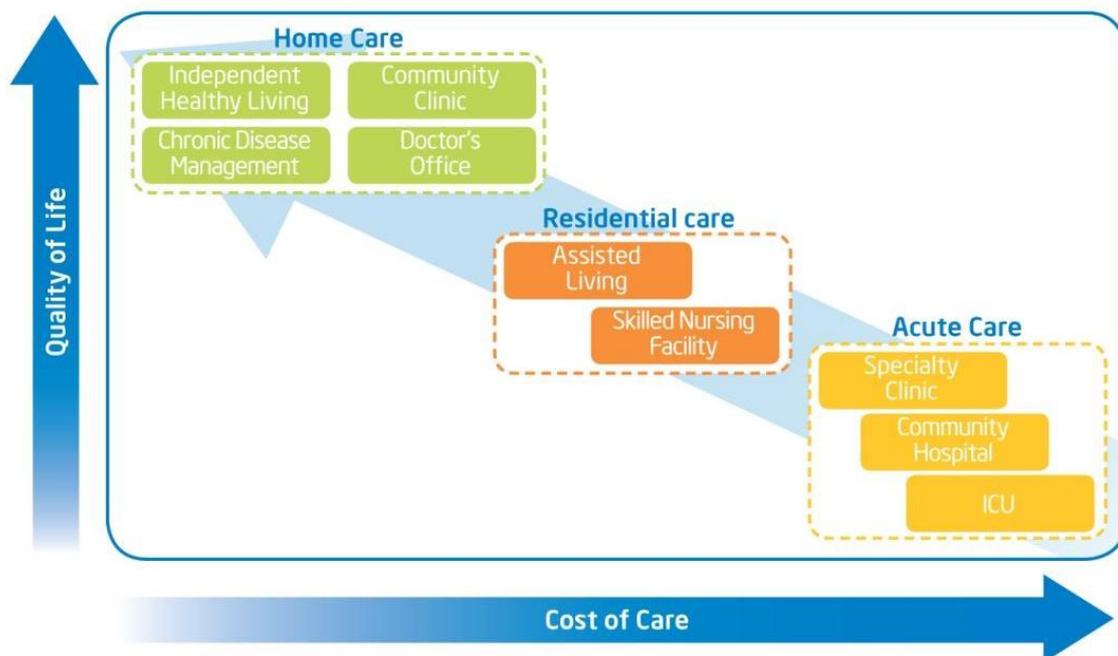


Figura 1.2: Estratégia “Shift Left” na distribuição da saúde pessoal [7].

1.2 Motivação

Dentro das doenças crónicas, a Insuficiência Cardíaca (IC) é uma das que, atualmente, exige mais preocupação. Estima-se que a IC atinja 1 a 2% da população da Europa e dos Estados Unidos da América sendo que as previsões apontam para um aumento significativo nos próximos anos sobretudo devido ao envelhecimento da população e ao aumento da taxa de sobrevivência a enfartes do miocárdio (seção 3.2).

A IC é uma condição médica cuja progressão leva ao declínio gradual do estado de saúde e qualidade de vida do paciente. A ocorrência de episódios de descompensação (exacerbações) é frequente estando por norma associados a um agravamento irreversível da condição médica do doente ou em situações mais graves à morte. Em grande parte dos casos existe a necessidade de internamento hospitalar, o que acarreta custos significativos tanto para o doente como para as instituições. O acompanhamento e monitorização regular dos pacientes de IC é, por estas razões, crucial na medida em que permite atempadamente ajustar a terapêutica do doente prevenindo a ocorrência de exacerbações.

A monitorização do doente consiste na medição e análise de uma série de parâmetros (seção 3.4.1), entre os quais a análise do ritmo cardíaco e controlo de arritmias cardíacas. O controlo das arritmias cardíacas, mais especificamente taquicardias

ventriculares (VT) e batimentos ventriculares prematuros (PVC) é especialmente importante uma vez que a ocorrência frequente destes constituem um significativo risco de morte súbita para os pacientes de IC (seção 3.4.1.1).

1.3 OneCare

A ISA Intellicare é uma empresa tecnológica que atua no mercado da saúde desde 2007. A sua atividade concretiza-se na oferta de produtos e serviços inovadores e de valor acrescentado, que se adequam à nova visão de cuidados de saúde, na qual pretende maximizar a qualidade da prestação de cuidados ao utente. As soluções da Intellicare asseguram um acompanhamento próximo e personalizado dos idosos e doentes crónicos, respondendo às necessidades de monitorização da saúde e bem-estar com autonomia e conforto. Este processo é realizado através da reunião de dados relevantes sobre o estado de saúde e bem-estar do utilizador, seguido do processamento em tempo real, independentemente da distância, e conversão em informação e conhecimento útil.

Do portefólio da ISA Intellicare salientam-se três soluções One Care [8]:

OneCare Safe - Outdoor que permite aos familiares ou profissionais de saúde do utilizador acompanhá-lo à distância e saber a sua localização, sempre que for necessário. Esta solução baseia-se num dispositivo de fácil utilização que contém um botão alerta/pânico que quando pressionado gera um alarme junto do cuidador, um sensor inteligente que permite a deteção de quedas, um localizador GPS e um sistema de alta voz utilizado para a realização de chamadas. Este sistema permite ainda a realização da prova de vida e o envio e receção de alertas via SMS e/ou mensagem de voz para familiares ou profissionais de saúde. O OneCare Safe - Outdoor é dedicado ao acompanhamento de seniores, de pessoas com demência ou necessidades especiais dentro e fora de casa, podendo também ser útil como dispositivo de segurança para pessoas que praticam desportos radicais, para profissionais de risco e para proteção.

OneCare Safe - Indoor que permite aos familiares ou profissionais de saúde do utilizador acompanhá-lo à distância monitorizando o nível de atividade. Esta solução integra um sensor (relógio Vivago) que recolhe informação de atividade continuamente que é enviada através de uma estação base colocada no ambiente domiciliário do utilizador para os servidores. A informação é processada automaticamente permitindo a

deteção de situações de inatividade resultantes de doença súbita ou quedas lançando alertas ao cuidador.

OneCare Sensing que oferece a possibilidade do prestador de cuidados ou os profissionais de saúde monitorizem, à distância, o estado de saúde do utilizador, contactando-o sempre que ocorram alterações relevantes nos parâmetros avaliados. Esta solução é constituída por um kit de fácil utilização que permite monitorizar parâmetros biomédicos como a tensão arterial, frequência cardíaca, peso e glicemia, no conforto do domicílio do utilizador. Os parâmetros são adquiridos pelo utilizador através de vários dispositivos e enviados para o tablet. Do tablet, os dados são transmitidos para o servidor de forma segura onde são armazenados na base de dados e disponibilizados no portal e apenas visíveis para os utilizadores autorizados (Figura 1.3). O sistema analisa os parâmetros medidos, identificando desvios e gerando alertas automáticos que são enviados ao utilizador e/ou ao cuidador permitindo assim uma monitorização rigorosa do paciente reduzindo as deslocações às unidades de saúde ou visitas domiciliárias.



Figura 1.3: Visão global do OneCare Sensing [8].

1.4 Objetivos

Este projeto consistiu em desenvolver um novo módulo de análise de bio-sinais, em particular o ECG (eletrocardiograma) para ser integrado no sistema OneCare Sensing que permitirá a monitorização regular de pacientes de insuficiência cardíaca em ambiente domiciliário. A monitorização será feita pelo processamento automático de um ECG de uma derivação com vista a analisar o ritmo cardíaco e detetar arritmias cardíacas.

O principal objetivo inicial deste projeto passava pela integração no sistema OneCare Sensing de ferramentas já existentes de processamento do sinal ECG como algoritmos de detecção de complexos QRS na linguagem JAVA. No entanto devido a inexistência de tais ferramentas no mercado que fossem fiáveis e que pudessem ser utilizados num ponto de vista comercial, foi necessário reformular o plano do projeto. Assim sendo, este consistiu na realização das seguintes tarefas:

- Estudo do ECG.
- Estudo da IC e levantamento das necessidades da sua monitorização, mais especificamente da sua monitorização cardíaca.
- Definição da arquitetura do módulo de processamento de ECG
- Estudo do estado da arte do processamento de sinais ECG que incluiu algoritmos de detecção de complexos QRS, métodos e algoritmos de análise da qualidade do sinal ECG e métodos e algoritmos de detecção de PVCs (*premature ventricular contractions*).
- Desenvolvimento de três submódulos de processamento de ECG (detecção de complexos QRS, detecção de ruído, detecção de PVCs).
- Avaliação dos módulos implementados usando base dados standards de registos anotados de ECG.
- Realização de aquisições ECG utilizando o equipamento OneCare Sensing para avaliação dos módulos implementados.

Para além destas tarefas era também um objetivo a elaboração de um artigo para a conferência HCist - *International Conference on Health and Social Care Information Systems and Technologies 2015* a ser realizada nos dias 7 a 9 de outubro em Vilamoura, Portugal. O artigo submetido encontra-se no Apêndice A.

Ao longo deste projeto surgiu ainda a oportunidade de participar no projeto internacional do *Centre for Informatics and Systems of the University of Coimbra* (CISUC): *WELCOME - Wearable Sensing and Smart Cloud Computing for Integrated Care to COPD Patients with Comorbidities* com parte do trabalho desenvolvido relativo à análise da qualidade do ECG.

1.5 Estrutura do documento

Este documento está dividido em sete capítulos com vários objetivos descritos abaixo.

Capítulo 1 Introdução: É introduzido o tema do projeto com a descrição da sua contextualização, motivação, solução tecnológica onde se enquadra o mesmo assim como os seus objetivos.

Capítulo 2 Conceitos Fisiológicos: É realizada um pequeno resumo dos conceitos fisiológicos relacionados com o coração, sistema circulatório, ciclo cardíaco e eletrocardiograma necessários a compreensão deste trabalho.

Capítulo 3 Insuficiência Cardíaca: Procede-se à descrição da insuficiência cardíaca que inclui a sua definição, prevalência no mundo e em Portugal, causas e fisiologia. Assim como o levantamento das suas necessidades de monitorização tendo como referência as *guidelines* atualmente existentes e o papel a telemonitorização

Capítulo 4 Especificação da Arquitetura: É efetuada a descrição da arquitetura do módulo desenvolvido de modo a obter uma visão geral do mesmo e da sua integração na solução OneCare Sensing.

Capítulo 5 Estado da Arte: É realizada uma revisão da literatura relativamente aos métodos e algoritmos de deteção de complexos QRS, métodos e métricos utilizados na análise de qualidade do sinal ECG e métodos e algoritmos utilizados para a deteção de PVCs.

Capítulo 6 Implementação: É descrito todo o trabalho realizado relativo ao desenvolvimento do algoritmo de deteção de complexos QRS, do algoritmo de deteção de ruído e do algoritmo de deteção de PVCs.

Capítulo 7 Conclusão e Trabalho Futuro: São enumeradas as conclusões obtidas ao longo do desenvolvimento do projeto, bem como a avaliação dos resultados alcançados, lançando-se as bases para o trabalho futuro.

Capítulo 2 Conceitos Fisiológicos

2.1 Fisiologia do coração

O coração é um órgão muscular oco constituinte do sistema cardiovascular e responsável pelo bombeamento cíclico do sangue permitindo a sua circulação pelo corpo. É composto por quatro câmaras (duas aurículas e dois ventrículos) e várias válvulas que impedem que o sangue retroceda quando bombeado (Figura 2.1).

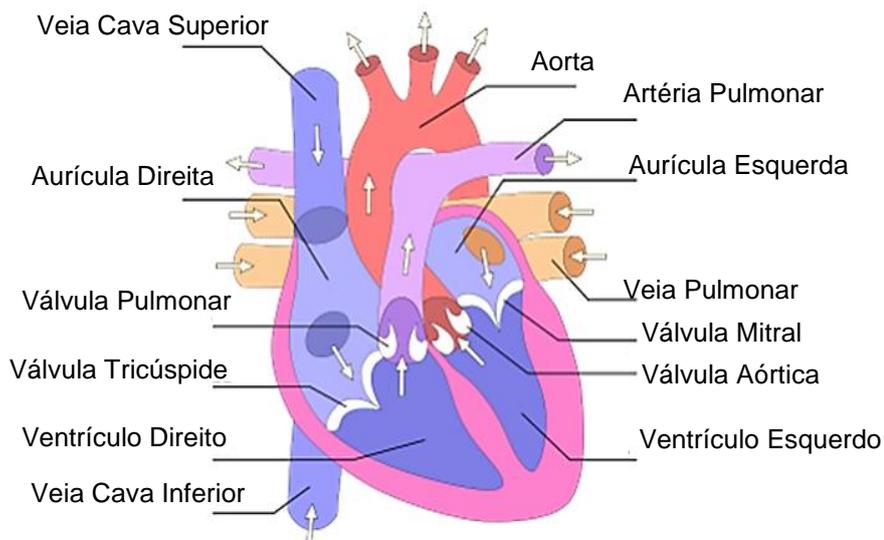


Figura 2.1: Diagrama do coração (cortado). Adaptado de [9].

O sistema circulatório humano é um sistema fechado onde o sangue percorre o circuito de forma contínua e cíclica. Divide-se em dois segmentos, a pequena circulação (circulação pulmonar) e a grande circulação (circulação sistêmica). Na pequena circulação o sangue venoso, pobre em oxigênio, é bombeado pelo ventrículo direito em direção aos pulmões onde é reoxigenado, passando assim a sangue arterial que regressa ao coração pelas veias pulmonares entrando na aurícula esquerda. Na grande circulação o sangue enriquecido em oxigênio é bombeado pelo ventrículo esquerdo em direção aos restantes tecidos do corpo onde perde o oxigênio, passando a sangue

venoso que regressa ao coração entrando na aurícula direita fechando o circuito. Assim sendo, no lado direito do coração apenas circula sangue venoso e no lado esquerdo sangue arterial (Figura 2.2).

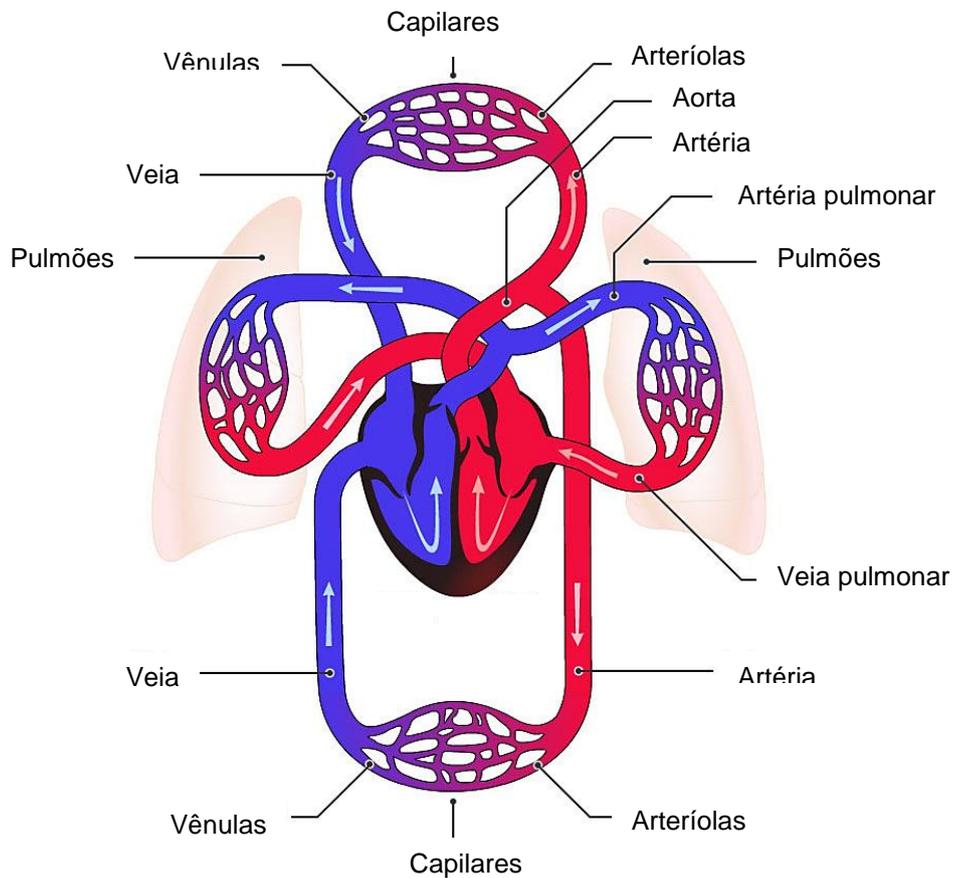


Figura 2.2: Diagrama da circulação sanguínea. Sangue arterial ilustrado a vermelho e sangue venoso ilustrada a azul. Adaptado de [10].

Resumidamente, as aurículas recebem o sangue pelas veias e bombeiam-no para os ventrículos que por sua vez o bombeiam de volta à circulação pelas artérias. Por esta razão as aurículas caracterizam-se por terem uma maior complacência enquanto os ventrículos possuem paredes mais espessas e musculosas que permitem um maior poder de contração. É de notar que a parede do ventrículo esquerdo é particularmente mais espessa do que a do ventrículo direito uma vez que este necessita de bombear o sangue com uma maior pressão para a grande circulação garantindo que alcança todos os tecidos do corpo.

2.2 Ciclo cardíaco

A cada batimento cardíaco acontece uma série de eventos que se repetem ciclicamente – **ciclo cardíaco**. Este divide-se basicamente em duas fases, uma fase de relaxamento chamada de diástole quando ocorre a distensão do coração para receber o sangue e uma fase de contração chamada de sístole quando o coração se contrai ejetando o sangue para a circulação.

O ciclo cardíaco é despoletado por um impulso elétrico gerado pelas células *pacemaker* localizadas no nódulo sinoatrial (SA). Estas células têm a capacidade de se auto excitar, sendo por isso chamadas células automáticas, gerando um potencial de ação a uma taxa aproximadamente de 70 por minuto [11].

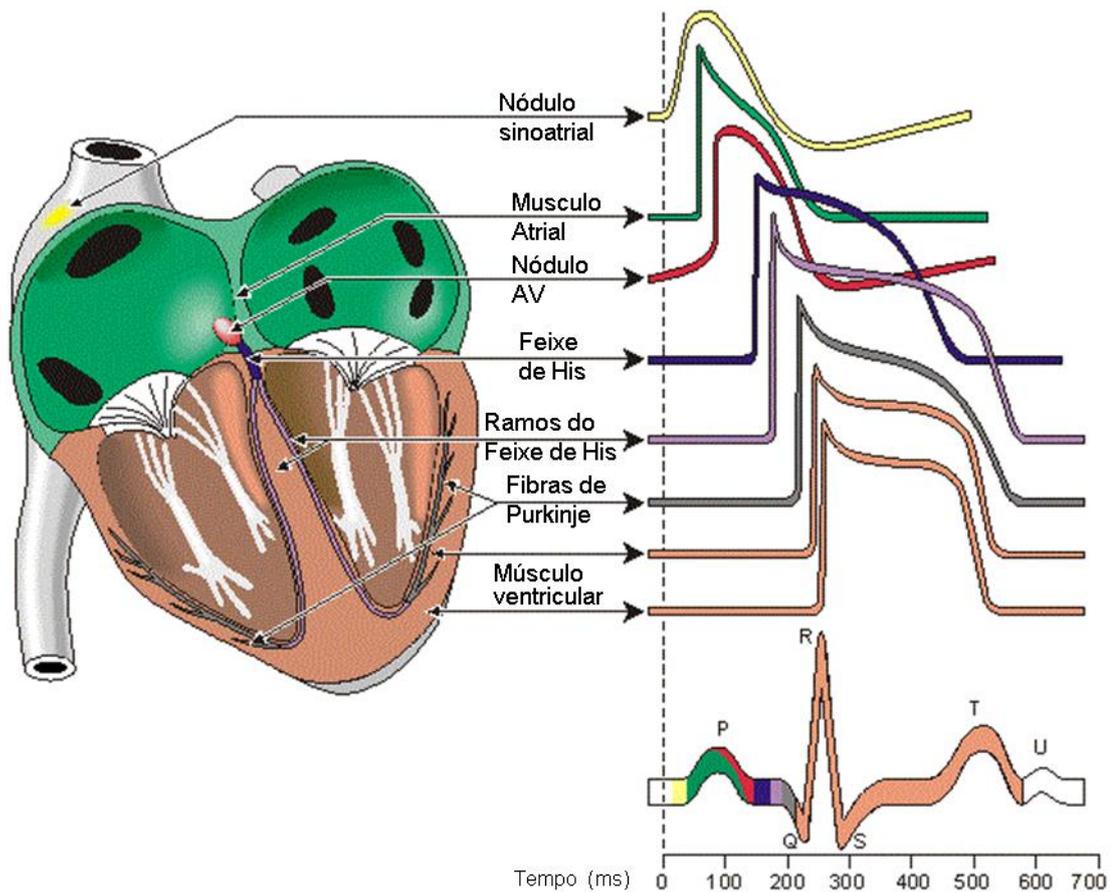


Figura 2.3 Eletrofisiologia do coração. Forma da onda do impulso elétrico ao longo da sua propagação pelo coração [11].

Os impulsos elétricos gerados pelas células do nódulo SA percorrem três vias condutoras que se unem no nódulo auriculoventricular (AV) situado entre os ventrículos e as aurículas. Este abrandando os impulsos dando tempo para os ventrículos se encherem completamente de sangue. Existe ainda uma via adicional, o feixe de Bachmann que

leva o impulso até à aurícula esquerda. Após o nódulo AV, os impulsos são conduzidos por outras vias que se dividem e fazem chegar os impulsos aos ventrículos [12]. A propagação do impulso ao longo do coração dá origem a uma serie de ondas (Figura 2.3) que se sobrepõem num conjunto característico – ondas P-QRS-T. Estas ondas podem ser visualizadas através de um eletrocardiograma

2.3 Eletrocardiograma

O eletrocardiograma (ECG) é um exame médico que permite visualizar a atividade elétrica do coração através da colocação de elétrodos na zona do tórax e nos membros. As ondas típicas presentes num ECG são (Figura 2.4):

- **Onda P** – está relacionada com a despolarização auricular (i.e. ativação das células auriculares) que resulta na contração das aurículas.
- **Complexo QRS** – representa a despolarização ventricular que leva a contração dos ventrículos.
- **Onda T** – repolarização ventricular (i.e. relaxamento do musculo ventricular)
- **Onda U** – esta onda nem sempre está presente. Está relacionada com a repolarização dos músculos Papilares (um tipo de músculos existentes nos ventrículos).

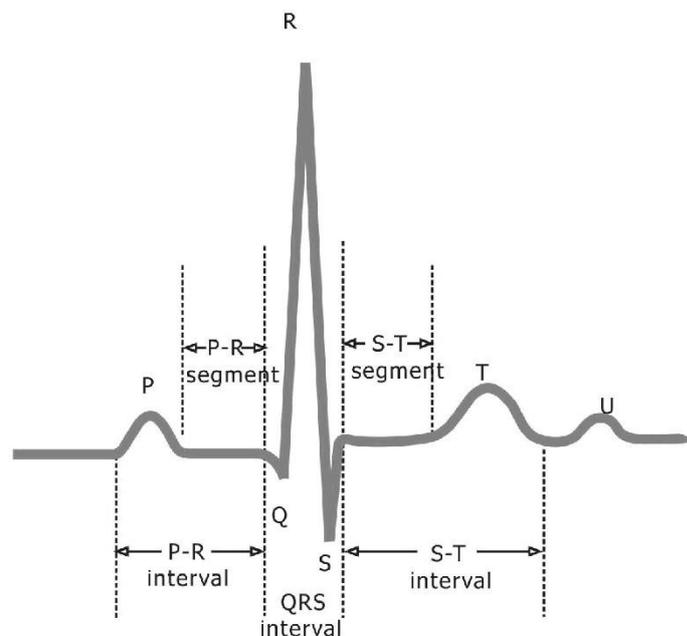


Figura 2.4 Ondas do ECG [13].

Um ECG é tradicionalmente composto por doze derivações, seis derivações dos membros (I, II, III, aVR, aVL, aVF, Figura 2.5 a), e seis derivações do tórax ou precordiais (V1 a V6, Figura 2.5 b). As derivações aVR (*augmented vector right*), aVL (*augmented vector left*) e aVF (*augmented vector foot*) são chamadas derivações unipolares aumentadas uma vez que resultam da amplificação do sinal recolhido com o elétrico positivo colocado respetivamente no braço direito, braço esquerdo e perna esquerda em relação a um elétrico negativo criado eletronicamente. Por outro lado as derivações I, II e III são derivações bipolares que são obtidas através de dois elétrodos dos membros segundo a configuração do triângulo de Einthoven. Por último as derivações precordiais são derivações unipolares resultantes de elétrodos positivos colocados em posições específicas na zona do tórax. Cada uma destas derivações apresenta uma forma de onda característica que em condições normais se assemelham às ondas da Figura 2.6.

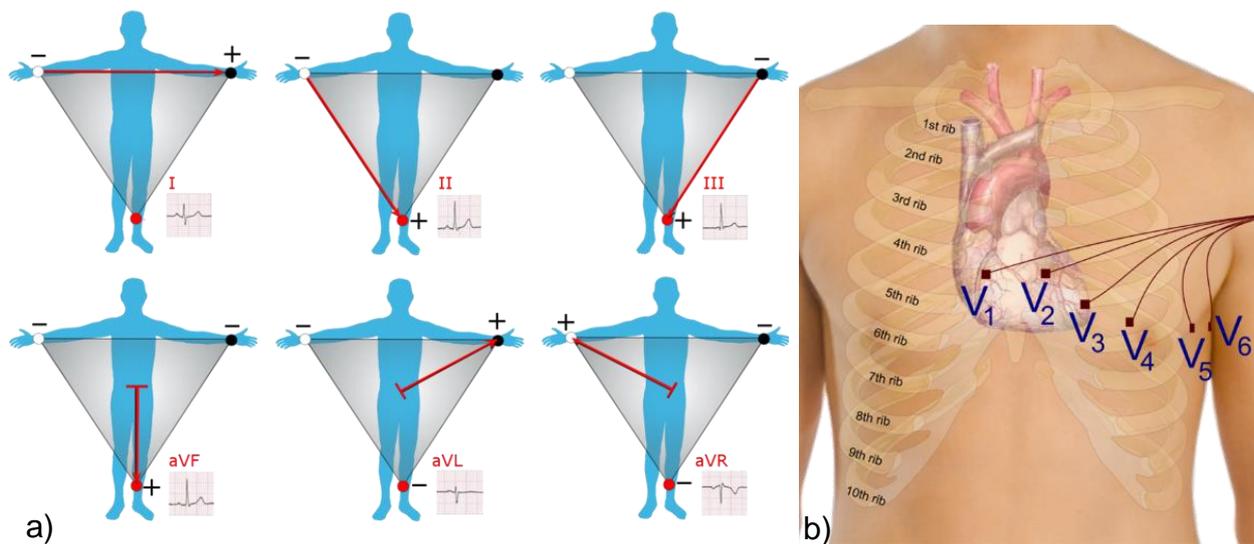


Figura 2.5: Derivações do ECG. a) Derivações dos membros e triângulo de Einthoven [14]. b) Derivações precordiais.

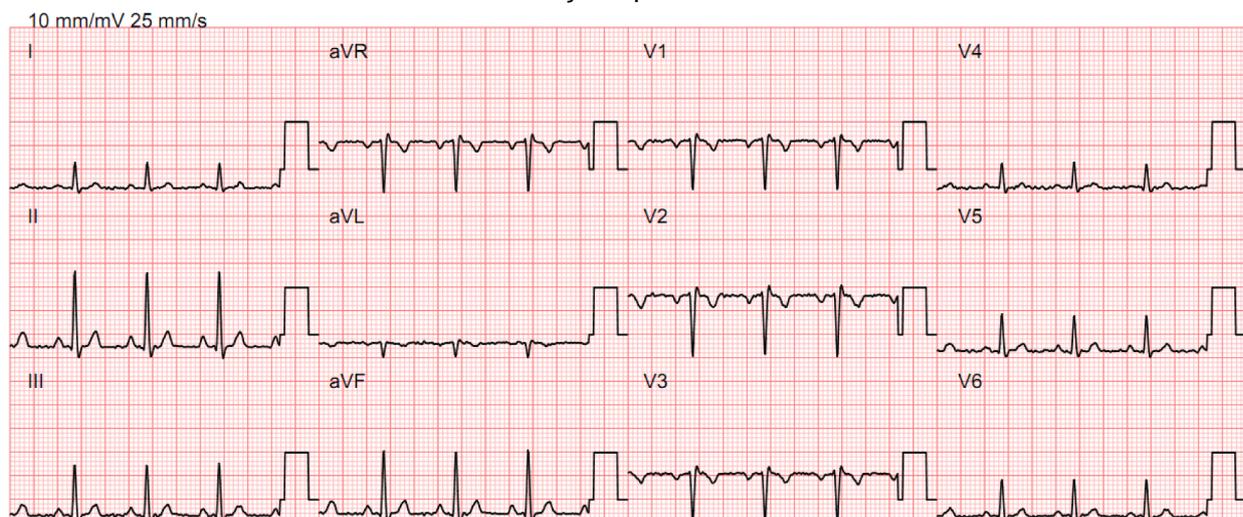


Figura 2.6: Formas de onda típicas de um ECG [15]

Existem ainda aquisições do ECG realizadas com apenas três ou cinco elétrodos. A aquisição com três elétrodos é normalmente utilizada para monitorização contínua de cabeceira. Neste caso é fixo o eletrodo negativo, o neutro e o positivo é colocado na posição precordial desejada, V1 a V6. No caso de cinco elétrodos são colocados todos os quatro elétrodos nos membros e o quinto é colocado na posição precordial desejada.

Capítulo 3 Insuficiência Cardíaca

3.1 Definição de insuficiência cardíaca

A insuficiência cardíaca (IC) pode ser definida como uma síndrome clínica complexa que resulta de qualquer comprometimento estrutural ou funcional do enchimento ventricular ou injeção de sangue [16]. O que se traduz na incapacidade do coração bombear sangue com o débito necessário para satisfazer as exigências metabólicas (oxigênio e nutrientes) do organismo. Esta disfunção cardíaca produz um padrão de respostas hemodinâmicas e neurohumorais complexas que originam sintomas típicos como falta de ar, fadiga, ortopneia¹, edemas (retenção de líquidos) sobretudo nas pernas, nos tornozelos e nos pulmões e sinais como por exemplo, elevada pressão venosa jugular, *crackles*² e impulso apical³ deslocado [17].

3.2 Epidemiologia da insuficiência cardíaca

Atualmente a IC é considerada como uma epidemia do século XXI. Estima-se que 1 a 2% da população da Europa e dos Estados Unidos da América sofre de IC, sendo que este valor tende a aumentar significativamente para as classes etárias mais velhas (maiores de 70 anos) como é visível na Figura 3.1 [18]. Segundo o estudo *Rotterdam* [19], por ano a IC incide em 14,4/1000 pessoas em todo o mundo, sendo este valor maior para o género masculino (17,6/1000 homens-ano) do que para o género feminino (12,5/1000 mulheres-ano).

A IC também está associada a uma substancial taxa de mortalidade, em grande parte devido aos episódios agudos de IC que por vezes levam à necessidade de internamento hospitalar. Cerca de 17 a 45% dos pacientes internados no hospital morrem

¹ Dificuldade respiratória intensa que impede que a pessoa permaneça deitada.

² Sons descontínuos e explosivos que se originam dentro das vias aéreas.

³ Do latim *Ictus cordis*, local no tórax onde se pode palpar o batimento do coração.

no espaço de 1 ano após a admissão e mais de metade morre em 5 anos [20]. Estudos revelam que a duração destes internamentos varia em média entre 5 a 13 dias. [21]

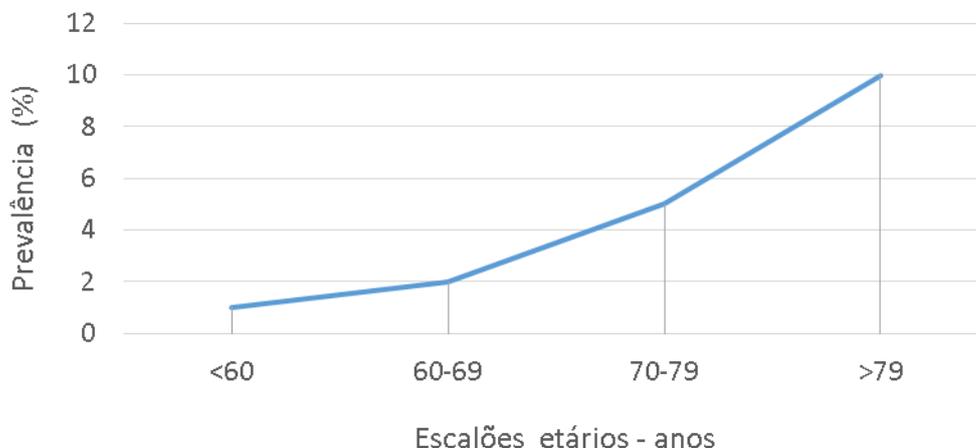


Figura 3.1: Prevalência da IC na Europa e nos EUA por escalão etário. Dados adaptados de [18].

As admissões ao hospital não só simbolizam uma deterioração no estado do paciente mas também se associam a elevados custos monetários. Cerca de 1 a 2 % das despesas de saúde nos países desenvolvidos devem-se à IC sendo que mais de 60% destas se relacionam com as hospitalizações dos pacientes (Figura 3.2). Em Países como os EUA França, Alemanha e Reino Unido os custos diretos com a IC atingem valores de 70, 39, 37 e 26 €/per capita (Figura 3.3).

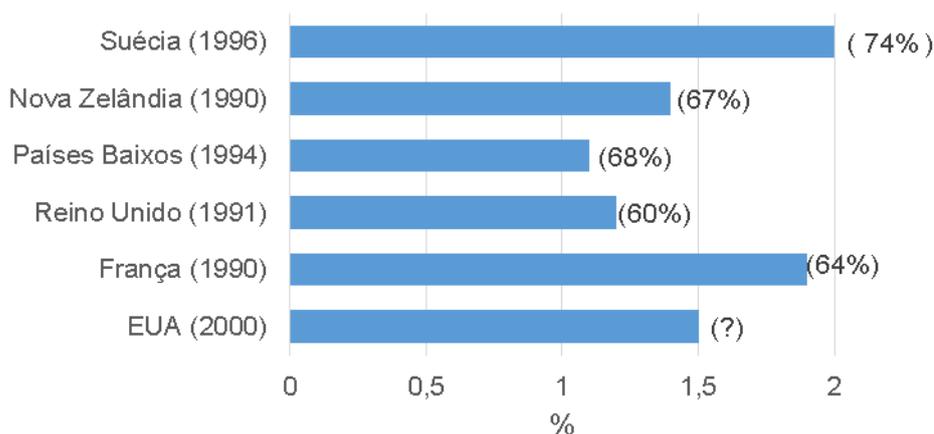


Figura 3.2 Percentagem da despesa médica atribuída à IC. Entre parêntesis a respetiva percentagem relativa às hospitalizações da IC nos países Suécia, Nova Zelândia, Países Baixos, reino Unido França e EUA. Dados adaptados de [22]

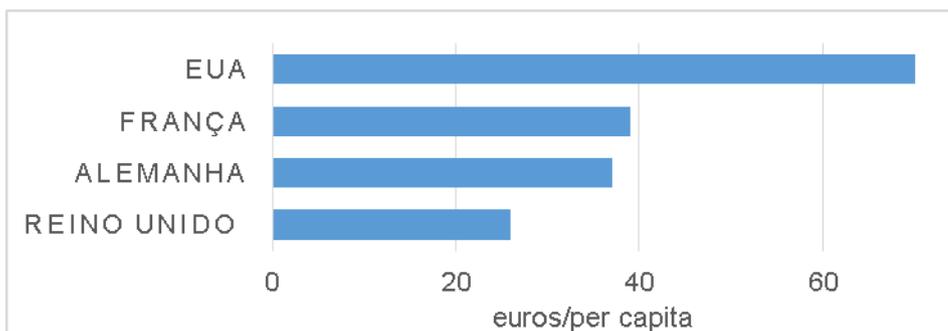


Figura 3.3 Despesa absoluta com a IC nos países EUA, França, Alemanha e Reino Unido. Dados adaptados de [23]

A IC é uma realidade preocupante com um futuro ainda mais preocupante. Nos EUA as projeções apontam para um aumento de 23% da prevalência da IC nos próximos 15 anos (Figura 3.4) assim como para um substancial aumento nos custos associados (Figura 3.5). Este deve-se sobretudo a dois fatores [24]:

- Envelhecimento da população: as classes etárias mais velhas apresentam uma taxa de incidência maior de doença coronária e hipertensão que constituem as causas principais da IC.

- Aumento da taxa de sobrevivência dos pacientes com doença coronária, incluído a sobrevivência a infartos do miocárdio. Uma grande percentagem dos sobreviventes a uma situação médica grave como esta acabam por desenvolver sequelas como a IC.

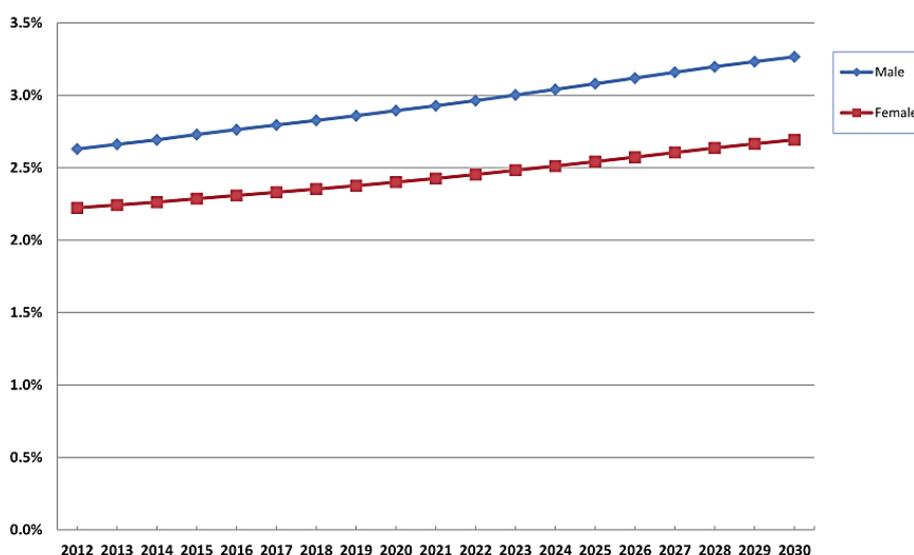


Figura 3.4: Projeção para a prevalência da IC de 2012 a 2030 para os homens (azul) e para as mulheres (vermelho) nos EUA. Fonte [25] com permissão de Wolters Kluwer Health, Inc

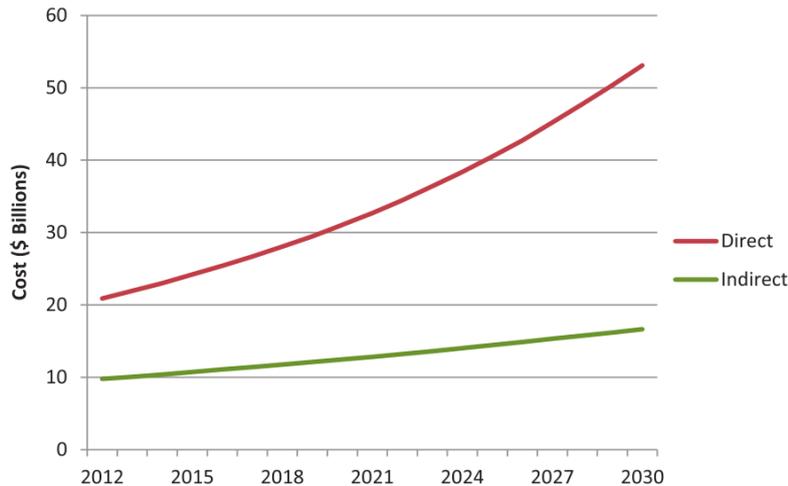


Figura 3.5: Aumento dos custos previstos diretos (a vermelho) e indiretos (a verde) associados à IC de 2012 a 2030 nos EUA. Fonte [25] com permissão de Wolters Kluwer Health, Inc.

3.3 Etiologia e fisiopatologia da insuficiência cardíaca

A etiologia da IC não é simples de descrever uma vez que esta pode advir de um enorme leque de doenças cardíacas estruturais ou funcionais e doenças não cardíacas. Podendo também resultar da combinação de várias doenças e fatores risco como o consumo de álcool, obesidade e envelhecimento.

Tabela 3.1: Etiologia da insuficiência cardíaca na Europa nos anos 2000. [18]

Causas mais frequentes	Causas menos frequentes	Fatores de risco
<ul style="list-style-type: none"> - Doença coronária:> 70% - Hipertensão arterial - Doença valvular do idoso - Miocardiopatia dilatada - Tóxica - Álcool - Quimioterapia - Endocardite infecciosa 	<ul style="list-style-type: none"> - Doença valvular reumática - Cardiomiopatia - Hipertrofica - Miocardiopatia dilatada - Idiopática - Pós-infeção bacteriana - Miocardiopatia infiltrativa - Cardiomiopatia restritiva - Fibrose do endocárdio - Pericardite construtiva 	<ul style="list-style-type: none"> - Envelhecimento - Hipertensão arterial - Diabetes mellitus - Obesidade - Dislipidemia - Tabagismo - Sedentarismo - HVE* - Dilatação VE**
<p>*HVE: hipertrofia do ventrículo esquerdo</p> <p>**Dilatação do VE não relacionada com enfarte do miocárdio</p>		

A lista das causas da IC é extensa e varia geograficamente. Na Tabela 3.1 estão presentes as principais causas e fatores de risco da IC na Europa nos anos 2000. Nos países Europeus, à semelhança do que acontece com os restantes países desenvolvidos, a doença coronária e a hipertensão lideram a lista das causas da IC (Figura 3.6). Enquanto para os países em desenvolvimento IC resulta sobretudo de doença valvular reumática e deficiências alimentares [18][26].

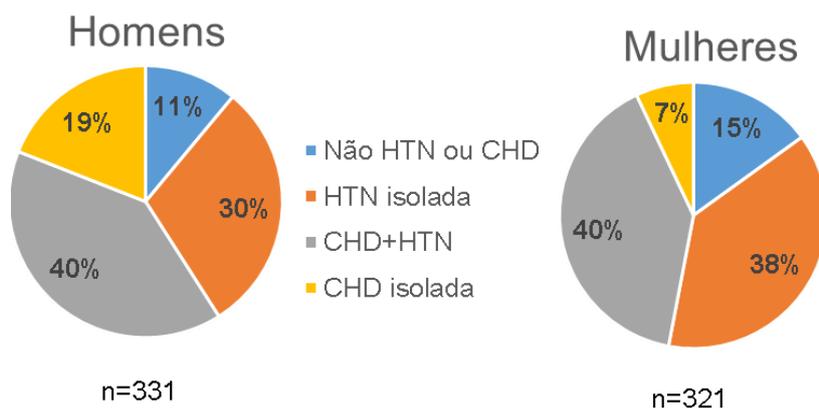


Figura 3.6: Prevalência da doença cardíaca coronária (CHD) e hipertensão (HTN) isolada e combinada por gênero no estudo *Framingham Heart*. [27]

A IC é uma síndrome cujos sinais e sintomas são pouco discriminantes, pois estes podem ser associados a outras situações de patologia cardíaca. Por esta razão, o diagnóstico da IC pode ser difícil. A correta identificação do problema cardíaco subjacente à IC é crucial para a especificação do tratamento a ser usado no paciente. O diagnóstico é realizado recorrendo à análise do historial clínico e sintomático do paciente, a uma série de exames médicos como ECG, raio-X peitoral, e a análises laboratoriais específicas como por exemplo a análise da concentração no sangue de peptídeos natriuréticos.

Um dos primeiros parâmetros a avaliar no diagnóstico da IC é a fração de ejeção ventricular esquerda (FEVE). A fração de ejeção (FE) é matematicamente definida como

$$FE (\%) = \frac{\text{volume diastólico final} - \text{volume sistólico final}}{\text{volume diastólico final}} \times 100 \quad (3.1)$$

A FEVE é especialmente importante, uma vez que quanto menor for, menor é a hipótese de sobrevivência. Geralmente, a FEVE é considerada normal quando $FEVE > 50\%$ [17].

Existem vários tipos de IC. Esta pode ser classificada como IC esquerda ou IC direita dependendo se a incapacidade de bombeamento do coração ocorrer no lado

esquerdo ou direito do mesmo. Normalmente a IC inicia-se do lado esquerdo, sendo a IC direita uma consequência do aumento de pressão pulmonar provada pela IC esquerda. Dentro da categoria IC esquerda, podem ocorrer dois mecanismos principais, **disfunção sistólica** caracterizada pela diminuição do poder contrátil do coração ou **disfunção diastólica** caracterizada pelo anormal relaxamento, rigidez ou enchimento do coração [28].

A IC com disfunção sistólica também chamada de **IC sistólica** ou IC com FEVE reduzida tem como causa principal a doença arterial coronária com antecedência de enfarte do miocárdio [16]. Neste tipo de IC, ocorre o enfraquecimento do músculo do miocárdio, resultante por exemplo da diminuição do aporte de oxigénio às células do miocárdio (doença arterial coronária). Este enfraquecimento leva a uma redução da FEVE (FEVE < 40%). A diminuição do débito cardíaco desencadeia medidas compensatórias tais como, dilatação do coração, este torna-se mais extenso e fino (Figura 3.7) de modo a permitir a entrada de um volume maior de sangue e o aumento do poder de contração do coração através da relação de Frank-Starling⁴. No entanto, estas medidas não ineficazes a longo prazo pois o músculo cardíaco deteriora-se e perde o poder de contração levando aos sintomas de IC. O sangue que resta nos ventrículos após a ineficiente sístole impede a entrada de mais sangue durante a diástole aumentando a pressão diastólica final e a pressão pulmonar. Por sua vez o aumento de pressão pulmonar leva à acumulação de líquido nos pulmões [16][29].

A IC com disfunção diastólica também chamada de **IC diastólica** ou IC com FEVE preservada tem como causa principal a hipertensão e incide sobretudo em mulheres idosas [16]. Ao contrário da IC sistólica, na IC diastólica ocorre a hipertrofia do músculo cardíaco (Figura 3.7) devido por exemplo a um historial de hipertensão. O músculo cardíaco torna-se rígido, não permitindo o relaxamento adequado para receber o sangue na fase da diástole. O volume de sangue ejetado é menor, no entanto o volume recebido também o é, o que faz manter a FEVE preservada (i.e. com valores normais) [30]. Este é o tipo maioritário de IC. Em Portugal apresenta uma prevalência cerca de 6% e 8% para as respetivas classes etárias 70-79 e 80+, aproximadamente o dobro da prevalência da IC sistólica para as mesmas classes [31].

⁴ Lei que afirma que o débito cardíaco aumenta em resposta a um aumento do volume diastólico final de sangue.

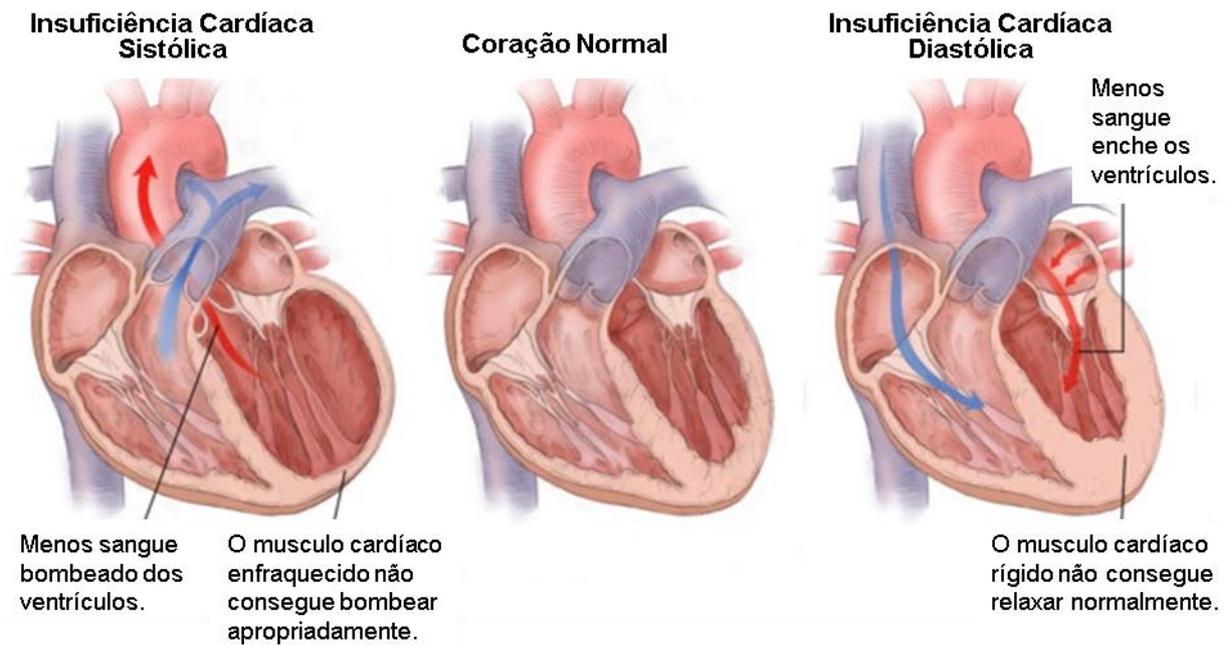


Figura 3.7 Diagrama do coração (cortado) típico da IC sistólica, normal e da IC diastólica.
 Fonte: EMSWORLD, *Diagnosis and Treatment of the Patient With Heart Failure* [32]

Face à alteração da função cardíaca (diminuição do débito cardíaco), é despoletada uma série de **mecanismos compensatórios**, entre os quais [16]:

- Aumento do ritmo cardíaco, vasoconstrição relaxamento do miocárdio provocados pela ação do sistema nervoso simpático;
- Remodelação ventricular adversa, isto é, alteração do tamanho, forma e função do ventrículo esquerdo;
- Ativação do sistema renina-angiotensina-aldosterona que provoca o aumento da pressão arterial, vasoconstrição, retenção de sódio e líquidos de forma a aumentar o débito cardíaco;
- Aumento da libertação de peptídeos natriuréticos. A sua libertação está relacionada com o aumento do *stress* e do alongamento do músculo cardíaco e com a circulação das neuro-hormonas responsáveis pelos mecanismos compensatórios anteriores. Agem assim como hormonas contrarreguladoras (aumentam a diurese, natriurese e vasodilatação) responsáveis pela manutenção da homeostasia cardiovascular, sendo por esta razão, importantes e utilizados como indicadores do grau de severidade da IC (a sua concentração no sangue é proporcional ao grau de severidade da IC).

Estes mecanismos são evolucionariamente bem desenvolvidos, sendo eficazes numa situação normal ou patologia a curto tempo. Em condições patológicas crónicas a

longo prazo relevam-se incompetentes resultando na deterioração da condição médica [17].

3.4 Gestão da insuficiência cardíaca

A gestão da IC é constituída por quatro fases fundamentais [20]:

- **Prevenção** baseada na promoção de um estilo de vida saudável, na educação do público acerca da IC e dos seus riscos associados, na deteção e acompanhamento de pacientes com fatores de risco e na aplicação de tratamentos preventivos.

- **Diagnóstico**, a deteção atempada dos sintomas e sinais assim como da causa da IC é crucial para a determinação da conduta terapêutica adequada assegurando um melhor prognóstico para o paciente. Para tal é importante a consciencialização do público e dos profissionais de saúde para os sinais e sintomas da IC.

- **Tratamento**, este deve ser apropriado a cada paciente e disponibilizado o mais rapidamente possível após o diagnóstico inicial.

- **Gestão a longo termo** que engloba o acompanhamento do paciente, a sua monitorização e a prestação de suporte médico vitalício.

3.4.1 Progressão e monitorização da insuficiência cardíaca

Com o desenvolvimento da doença, os pacientes de IC tendem a seguir uma progressiva, ainda que não-linear, diminuição da qualidade vida/saúde. Este percurso pode ser interrompido por morte cardíaca súbita causada por algum tipo de arritmia ou pode terminar numa morte mais gradual causada pela falha progressiva da bomba cardíaca. [33]

Quando o paciente se encontra sob tratamento com os seus sintomas e sinais estáveis pelo menos há um mês diz-se que a IC é crónica. Quando o paciente sofre alguma descompensação, isto é, uma deterioração súbita no seu estado de saúde levando na maioria das vezes à sua admissão nas urgências é considerada IC aguda. Também é considerada IC aguda quando o paciente apresenta sinais e sintomas de IC pela primeira vez. [17].

A monitorização regular dos sinais e sintomas dos pacientes de IC é de extrema importância uma vez que permite medir a resposta do paciente ao tratamento, sendo que a conduta terapêutica segue um caminho paralelo ao estado de saúde do paciente [33].

Uma persistência nos sintomas durante o tratamento indica que este não é suficiente ou não é o mais indicado e que deverá ser reformulado. O acompanhamento atento do paciente é essencial na prevenção ou antecipação de episódios agudos de IC que podem ter consequências graves, como a necessidade de hospitalização (que também acarreta elevados custos monetários para o paciente e para a instituição), deterioração irreversível do estado clínico do paciente ou, em caso extremo, a morte (Figura 3.8).

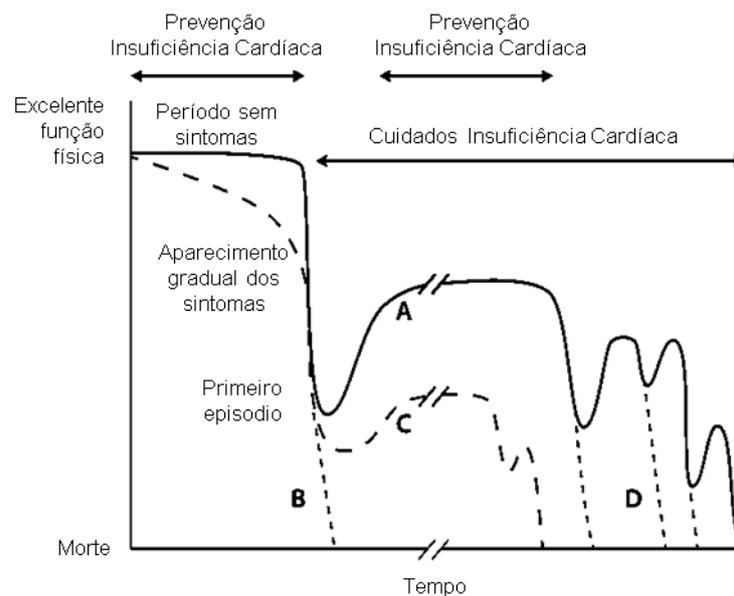


Figura 3.8 Típica progressão clínica da IC aguda. Adaptado de [21].

Os parâmetros a monitorizar e sua respetiva frequência de monitorização podem ser especificados para cada paciente dependendo do seu grau de severidade. Em geral, a monitorização da IC deverá ser realizada regularmente com intervalo de tempo curto (dias a duas semanas) e deverá incluir [17][34] [35]:

- uma análise clínica da capacidade funcional do paciente e da evolução dos seus sintomas com especial atenção para o aumento de peso, retenção de líquidos e pressões sanguíneas;
- uma análise do estado cognitivo, emocional (em especial do nível de ansiedade e depressão) e nutricional do paciente;
- análise do ritmo cardíaco e controlo de arritmias cardíacas;
- análises bioquímicas específicas ao sangue nomeadamente análise da concentração de peptídeos natriuréticos.
- monitorização da aderência do paciente à toma dos medicamentos prescritos;
- revisão da medicação e possíveis ajustes ou alterações na mesma.

3.4.1.1 Arritmias cardíacas

As arritmias cardíacas assim como outras anormalidades cardíacas (ondas Q patológicas, bloqueios auricoventriculares, padrões de isquemia do miocárdio e de hipertrofia do ventrículo) são comuns nos pacientes de IC [17]. Estas são detetáveis através da realização de um ECG, sendo este um teste essencial no diagnóstico e monitorização da IC.

- Bradicardia

A bradicardia designa um ritmo cardíaco lento, menor que 60 batimentos por minuto (bpm) para um típico adulto.

- Taquicardia

A taquicardia, ao contrário da bradicardia, designa um ritmo cardíaco acelerado, maior que 100 bpm para um típico adulto. Esta pode ser ainda classificada como: sinusal se tiver origem no nó sinusal; supraventricular se tiver origem acima dos ventrículos ou ventricular se tiver origem nos ventrículos do coração.

- Arritmias supraventriculares

As arritmias supraventriculares são arritmias que tem origem acima dos ventrículos. Dentro desta categoria, as arritmias mais comuns em pacientes de IC são a fibrilação auricular (AF) e flutter atrial.

A AF resulta do disparo de vários impulsos espalhados pelas aurículas (e não apenas de um) de forma simultânea e descontrolada. A contração anormal das aurículas pode alcançar frequências de 600 bpm, como consequência o sangue não é bombeado adequadamente para os ventrículos, podendo dar origem a turbilhonamentos dentro das aurículas que favorece o aparecimento de coágulos. [12] Esta é a arritmia mais comum na IC (10 a 50% dos pacientes), é especialmente preocupante uma vez que pode levar a complicações tromboembólicas, deterioração hemodinâmica, diminuição na resposta da frequência cardíaca ao exercício e disfunção ventricular por taquimiocardiopatias⁵. O diagnóstico e tratamento da fibrilação auricular é crítico uma vez que sem intervenção, o prolongamento de episódios da arritmia pode levar ao desenvolvimento de AF permanente. [36]

⁵ Taquimiocardiopatia, comprometimento funcional do ventrículo esquerdo causado pelos prolongados ou frequentes períodos de ritmo cardíaco acelerado ou irregular.

O flutter atrial resulta da macro reentrada do impulso elétrico nas aurículas. É tipicamente iniciado por um impulso prematuro dentro das aurículas que devido às diferenças nas propriedades de condução e dos períodos refratários do tecido auricular se reexcita, criando um ciclo de impulsos com uma frequência de 240 a 350 bpm. Assim como a AF o flutter atrial também pode levar ao desenvolvimento de taquimiocardiopatias. [37]

- Arritmias ventriculares

As arritmias ventriculares como o próprio nome indica são arritmias que têm origem nos ventrículos. Dentro desta categoria, as mais comuns em pacientes de IC, particularmente em pacientes de IC sistólica, são os complexos ventriculares prematuros (PVCs) e a taquicardia ventricular (VT) não sustentada. A frequente ocorrência de episódios de VT e de PVCs constitui um significativo risco de morte súbita para os pacientes de IC. [17], [37]

Os PVCs também conhecidos como extrassístoles ventriculares prematuras são impulsos ectópicos prematuros com origem algures nos ventrículos abaixo do feixe de His. Estes impulsos são potencialmente perigosos quando ocorrem em sequência (mais do que 2 seguidos podem causar taquicardia devido ao período refratário do miocárdio), quando ocorrem de forma alternada com batimentos normais (indício de um aumento da irritabilidade ventricular) ou quando são tão prematuros que incidem na onda T do batimento anterior (pode gerar taquicardia ou fibrilação ventricular).[12], [38]

A taquicardia ventricular, já descrita acima, pode ser não sustentada se a sua duração for menor ou igual a 30 segundos ou sustentada se a duração for maior do que 30 segundos. [12]

3.4.1.2 O papel da telemonitorização na insuficiência cardíaca

A telemonitorização é uma ferramenta que consiste na utilização de tecnologias de comunicação para monitorizar à distância parâmetros biomédicos do paciente tais como pressão arterial, ritmo cardíaco, glicemia capilar, peso, oximetria e temperatura, que são transmitido ao prestador de cuidados. Tem como principal objetivo a melhoria da prestação dos cuidados de saúde ao paciente e conseqüentemente da qualidade de vida do mesmo. Particularmente na IC tem como propósito a deteção de sinais precoces de descompensação proporcionando uma oportunidade de intervenção antes de o paciente necessitar de hospitalização [21].

As primeiras formas de utilização da telemonitorização na IC consistiam no uso dos telefones por parte dos prestadores de cuidados para comunicar com os pacientes e acompanhar a evolução dos seus sintomas. Atualmente, as estratégias na telemonitorização da IC envolvem a implantação de dispositivos cardíacos que respondem de forma automática com impulsos elétricos à ocorrência de arritmias ou a utilização de monitores hemodinâmicos, sensores biomédicos e outros dispositivos que recolhem e transmitem os dados de forma automática para os prestadores de cuidados [39], [40].

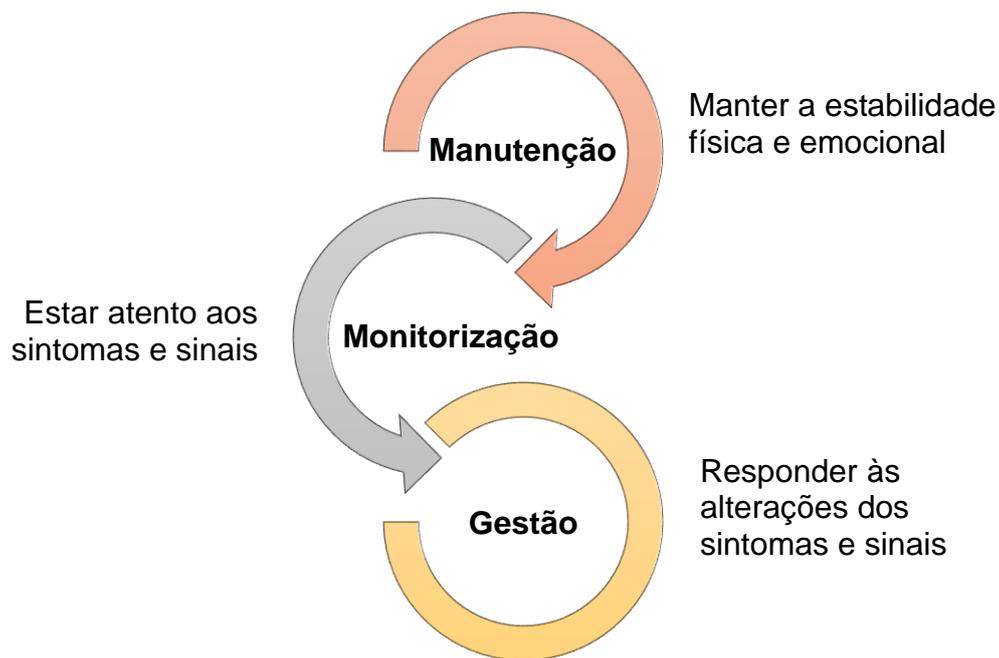


Figura 3.9: Os três componentes do papel do paciente de IC na gestão da sua própria condição [21].

A gestão da IC envolve um conjunto de várias pessoas e entidades, sendo eles, os profissionais de saúde, a família, os amigos, os prestadores de cuidados e naturalmente o paciente. Este último representa um papel crucial na gestão a longo termo da sua própria condição médica de três formas (Figura 3.9): na aderência à medicação e à mudança do estilo de vida, mantendo a estabilidade física e emocional; na monitorização dos seus próprios sintomas e sinais, por exemplo, através da medição do peso ou de outros parâmetros relevantes; por último na resposta a alterações dos seus sintomas e sinais, recorrendo a ajuda médica no caso de estes piorarem e por exemplo através do ajuste da dose dos medicamentos prescritos para o efeito (i.e. para serem tomados conforme forem necessários) [21].

Nos últimos anos têm sido publicados diversos estudos e ensaios clínicos acerca da telemonitorização da IC, no entanto os resultados não são consensuais. Alguns dos estudos revelam importantes benefícios na sua utilização como uma considerável redução do número de hospitalizações assim como dos custos, outros revelam que a incorporação destas tecnologias na gestão da IC não traz melhorias significativas [16], [39]. À parte destes resultados, a utilização de soluções tecnológicas adequadamente concebidas (i.e. compatíveis, *user-friendly* e seguras) para telemonitorização têm resultado num aumento do envolvimento do paciente na gestão da sua própria saúde para além de numa melhoria geral na gestão de doenças crónicas, incluindo IC, e numa redução da incidência de episódios agudos [28]. Pelo que a aposta em soluções tecnológicas que melhorem a gestão da condição médica do paciente, monitorizem, aumentem a independência, o estado emocional e o envolvimento do paciente nos seus cuidados de saúde assim como a sua comunicação com os profissionais de saúde, o seu conhecimento e das pessoas em redor acerca da doença e que ainda permitem reduzir os custos deve ser incentivada.

Capítulo 4 Especificação da Arquitetura

A especificação da arquitetura constituiu o primeiro passo para o desenvolvimento do módulo de monitorização cárdica da IC pois permitiu obter uma visão geral do mesmo e da conexão dos seus subcomponentes. Esta começou pela definição dos parâmetros de maior relevância médica na monitorização cardíaca da IC, Para tal contou-se com a colaboração do Dr. Fernando Gomes da Costa⁶. Os parâmetros selecionados constam na Tabela 4.1 e são semelhantes aos resultados apresentados no sumário de um relatório Holter.

Tabela 4.1: Resultados a apresentar como saída do módulo

PARÂMETROS A APRESENTAR	
GERAL	<ul style="list-style-type: none">- Tempo de início- Tempo total- Tempo analisado- N.º total de batimentos
RITMO CARDÍACO	<ul style="list-style-type: none">- Mínimo; tempo de ocorrência- Máximo; tempo de ocorrência- Médio
ARRITMIAS	<ul style="list-style-type: none">- Bradicardia (ritmo < X bpm): nº ocorrências; duração média; duração máxima- Taquicardia (ritmo > X bpm):<ul style="list-style-type: none">- Não sustentada: nº ocorrências;- Sustentada: nº ocorrências; duração média; duração máxima
PVC	<ul style="list-style-type: none">- N.º Isolados- N.º Pares- N.º Sequências (> 2);- N.º total PVCs em sequência
CONDUÇÃO	<ul style="list-style-type: none">- N.º Número de pausas > X segundos- Duração pausa máxima

⁶ Médico, Diretor de Serviço e consultor TICs em Saúde no Ministério da Saúde de Portugal

4.1 Conceito do OneCare Sensing e monitorização cardíaca

O OneCare Sensing é uma das soluções OneCare descritas brevemente na seção 1.3 onde será inserido o trabalho desenvolvido. O conceito do OneCare é descrito pela Figura 4.1 onde a componente verde é onde o trabalho será maioritariamente desenvolvido.



Figura 4.1: Conceito do OneCare Sensing [41]

O esquema da Figura 4.1 pode ser lido da seguinte forma [41]:

1. Os dados dos sinais/ parâmetros biomédicos são recolhidos através de sensores com tecnologia *Bluetooth* que enviam os dados recolhidos para o tablet Android;
2. O tablet é responsável pela recepção e pelo envio dos dados através da Internet para um *broker*, utilizando MQTT⁷, no caso de medições contínuas, ou para uma *Thread* no caso de medições pontuais, utilizando o serviço de direcionamento de medições do OneCare;
3. Um programa conectado ao *broker*/serviço recebe, descodifica e armazena os dados;
4. Os dados ficam disponíveis para serem lidos, manipulados e visualizados graficamente através de outro programa.

No caso da monitorização cardíaca, atualmente, os sinais cardíacos são recolhidos através de um dispositivo com tecnologia *Bluetooth* da pluX⁸ (Figura 4.2) seguindo o esquema descrito acima. Os sinais são disponibilizados no portal OneCare (Figura 4.3) onde podem ser consultados pelo utilizador ou pelos cuidadores. O dispositivo da pluX é um dispositivo sem fios, pequeno, portátil que possui várias entradas para diversos sensores, ECG, EMG, força, temperatura entre outros. Relativamente as suas especificações possui uma resolução até 12-bit, uma frequência de amostragem até 1000 Hz e tecnologia *Bluetooth* classe 2 com um alcance aproximado de 10m.

A aquisição de ECG é realizada através de três elétrodos (um positivo, um negativo e um de referência) de gel típicos que são conectados ao sensor do dispositivo pluX (Figura 4.2 a). Os elétrodos são colados na zona esquerda do tórax do utilizador (Figura

⁷ Protocolo de mensagens: Message Queuing Telemetry Transport

⁸ PLUX WIRELESS BIOSIGNALS S.A. <http://www.plux.info/>

4.2 b) e permitem, nesta configuração, adquirir sinais com uma morfologia semelhante às derivações dos membros I ou II dependendo se os eléctodos positivo e negativo se encontra alinhados horizontalmente ou obliquamente. Os sinais são adquiridos a uma frequência de amostragem de 250Hz e uma amplitude de 3 mV.

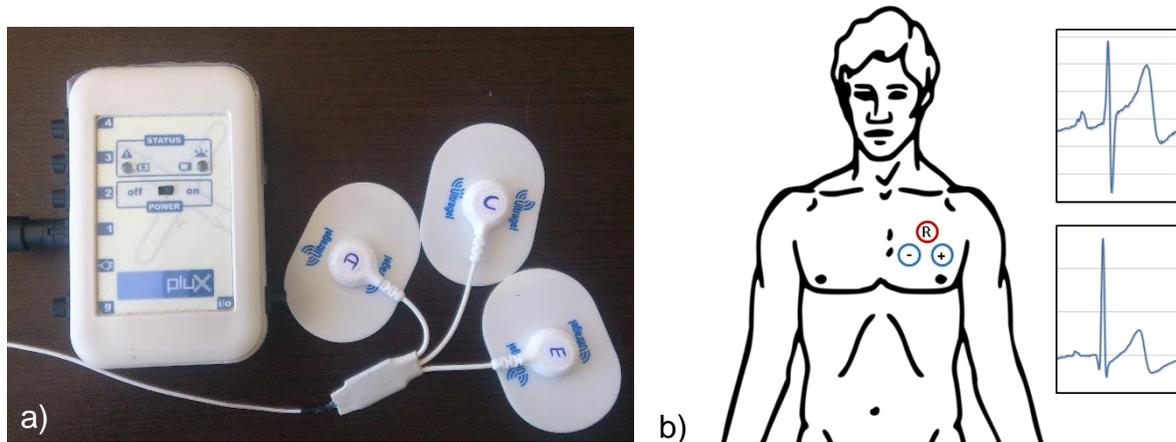


Figura 4.2: Monitorização cardíaca a) Dispositivo sensor da pluX b) localização da colocação dos eléctodos e formas de ondas ECG tipicamente adquiridas.

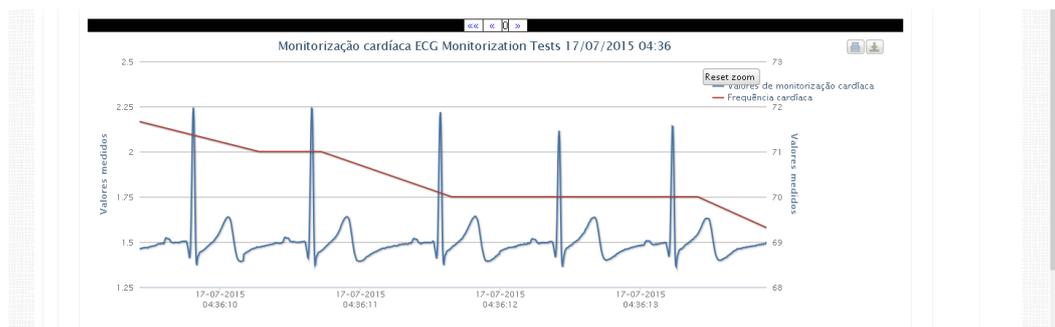


Figura 4.3: Visualização no portal OneCare dos sinais ECG adquiridos.

4.2 Arquitetura do módulo de monitorização cardíaca

A maioria do trabalho desenvolvido relaciona-se com a manipulação dos dados recolhidos mais especificamente com o processamento de dados de ECG. O processamento é feito através de um conjunto de algoritmos desenvolvidos e integrados num módulo que será implementado no servidor. O esquema do módulo está ilustrado na Figura 4.4, este recebe como entradas um sinal ECG e a frequência de amostragem entre outros parâmetros e aplica sequencialmente uma série de algoritmos (submódulos) de forma a obter os resultados pretendidos descritos anteriormente na Tabela 4.1. Na Tabela 4.3 estão expostos os parâmetros de entrada e saída para cada um dos submódulos. Os submódulos principais dizem respeito aos algoritmos que processam diretamente o sinal ECG (análise da qualidade do sinal, deteção de QRS e deteção de

PVCs) enquanto os secundários manipulam os resultados dos submódulos principais de forma a obter os resultados finais pretendidos.

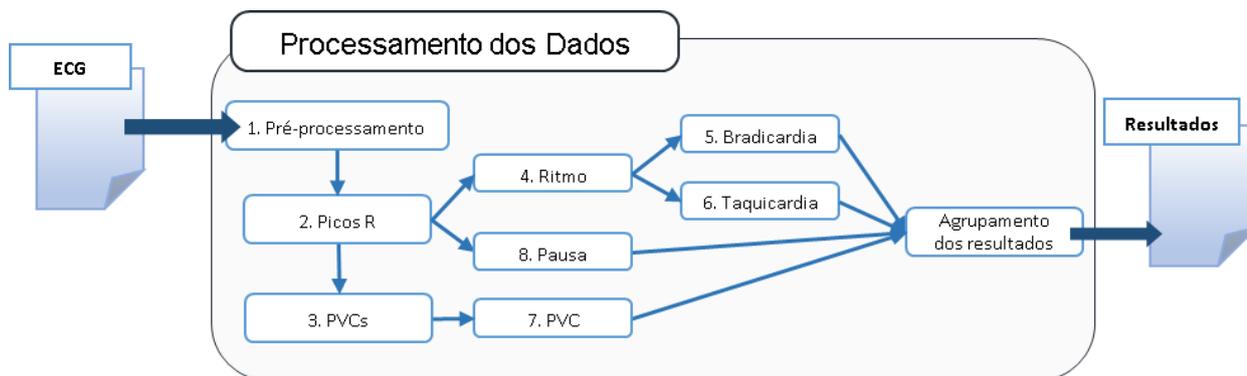


Figura 4.4: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido

O módulo foi desenvolvido em MATLAB[®] sendo depois compilado numa livreria de classes JAVA que poderá ser integrada na aplicação do servidor OneCare Sensing. Para certificar que tal integração seria possível, foi realizada, com sucesso, uma pré-experiência que se encontra descrita no Apêndice B.

Para além do módulo de processamento de ECG no servidor projetou-se um pequeno algoritmo para ser adicionado à aplicação android OneCare Sensing que permitirá a verificação dos dados de ECG adquiridos em tempo real (Figura 4.5, Tabela 4.2). O objetivo é verificar se os dados recolhidos se identificam a um ECG evitando o envio de dados inválidos/inúteis para o servidor.

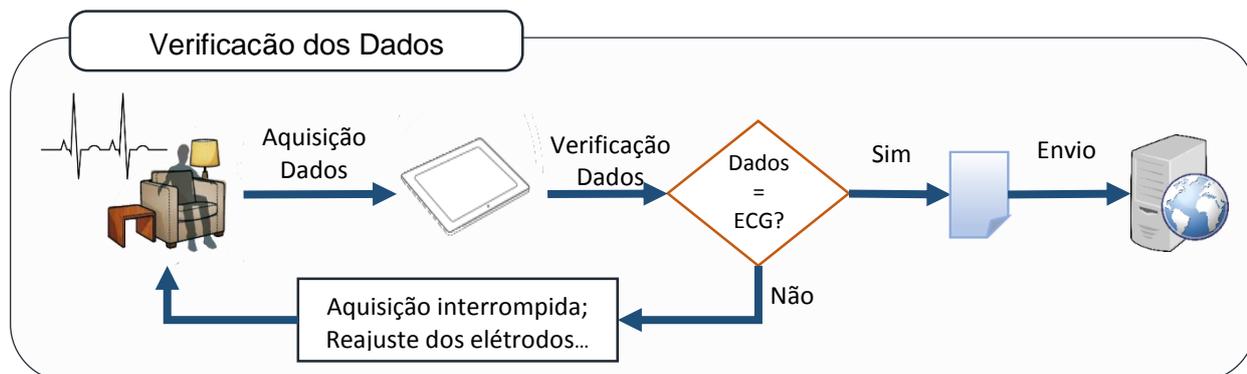


Figura 4.5: Esquema ilustrativo do funcionamento do algoritmo de verificação dos dados ECG.

Tabela 4.2: Descrição dos parâmetros de entrada e saída do módulo de verificação dos dados ECG.

Verificação de Dados (Cliente)	
Entradas	Saídas
Pacote de dados de X segundos	0/1 (0 = Não é um sinal ECG; 1 = É um sinal ECG)

Tabela 4.3: Descrição dos parâmetros de entrada e saída do módulo de processamento de ECG e dos seus componentes.

Processamento dos Dados (Servidor)			
Entradas	<ul style="list-style-type: none"> - ECG (10 s mínimo) - Frequência amostragem: 250 Hz - Vetor tempo – milissegundos após o tempo de início - Tempo de Início 		
Submódulos	Entradas	Saídas	
Principais	1. Pré-processamento /análise da qualidade do sinal.	<ul style="list-style-type: none"> - Sinal ECG - Frequência amostragem - Vetor tempo - Limite saturação 	<ul style="list-style-type: none"> - Sinal ECG filtrado - Índices qualidade - Tempo total sinal - Percentagem com qualidade
	2. Detecção QRS	<ul style="list-style-type: none"> - Sinal ECG limpo - Frequência amostragem - Índices qualidade 	<ul style="list-style-type: none"> - Índices picos QRS - Nº total batimentos
	3. Análise batimentos / Detecção PVCs	<ul style="list-style-type: none"> - ECG limpo - Índices QRS - Índices qualidade - Frequência amostragem 	<ul style="list-style-type: none"> - Classe batimentos: <li style="padding-left: 20px;">1 normal <li style="padding-left: 20px;">2 outro <li style="padding-left: 20px;">3 PVC
Secundários	4. Ritmo	<ul style="list-style-type: none"> - Índices picos QRS - ECG limpo - Vetor tempo - Frequência amostragem 	<ul style="list-style-type: none"> - Mínimo; tempo de ocorrência - Máximo; tempo de ocorrência - Média - Vetor frequência cardíaca
	5. Bradicardia	<ul style="list-style-type: none"> - Vetor frequência cardíaca - Limiar 	<ul style="list-style-type: none"> - N.º ocorrências - Duração média - Duração máxima
	6. Taquicardia	<ul style="list-style-type: none"> - Vetor frequência cardíaca - Limiar 	<ul style="list-style-type: none"> - N.º ocorrências não sustentada - Sustentada: n.º ocorrências; duração média; duração máxima
	7. PVC	<ul style="list-style-type: none"> - Índices PVCs 	<ul style="list-style-type: none"> - N.º Isolados - N.º Pares - N.º Sequências (> 2) - N.º total PVCs em sequência
	8. Pausa	<ul style="list-style-type: none"> - Índices QRS - Frequência amostragem - Índices qualidade 	<ul style="list-style-type: none"> - N.º Número de pausas > X - Duração pausa máxima;
Saídas	- Resultados Tabela 4.1		

Capítulo 5 Estado da Arte

5.1 Detecção de complexos QRS

A detecção de complexos QRS é o ponto de partida para qualquer análise de ECG. O complexo QRS representa a atividade elétrica aquando da contração dos ventrículos, sendo que, por si só, já transmite muita informação acerca do estado do coração e é por isso, a onda mais estudada do ECG.

Nas últimas décadas o avanço tecnológico tem proporcionado o desenvolvimento de novos métodos e técnicas computacionais que permitem a execução de algoritmos de processamento e classificação do ECG cada vez mais eficazes e eficientes. Existem diversos métodos e abordagens utilizados na detecção de complexos QRS, nomeadamente métodos baseados em derivadas, filtros, transformadas de onduletas e redes neuronais. Neste capítulo são apresentados resumidamente alguns deles, no anexo A encontra-se, também, na Tabela A.1 a comparação de alguns dos algoritmos.

5.1.1 Métodos no domínio do tempo

5.1.1.1 Derivadas de sinal e filtros digitais

Nesta categoria insere-se o primeiro algoritmo de detecção de QRS. Este consiste na diferenciação do sinal de forma a atenuar a influência das ondas P e T e a realçar o pico do complexo seguindo-se a detecção dos picos R pela simples comparação da amplitude do sinal com um limiar. Outras versões mais elaboradas combinam a aplicação de derivadas (primeira e segunda ordem) e filtros digitais. [42]

Um sinal de ECG possui um espectro de frequências característico bem definido sendo que a cada uma das suas componentes corresponde uma típica gama de frequências. Para o complexo QRS a gama de frequências é aproximadamente dos 10 Hz aos 25 Hz [43]. É baseado neste conhecimento que os métodos de detecção de

complexos QRS utilizando filtros digitais foram desenvolvidos. Estes aplicam os filtros com objetivo de realçar os complexos QRS e atenuar outros componentes e artefactos do sinal, como as ondas P e T, a linha de base e o ruído. O sinal filtrado dá origem a um sinal característico onde a detecção dos complexos ocorre por comparação deste sinal com limiares fixos ou adaptativos. Outro tipo de regras de decisão são adicionadas de forma a reduzir a detecção de falsos positivos. [43], [44]

Um dos algoritmos pioneiros e mais conhecidos desta categoria é o algoritmo de Pan and Tompkins [45]. O esquema do seu algoritmo pode ser observado na Figura 5.1.

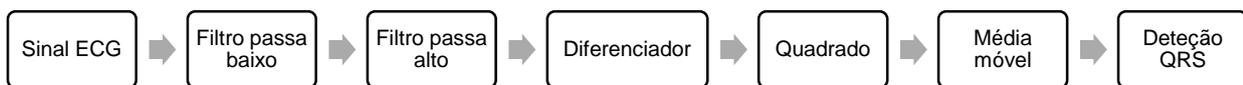


Figura 5.1 Diagrama de blocos ilustrando o algoritmo de detecção de complexos QRS de Pan and Tompkins [45]

5.1.1.2 Filtros coincidentes

O princípio dos filtros coincidentes (do inglês *Matched filters*) consiste na comparação do sinal com um sinal modelo, sendo bastante utilizados em radares, com o objetivo de comparar o sinal enviado com o sinal recebido. Na detecção dos complexos QRS a aplicação dos filtros começa pelo cálculo da correlação entre o sinal e a versão invertida no tempo do modelo da onda a detectar definido pela resposta do impulso $h(i)$ na seguinte equação:

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(n-i) \quad (5.1)$$

O sinal resultante pode ser interpolado de forma a melhorar a precisão temporal dos picos. A detecção dos picos R ocorre através da comparação do sinal filtrado com um limiar fixo. [43]

Em sistemas lineares estes filtros destacam-se por serem considerados os filtros lineares ótimos para maximizar a relação sinal-ruído (SNR) na presença de ruído estocástico. No entanto, um sinal ECG não é um sinal linear, pelo que os autores não consideram uma escolha otimizada para a detecção de complexos QRS [44].

5.1.1.3 Modelos ocultos de Markov

Os modelos ocultos de Markov são uma ferramenta estatística que permite modelar uma sequência de dados observáveis através de uma função de probabilidade. O objetivo é determinar os parâmetros desconhecidos (ocultos) do sistema a partir dos parâmetros observáveis. No caso de sinais ECG, os possíveis parâmetros ocultos são a onda P, o complexo QRS e a onda T. A vantagem da aplicação deste método no ECG é a possibilidade de detetar todas as ondas. Por outro lado, também apresenta algumas desvantagens como a necessidade da determinação manual de uma série de parâmetros para o treino (determinação do número de estados, probabilidades e funções de saída), envolvendo, assim, um elevado número de parâmetros sendo computacionalmente complexo. [43], [44]

5.1.1.4 Morfologia matemática

A morfologia matemática é originária do processamento de imagem e baseia-se em dois operadores básicos, erosão (\ominus) e dilatação (\oplus) [43]. Considerando $f: F \rightarrow I$ e $k: K \rightarrow I$ funções discretas, onde os conjuntos F e K são dados por $F = \{0, 1, \dots, N - 1\}$ e $K = \{0, 1, \dots, M - 1\}$. Sendo I o conjunto dos números inteiros. A erosão de uma função f pela função k é definida como:

$$(f \ominus k)(m) = \min_{n=0, \dots, M-1} f(m+n) - k(n) \quad \text{para } N > M \text{ e } m = 0, \dots, N - M \quad (5.2)$$

A dilatação de uma função f pela função k é definida como:

$$(f \oplus k)(m) = \max_{n=0, \dots, M-1} f(n) + k(m-n) \quad \text{para } N > M \text{ e } m = M - 1, \dots, N - 1 \quad (5.3)$$

A erosão é um operador de encolhimento (i.e. os valores de $f \ominus k$ são sempre menores que os de f), enquanto a dilatação é um operador de expansão (i.e. os valores de $f \oplus k$ são sempre maiores que os de f). Estes dois operadores podem ser combinadas originando operações adicionais, tais como, abertura dada pela equação (5.4) e fecho dado pela equação (5.5). Regra geral a abertura é utilizada para suprimir picos enquanto o fecho é utilizado para suprimir vales [46].

$$f \circ k = f \ominus k \oplus k \quad (5.4)$$

$$f \bullet k = f \oplus k \ominus k \quad (5.5)$$

A aplicação deste método ao sinal ECG tem por objetivo o realçamento dos picos R através da combinação das operações abertura e fecho e vários elementos estruturantes atenuando o ruído, os artefactos de movimento e a linha de base. Um elemento estruturante é um sinal com uma forma específica que é utilizado para operar sobre o sinal de forma a retirar a informação desejada. Por exemplo, No algoritmo de Y. Sun [32] a supressão do ruído é descrita pelas seguintes equações:

$$f_{bc} = f_o - f_o \circ B_o \bullet B_c \quad (5.6)$$

$$f = \frac{1}{2}(f_{bc} \oplus B_1 \ominus B_2 + f_{bc} \ominus B_1 \oplus B_2) \quad (5.7)$$

Onde f_o é o sinal original e os parâmetros B representam elementos estruturantes: B_o e B_c são dois segmentos de linha de diferente tamanho, B_1 tem a forma de um triângulo e B_2 é outro segmento de linha. Um elemento estruturante em forma de triângulo (pico) é usado para reter os picos e os vales das ondas características do sinal (complexo QRS, onda P e T) por outro lado um elemento estruturante constituído por um curto segmento de linha é usado para remover o ruído do sinal ECG.

A detecção dos complexos QRS ocorre por norma através da comparação do sinal característico, obtido pela aplicação de um conjunto destas operações ao sinal, com limiares adaptativos [43]. Yazdani em [47] utiliza a morfologia matemática não só para detetar o pico R dos complexo mas também todos os pontos fiduciais (pico da onda Q, R e S, *onset* e *offset*) do complexo QRS (Figura 5.2).

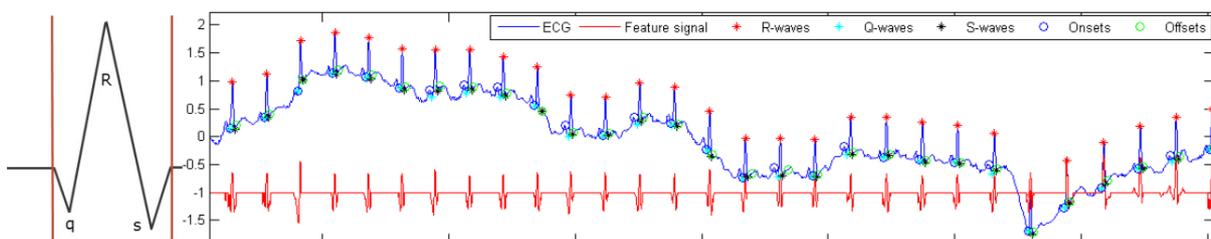


Figura 5.2: Exemplo da aplicação de operadores morfológicos matemáticos na detecção de complexos QRS. a)Elemento estruturante QRS. b) Amostra dos resultados obtidos por Yazdani em [47].

5.1.1.5 Cruzamento de zeros

O método de cruzamento de zeros, do inglês *zero-crossing*, consiste em relacionar o número de vezes que o sinal ECG cruza o eixo horizontal num determinado

intervalo de tempo com a presença de um complexo QRS. Para tal, o sinal é filtrado seguindo-se a adição de uma sequência de alta frequência. Esta sequência cuja amplitude é menor do que a amplitude do sinal ECG filtrado permite obter um sinal em que o número de *zero-crossings* é maior nos segmentos sem complexos QRS do que nos segmentos com complexos QRS (Figura 5.3). A contagem do número de *zero-crossings* por segmento dá origem a um sinal característico que é comparado com um limiar adaptativo obtendo-se os complexos candidatos. A localização temporal dos complexos é encontrada pela procura de um máximo no sinal de ECG filtrado na proximidade do complexo candidato [43], [48].

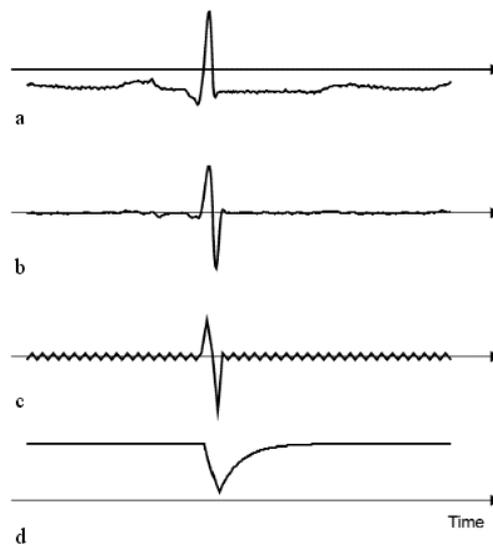


Figura 5.3: Exemplo qualitativo das várias fases de extração de características do sinal ECG. a) Sinal original, b) sinal ECG filtrado com filtro passa banda, c) sinal depois da adição da sequência de alta frequência, d) contagens de zero-crossings utilizando janela exponencial [48]

5.1.2 Métodos no domínio tempo – frequência

5.1.2.1 Transformada Fourier

A transformada de Fourier (FT) permite a decompor um sinal nas suas componentes de frequência individuais. É, por esta razão, largamente utilizada na análise e processamento de sinais. No entanto, a FT apresenta algumas limitações quando aplicada a sinais não estacionários (i.e. sinais cuja frequência varia ao longo do tempo como por exemplo um sinal ECG) uma vez que não permite saber o tempo de ocorrência das frequências mas apenas a sua composição. Assim sendo, ao nível da FT um sinal estacionário e um sinal não estacionário com a mesma composição de frequências são iguais.

Uma das soluções encontradas para ultrapassar este problema passa por dividir o sinal não estacionário em pequenos segmentos e considerar esses segmentos estacionários, a chamada transformada de Fourier de curto termo, do inglês *short-time Fourier transform* (STFT). A STFT mapeia um sinal $x(t)$ numa função bidimensional no tempo, τ , e na frequência, f , através da equação (5.8).

$$T(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (5.8)$$

Onde $w(t - \tau)$ representa a função janela.

Uchaipichat e Inban [49] utilizaram este método para detetar os complexos QRS. A abordagem começa pela seleção uma fatia temporal da STFT a uma frequência específica, neste caso 45Hz seguida da aplicação de limiares como é visível na Figura 5.4.

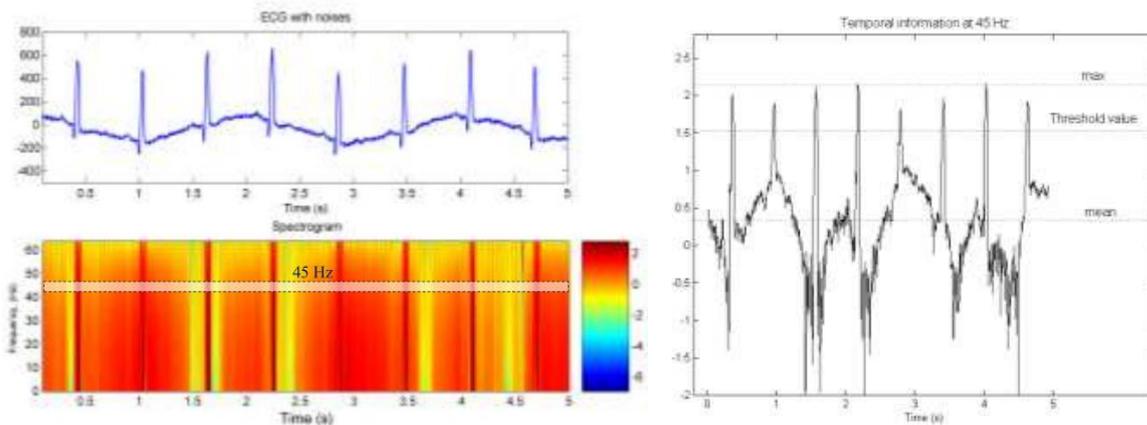


Figura 5.4: Exemplo da aplicação da SFTF na deteção de complexos QRS [49]. a) Espectrograma da STFT de um segmento de ECG. b) Informação temporal da STFT para 45 HZ.

5.1.2.2 Transformada de onduletas

A transformada de onduletas, do inglês *wavelet transform* (WT) é uma ferramenta que é utilizada para analisar sinais não estacionários no domínio da frequência. Permite obter uma representação tempo-frequência do sinal similar à representação obtida pela STFT. Existem dois tipos de transformada de onduletas, a transformada de onduletas contínua, do inglês *continue wavelet transform* (CWT) e a transformada de onduletas discreta, do inglês *discrete wavelet transform* (DWT).

5.1.2.2.1 Transformada contínua de onduletas

A CWT corresponde a um mapeamento do sinal $x(t)$ num domínio bidimensional (a,b) através da equação (5.9). Resulta da combinação de mudança de escala (parâmetro dilatação a) e de localização (parâmetro translação b) da função mãe Ψ , equação (5.10).

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (5.9)$$

Ψ^* representa o conjugado de Ψ

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5.10)$$

A função onduleta mãe é uma função janela de comprimento finito e oscilatório, a Figura 5.5 mostra alguns exemplos de onduletas mãe.

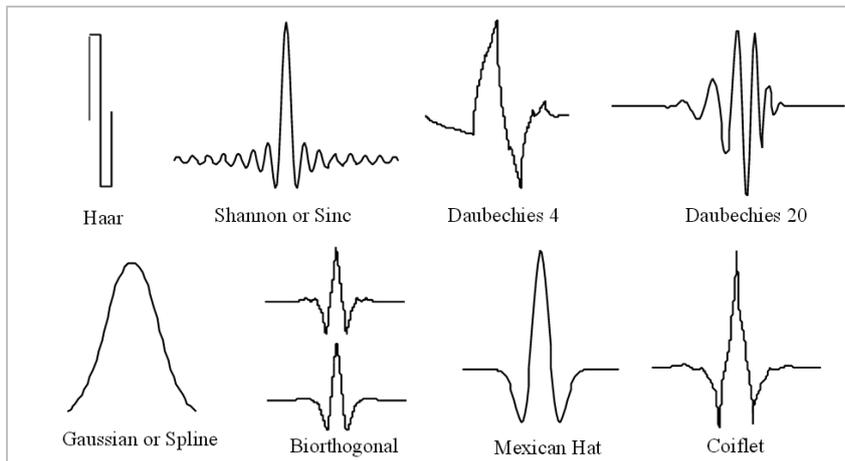


Figura 5.5: Exemplos de onduletas mãe [50]

A CWT diferencia-se da STFT por considerar diferentes larguras de janela ao longo da análise do sinal, permitindo assim, adaptar a resolução em tempo e em frequência às várias bandas espectrais. Uma janela estreita resulta numa boa resolução em tempo e fraca resolução em frequência (ideal para analisar altas frequências), pelo contrário uma janela larga resulta numa boa resolução em frequência e má resolução em tempo (ideal para analisar baixas frequências).

Grande parte dos métodos de deteção de picos baseados em onduletas foram desenvolvidos partindo da abordagem de Mallat e Hwang [51]. Estes investigaram e comprovaram a relação entre as singularidades de um sinal e os máximos locais da sua transformada de onduletas. Os coeficientes da WT são utilizados para calcular o grau de singularidade do sinal (regularidade Lipschitz), através do qual são detetado os

complexos QRS. Outros algoritmos utilizam diretamente os coeficientes da WT comparando-os com limiares fixos. Existem ainda algoritmos que têm em conta outras regras adicionais de decisão heurísticas. [43], [44]

5.1.2.2.2 Transformada discreta de Onduletas

A transformada de onduletas discreta, do inglês *discrete wavelet transform* (DWT) resulta da discretização dos parâmetros de escala e de translação. Por exemplo, usando discretização logarítmica, DWT dáde: $a = a_0^m$ e $b = n \cdot a_0^m \cdot b_0$ com $m, n \in \mathbb{Z}$.

$$\Psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \Psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (5.11)$$

Sendo a DWT definida pela equação (5.12).

$$W(m, n) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{m,n}(t) dt \quad (5.12)$$

A grande vantagem da aplicação da DWT é a grande redução no tempo e peso computacional, mantendo informação suficiente para a análise e síntese do sinal original.

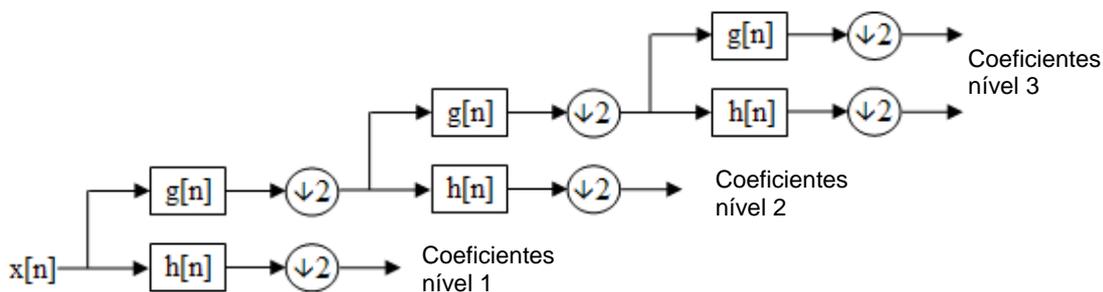


Figura 5.6 Exemplo de um banco de filtros utilizado em Onduletas.

A DWT é normalmente aplicada em bancos de filtros. Um banco de filtros é uma estrutura de filtros passa-banda que decompõe o sinal em diferentes componentes de frequência (Figura 5.6). A DWT é obtida concatenando todos os coeficientes dos níveis de decomposição, começando pelo último. Os bancos de filtros permitem isolar as componentes de frequência mais proeminentes do sinal, uma vez que estas correspondem às zonas de maior amplitude da DWT. Este conceito é aplicado em algoritmos de detecção de complexos QRS. [43], [44]

5.1.2.3 Modo de decomposição empírico

Grande parte dos sistemas reais com que lidamos na prática são complexos e consistem num elevado número de componentes. A análise destes sistemas é por vezes difícil uma vez que a interação entre os vários componentes mascara as relações e regularidades desejadas de encontrar. Os métodos de decomposição ultrapassam esta dificuldade dividindo o sistema nos seus diversos componentes analisando cada um separadamente. Os vários métodos existentes diferem quanto ao tipo de abordagem, matemática ou empírica, grau de complexidade e área de aplicação. [52]

O modo de decomposição empírico, do inglês *empirical mode decomposition* (EMD) consiste em dividir o complexo sinal em diferentes, pequenas e finitas funções de modo intrínsecas (IMF) de acordo com um critério. Este método difere da WT e da FT na medida em que as funções base para a decomposição são derivadas do próprio sinal (são intrínsecas ao sinal) constituído uma abordagem mais empírica. A determinação dos IMFs baseia-se no cálculo sucessivo de envelopes do sinal e interpolações até ser alcançada uma certa condição (mais detalhes em [53]).

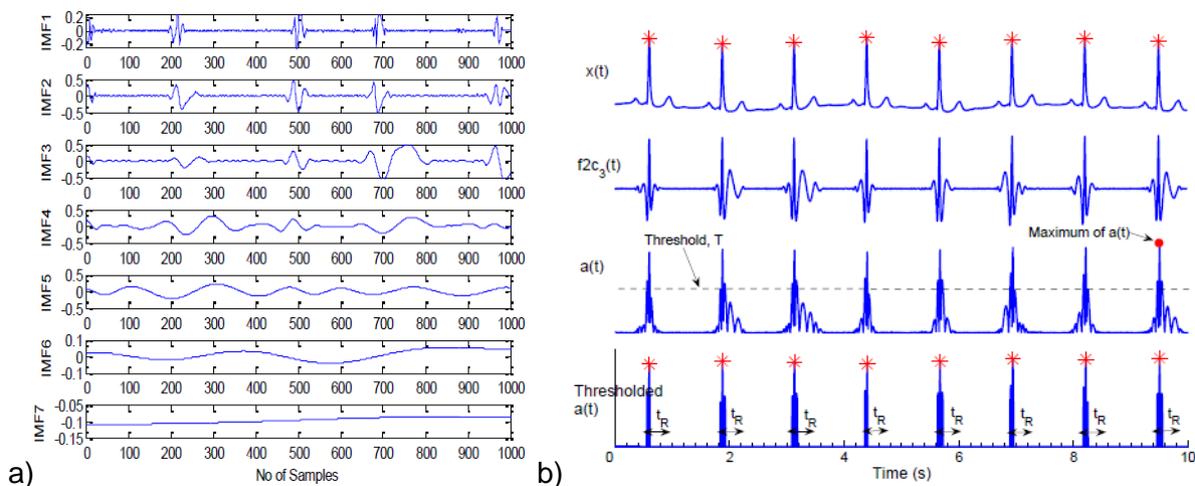


Figura 5.7: Exemplos da aplicação do método EMD na deteção de complexos QRS. [54] a) Os vários IMFs derivados de um segmento de sinal ECG. b) Passos para a deteção dos picos R.

O agrupamento dos modos corretos, ignorando os modos associados ao ruído permitem obter um sinal mais limpo com os complexos QRS mais destacados. Por norma a aplicação deste método na deteção de complexos QRS é seguida pela comparação do sinal limpo com um limiar como é exemplo o algoritmo implementado por Taouli [54]: após o cálculo dos IMFs (figura 5.7 a), os três primeiros são somados de acordo com a equação (5.13) seguindo-se aplicação de um limiar como é visível pela Figura 5.7.

$$f_2 c_3(t) = \sum_i^3 c_i(t) \quad (5.13)$$

Onde c_i representa o IMF de ordem i .

5.1.2.4 Transformada Hilert-Huang

A transformada de Hilert-Huang (HHT) é considerada uma das melhores técnicas para a análise de sinais não lineares e não estacionários, uma vez que permite ultrapassar as limitações da FT e da WT na análise deste tipo de sinais [44]. Após a determinação dos IMFs do sinal através da EMD, a HHT é utilizada para transformar todos os IMFs selecionados para o domínio da frequência. O sinal analítico $z(t)$ do sinal real $x(t)$ é obtido pela equação (5.14)

$$z(t) = x(t) + iy(t) = a(t)e^{i\phi(t)} \quad (5.14)$$

$$a(t) = [x^2(t) + y^2(t)]^{\frac{1}{2}} \quad (5.15)$$

$$\phi(t) = \arctan\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (5.16)$$

onde $a(t)$ e $\phi(t)$ são a amplitude e fase instantânea de $z(t)$, respetivamente. A frequência instantânea é dada pela primeira derivada da fase, equação (5.17).

$$\omega(t) = \frac{d\phi}{dt} \quad (5.17)$$

A equação da HHT é definida por (5.18) [44].

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\int_{t-\frac{1}{n}}^{t-n} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau + \int_{t+n}^{t+\frac{1}{n}} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \right) \quad (5.18)$$

A HHT pode ser facilmente calculada no domínio da frequência utilizando a FFT. A partir da HHT é determinado o envelope do sinal que servirá para detetar os complexos QRS [42].

5.1.3 Métodos de *soft-computing*

Soft-computing é conceito que designa o conjunto de metodologias projetadas para modelar e providenciar soluções para os problemas do mundo real, que por norma são

impossíveis ou muito difíceis de modelar matematicamente. Engloba os domínios de lógica difusa, computação neuronal, computação evolucionária e genética e computação probabilística. Os métodos de *soft-computing* tem por objetivo a exploração da tolerância à aproximação, incerteza, imprecisão e verdade parcial na determinação de soluções e tomada de decisões de forma a estas serem o mais semelhante possível à dos seres humanos. [55]

5.1.3.1 Redes Neurais

As redes neurais são modelos computacionais inspirados nos neurónios biológicos que tem por objetivo a classificação de variáveis de saída desejadas partindo de variáveis específicas de entrada. A rede consiste em várias camadas de neurónios interconectados onde cada neurónio representa uma função de processamento. Cada saída é definida como

$$y = g\left(\theta + \sum_{i=1}^N w_i x_i\right) \quad (5.19)$$

sendo w_i o peso associado a cada entrada x_i e $g(\cdot)$ uma função linear ou não linear. [43].

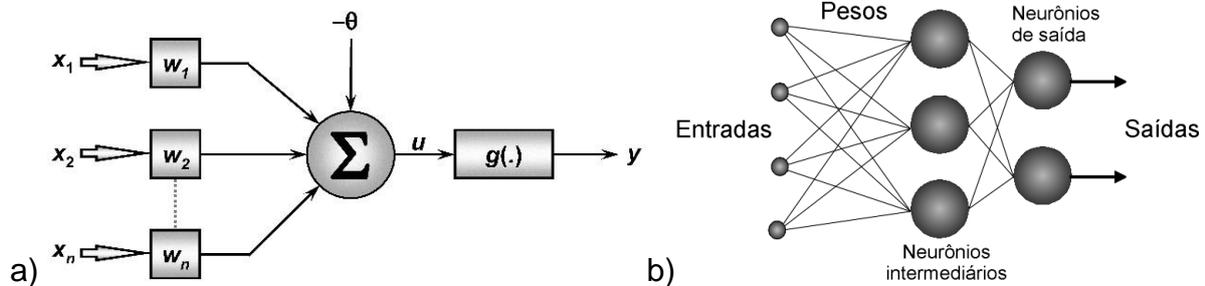


Figura 5.8: a) Neurónio Artificial [56] b) Esquema ilustrativo de uma rede neuronal artificial[57]

A utilização das redes neurais requer *a priori* que a rede seja treinada, ou seja, determinar os parâmetros da rede como os pesos w_i . O treino pode ser realizado utilizando técnicas de aprendizagem supervisionada ou não supervisionada.

As redes neurais são maioritariamente utilizadas em processamento não linear de sinal, regressão não linear, classificação, otimização e aproximação. Apresentam como vantagens:

- a capacidade de aprendizagem (treino);
- adaptação on-line a novas situações;

- flexibilidade, mediante uma entrada semelhante à esperada o resultado da saída será o mesmo;
- elevadas velocidades de computação que permitem a sua utilização em tempo real
- robustez e tolerância a falhas, pelo facto da sua informação estar distribuída por toda a estrutura.

Por outro lado, a principal desvantagem das redes neuronais é a falta de interpretação da rede. Uma rede neuronal é vista como uma caixa negra, ou seja, não é possível retirar qualquer conhecimento sobre as regras de decisão da rede.

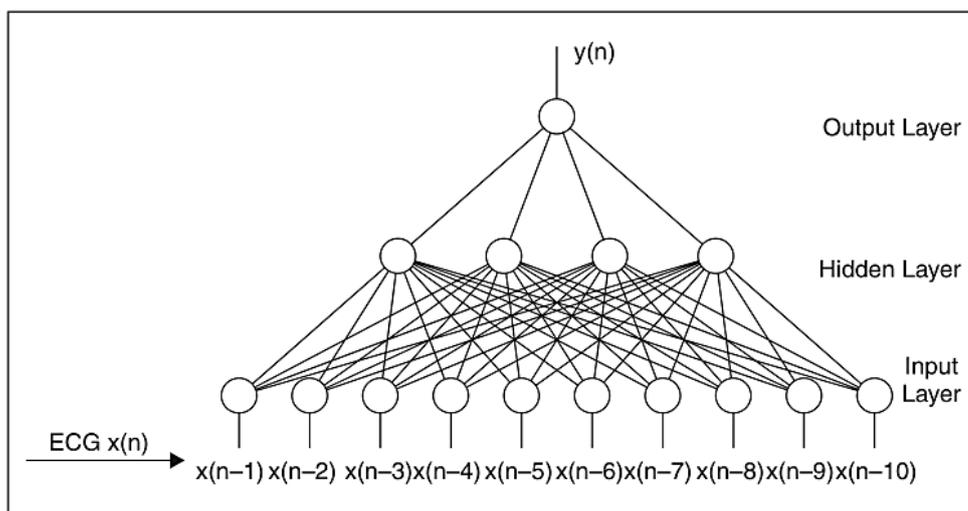


Figura 5.9: Esquema de uma rede neuronal aplicada a detecção de complexos QRS. [43]

Na área do processamento de sinal ECG, as redes mais utilizadas são, *perceptrão multicamadas (multilayer perceptron, MLP)*, *função de base radial (radial basis function, RBF)* e *learning vector quantization (LVQ)*. Apesar da maioria dos algoritmos desenvolvidos nesta área se focarem na classificação da forma da onda ECG, existem alguns que se concentram na detecção dos complexos QRS. Neste contexto, as redes neuronais são sobretudo usadas como preditores não lineares adaptativos onde o objetivo é prever o valor do sinal atual a partir das amostras passadas (Figura 5.9). Uma vez que um sinal ECG é em grande parte constituído por segmentos mais ou menos lineares (entre os QRS), as redes neuronais acabam por convergir num ponto onde estes segmentos são bem classificados, enquanto os segmentos que contêm QRS resultam num maior erro de classificação. Isto resulta num sinal de erro que pode ser utilizado como sinal característico para a detecção de complexos QRS. [43], [58]

5.1.3.2 Sistemas difusos

Os sistemas baseados em lógica difusa exploram o conceito de verdade parcial. Contrariamente aos sistemas lógicos binários em que só há dois valores possíveis, 0 ou 1, a lógica difusa admite quaisquer valores entre 0 e 1 (Figura 5.10). Permite assim representar a realidade de forma mais natural admitindo que uma afirmação ou propriedade pode ser verdadeira para vários graus de verdade.

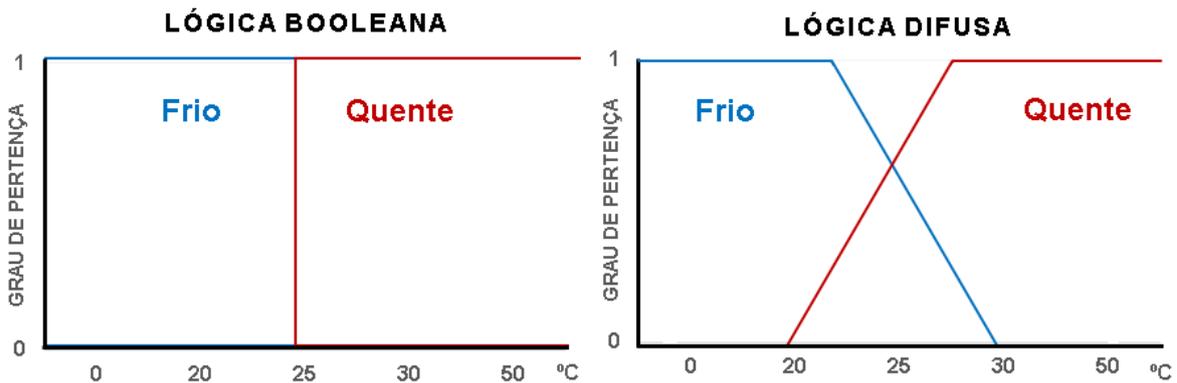


Figura 5.10: Gráficos ilustrativos da lógica booleana e difusa

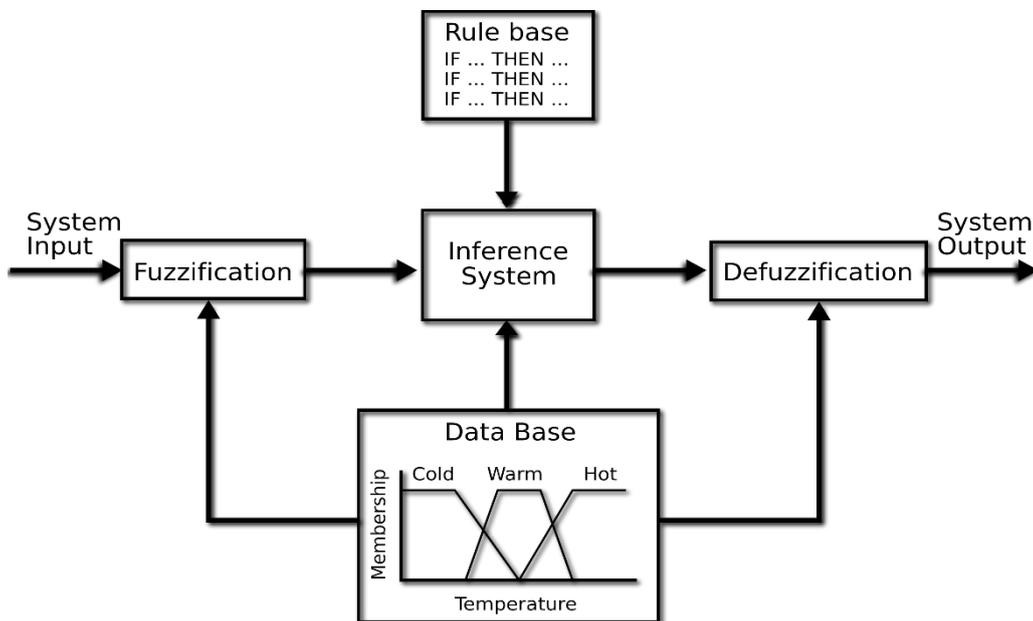


Figura 5.11: Esquema ilustrativo dos componentes e fluxo num FIS. Um FIS usa uma combinação de lógica difusa e regras para mapear um conjunto de entradas (características no caso de classificação) em saídas (classes em caso de classificação). [59]

Na área da análise do ECG, os sistemas difusos são sobretudo utilizados para classificação. Os autores em [60] recorrem a um sistema de inferência difuso (FIS, figura 5.11) para detetar e classificar anormalidades cardíacas num sinal ECG sem a

necessidade de detecção dos complexos QRS. O sistema de classificação começa por normalizar, pré-processar e desintegrar os sinais ECG nas suas componentes de frequência usando um banco de filtros. De seguida para cada uma das ondas obtidas na decomposição é calculado uma série de características que constituem as entradas para o sistema FIS. Como resultado, o sistema devolve uma das quatro possíveis classes (saudável, bloqueio atrioventricular de 2º grau, PVC, fibrilação ventricular). Outras abordagens mais típicas definem como parâmetros de entrada, características dos complexos QRS (largura, área, etc.) de forma a classificar o tipo de batimento cardíaco como é descrito na seção 5.3 [61].

5.1.3.3 Sistemas neurodifusos

Os sistemas neurodifusos combinam as redes neuronais com sistemas difusos, o que permite ultrapassar a limitação das redes neuronais relativamente à interpretabilidade dos resultados. Estes sistemas, assim como as redes neuronais, são mais utilizados para classificação e não tanto para detecção de complexos QRS. Uma abordagem exemplo é a de Golpayegani e Jafari em [62], esta consiste num *adaptive neural fuzzy filter* (ANFF) para a detecção e classificação simultânea de batimentos cardíacos. A abordagem começa pela divisão do sinal em pequenos segmentos sobrepostos seguida do cálculo de oito características (quatro coeficientes de onduletas e quatro coeficientes de modelos autorregressivos) que constituem as entradas para o ANFF. O ANFF é formado por cinco camadas: a camada 1 é de entrada e a camada 5 de saída, As camadas 2 e 4 funcionam como função de associação (*membership*) e a camada 3 contem as regras de lógica difusa.

5.1.3.4 Algoritmos genéticos

Os algoritmos genéticos imitam o processo da evolução natural. Consistem na procura de soluções aproximadas em problemas de otimização e procura. Na área da análise de ECG, uma das abordagens propostas para a detecção de QRS realizada pelos autores [63], utiliza algoritmos genéticos para o desenvolvimento de detetores de complexos QRS ótimos. Nesta abordagem são utilizados filtros polinomiais lineares e não lineares para realçar e corrigir os complexos QRS e um simples detetor adaptativo

de máximos que é aplicado ao sinal filtrado para detetar os picos R. Os filtros polinomiais são definidos por [63]:

$$y_i = \underbrace{\sum_{k_1=0}^M \sum_{k_2=0}^M \cdots \sum_{k_N=0}^M}_{\sum k_j \leq M} a_{k_1 k_2 \cdots k_N} x_{i-d_1}^{k_1} x_{i-d_2}^{k_2} \cdots x_{i-d_N}^{k_N}, \quad (5.20)$$

Onde d_j são os atrasos em relação ao tempo i . M é a ordem do polinómio e N o número de amostras. Os parâmetros do filtro e do detetor, assim como o número de amostras a ser processado são seleccionados por algoritmos genéticos que minimizam o erro de deteção num conjunto de sinais de ECG de referência (treino).

5.1.4 Métodos sintáticos

Os métodos sintáticos são um tipo de métodos de reconhecimento de padrões. Nestes, é assumido que o sinal a ser analisado é composto pela concatenação de padrões primitivos linguisticamente representados (i.e. uma cadeia de caracteres). A aplicação dos métodos essencialmente requer a definição dos padrões primitivos, a respetiva representação linguística (i.e. um alfabeto) e formulação de uma gramática de padrões. [43].

Em [64] são seleccionados como padrões primitivos: um pico (Figura 5.12), um segmento de linha plano e um segmento parabólico. A estes corresponde um alfabeto $\Sigma = \{K^+, K^-, E, \Pi\}$, onde K^+, K^-, E, Π denotam respetivamente: um pico positivo, um pico negativo, um segmento de linha plano, e segmento parabólico. Desta forma é possível representar linguisticamente a forma das ondas num sinal ECG. O reconhecimento dos complexos QRS é realizado seguindo as regras da gramática de padrões construída previamente.

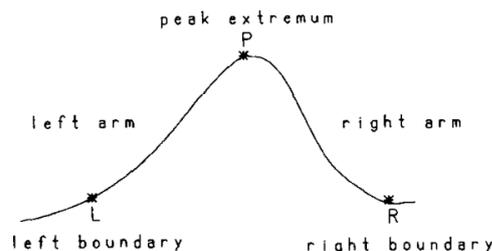


Figura 5.12: Exemplo de um padrão primitivo, pico, utilizado em [64].

5.2 Análise da qualidade do sinal ECG

Nos últimos anos têm-se assistido a uma explosão no desenvolvimento de sistemas *mHealth*. Estes sistemas, concebidos com o objetivo de recolher dados biomédicos em ambiente não hospitalar para análise e processamento, têm enorme potencial para serem utilizados como meio para os profissionais de saúde monitorizarem regularmente e à distância os seus pacientes. Para tal é necessário garantir que os sinais recolhidos pelos mesmos sistemas e os dados resultantes do processamento destes por algoritmos automáticos possuem qualidade e transmitem confiança suficiente aos profissionais de forma a serem utilizados clinicamente.

Relativamente ao ECG, sabe-se que este, por norma, está sempre associado a algum tipo de ruído e artefactos. Quando o ECG é adquirido num ambiente vigiado, como é o caso de um ambiente hospitalar, grande parte do possível ruído e artefactos é minimizado. O mesmo não acontece quando a aquisição é realizada em ambiente domiciliário pelo próprio paciente (ambiente não controlado). Por esta razão é essencial a utilização prévia de métricas que possibilitem a avaliação da qualidade do sinal, isto é, avaliem a percentagem de ruído presente de forma a concluir se o sinal pode ser utilizado para análise ou deverá ser descartado.

Os tipos de ruído mais comuns presentes num sinal ECG [65], [66] são:

- **Ruído de interferência de linha:** ruído associado à rede elétrica. Tipicamente harmónico com uma frequência de 50 Hz.
- **Ruído de contacto:** originário do mau contacto ou perda de contacto entre o eléctrodo e a pele. Manifesta-se como rápidas transições da linha de base e saturação do sinal de forma permanente ou intermitente.
- **Artefactos de movimento:** provocados pelo deslocamento do eléctrodo para fora da área de contacto na pele devido ao movimento do sujeito. Este deslocamento leva a variações da impedância entre o eléctrodo e a pele causando variações de potencial no ECG manifestando-se com variações rápidas e contínuas da linha de base do ECG ou com saturação do sinal por mais de 0.5 segundos.
- **Ruído electromiográfico (EMG):** ruído gerado pela atividade elétrica resultante da contração dos músculos na periferia dos eléctrodos. Caracteriza-se por ter uma duração média de 50ms e uma frequência até 10 000Hz.

- **Respiração (*baseline drift*):** ruído resultante do movimento natural da respiração. Apresenta-se como uma oscilação sinusoidal da linha de base com uma frequência entre 0.15 e 0.3 Hz.
- **Artefactos de aquisição:** gerados pelos dispositivos elétricos utilizados na aquisição de sinal ECG.
- **Ruído eletrocirúrgico:** ruído proveniente de outros equipamentos médicos presentes no ambiente do paciente aquando a aquisição do ECG. Caracterizam-se por uma frequência entre 100kHz e 1MHz, duração e amplitude variável.

Podem ainda surgir outros tipos de ruído associados ao processo aquisição (e.g. ruído da quantização do sinal e *aliasing*) e processamento do sinal (e.g. oscilações de Gibbs).

5.2.1 Métodos e métricas

Na literatura existem inúmeros métodos e métricas para avaliar a qualidade de um sinal ECG. Grande parte das abordagens desenvolvidas baseia-se na aplicação de técnicas de classificação e *machine learning*, tais como, SVM, análise discriminante linear, Naive Bayes e redes neuronais enquanto outras assentam em cascatas de regras simples do tipo “If x then y” e árvores de decisão ou então na conjugação destes vários sistemas de classificação. A Figura 5.13 mostra dois exemplos de modelos de algoritmos para avaliar a qualidade do sinal.

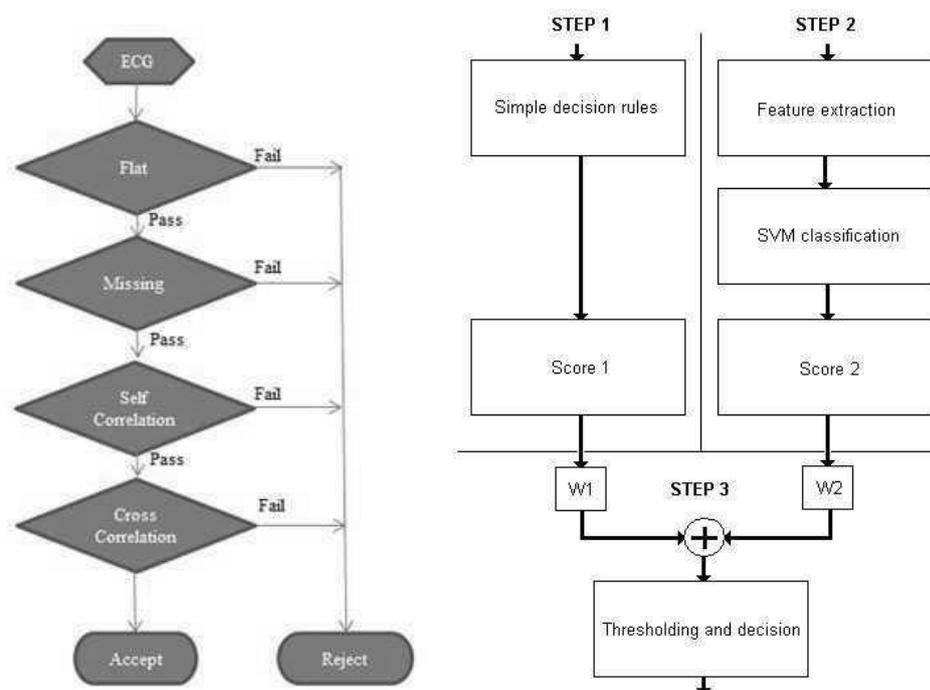


Figura 5.13: Exemplos de algoritmos utilizados para avaliar a qualidade do sinal ECG proposto por Xia *et.al.* [67] e Kužílek *et.al.* [68].

Idealmente a verificação da qualidade do sinal ECG deveria ocorrer antes de qualquer análise ao sinal, no entanto alguns dos parâmetros utilizados pelos autores requerem a detecção prévia de complexos QRS. É exemplo, dois dos parâmetros utilizados por Clifford *et al.*[69], bSQI, que consistem na percentagem dos batimentos coincidentes detetados por dois algoritmos de detecção diferentes e iSQI que corresponde à percentagem de batimentos coincidentes detetados em todas as doze derivações do sinal. Outros parâmetros são referenciados aqui pelas equações (5.21), (5.22) e (5.34).

Uma significativa parte dos algoritmos relacionados com a avaliação da qualidade do sinal ECG consideram sinais ECG com mais de uma derivação, no âmbito deste projeto foram selecionadas e aqui apresentadas aquelas que possuem potencial para serem usadas ou adaptadas na avaliação do ruído de um sinal ECG com apenas uma derivação.

Desvio padrão e raiz quadrática média

Batchvarov *et al.* [70] utiliza duas métricas, o desvio padrão do resíduo (*standard deviation residua*, SD-R) e a raiz quadrática média das diferenças sucessivas do resíduo (*root mean square of successive differences residua*, RMSSD-R) para comparar o nível de ruído em sinais ECG recolhidos por diferentes dispositivos. Estas são, originalmente, aplicadas a todas as derivações de um sinal ECG com duração 10 segundos. É, então, calculada a média que serve como medida do nível de ruído do sinal ECG nos testes estatísticos de comparação. A SD-R é definida pela equação (5.21) e o RMSSD-R pela equação (5.22).

$$\mathbf{M1} \quad SD - R = STD(r) \quad (5.21)$$

Onde *STD* é o desvio padrão e *r* representa o resíduo. O resíduo é calculado da seguinte forma: para cada uma das derivações, é criado um complexo QRS-T médio a partir de todos os batimentos com morfologia QRS-T normal. Este complexo médio é utilizado para substituir todos os batimentos da derivação, utilizando para tal coeficientes de correlação cruzada. O resíduo é calculado subtraindo ao sinal original o sinal resultante da substituição dos complexos.

$$\mathbf{M3} \quad RMSSD - R = RMS(Dr) \quad (5.22)$$

Onde *RMS* é a raiz quadrática média e *Dr* representa as diferenças sucessivas entre amostras adjacentes do resíduo descrito anteriormente.

Uma versão adaptada das métricas *SD - R* e *RMSSD - R* é selecionada para o trabalho de Sungho Oh [71] que consiste, em parte, na análise de medidas do ruído em

sinais ECG. A adaptação consiste na substituição do resíduo pelo segmento de sinal ECG original (x):

$$\mathbf{M2} \quad SD = STD(x) \quad (5.23)$$

$$\mathbf{M4} \quad RMSSD = RMS(Dx) \quad (5.24)$$

Taxa de cruzamento de zeros

A taxa de cruzamento de zeros (zero crossings rate, ZCR) é referenciada em [71] e é por norma usada para testar a aleatoriedade do sinal. Esta corresponde à taxa com que o sinal cruza o eixo horizontal, tendo por isso potencial para ser usada como teste ao nível de ruído de elevadas frequências. É definida como o número de vezes que o segmento de sinal ECG muda o seu sinal sobre o número de amostras do segmento,

$$\mathbf{M5} \quad M5 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} \Pi\{x_t x_{t-1} < 1\} \quad (5.25)$$

Onde x representa o sinal de comprimento T e onde a função $\{A\}$ tem o valor de 1 se o seu argumento, A for verdadeiro ou 0 caso contrário.

Atividade, mobilidade e complexidade

Atividade, mobilidade e complexidade são parâmetros chamados de parâmetros de Hjorth que foram propostos por Bo Hjorth em 1970 como indicadores estatísticos de um eletroencefalograma (EEG) [72]. O parâmetro mobilidade é testado em [71] como possível medida da qualidade de um sinal ECG. A atividade é descrita simplesmente como a variância do sinal pelo que equivale ao quadrado de SD (equação (5.23)). A mobilidade é definida como a raiz quadrada do quociente entre a variância da primeira derivada do sinal ($\sigma_{x'}^2$) e a variância do sinal (σ_x^2), equação (5.26).

$$\mathbf{M6} \quad Mob = \sqrt{\frac{\sigma_{x'}^2}{\sigma_x^2}} = \frac{\sigma_{x'}}{\sigma_x} \quad (5.26)$$

A complexidade representa o quociente entre a mobilidade da primeira derivada do sinal e a mobilidade do próprio sinal.

$$\mathbf{M7} \quad Cplx = \frac{Mob_{x'}}{Mob_x} \quad (5.27)$$

Kurtosis e skewness

Kurtosis e skewness são duas medidas utilizadas para caracterizar uma distribuição. A primeira mede o grau de gaussianidade de uma distribuição, enquanto

segunda representa a simetria da distribuição. O kurtosis é analisado e proposto como medida do nível de ruído de ECG em [73] e é um dos índices utilizados no classificador da qualidade do sinal ECG em [74] e [69]. Este é calculado através do quociente entre o quarto momento central e o quadrado do segundo momento (variância, σ^2):

$$\mathbf{M8} \quad kurtosis = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (5.28)$$

Skewness é também um dos índices selecionados em [69] para classificar a qualidade o sinal ECG. É expresso como o quociente entre o terceiro momento central e a terceira potência do desvio padrão, (5.29).

$$\mathbf{M9} \quad skewness = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (5.29)$$

Potência de Bandas

O ECG é caracterizado por ter uma gama de frequência bem definida, aproximadamente dos 0.5 Hz aos 40Hz ((5.14). Abaixo dos 0.5Hz considera-se ruído de baixa frequência e a acima dos 40Hz ruído de elevada frequência [75]. Tendo em conta esta informação, vários autores propõem métricas para avaliar a qualidade do sinal baseadas nos quocientes entre potências de banda específicas. Algumas das métricas são:

– Potência relativa ao complexo QRS [74]:

$$\mathbf{M10} \quad P_{qrs} = \frac{\int_{5Hz}^{15Hz} P(f)df}{\int_{5Hz}^{40Hz} P(f)} \quad (5.30)$$

– Potência relativa à linha de Base [74]:

$$\mathbf{M11} \quad P_{base} = \frac{\int_{1Hz}^{40Hz} P(f)df}{\int_{0Hz}^{40Hz} P(f)} \quad (5.31)$$

– Relação potência I [76]:

$$\mathbf{M12} \quad P1 = \frac{\int_{5Hz}^{20Hz} P(f)df}{\int_{0Hz}^{f_n Hz} P(f)} \quad (5.32)$$

f_n = frequência de Nyquist)

– Relação potência II [75]:

$$\mathbf{M13} \quad P2 = \frac{\int_{0Hz}^{40Hz} P(f)df}{\int_{40Hz}^{f_n Hz} P(f)} \quad (5.33)$$

f_n = frequência de Nyquist)

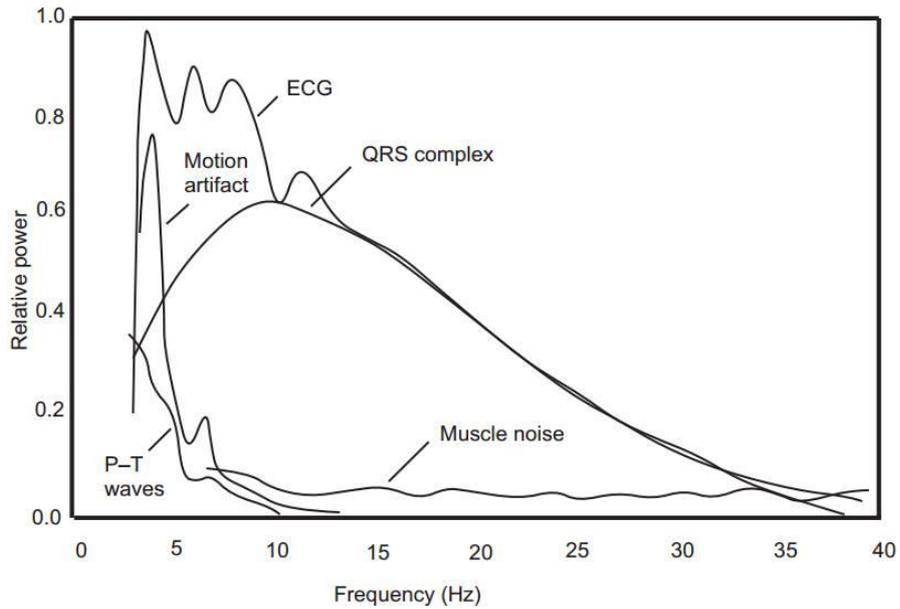


Figura 5.14: Espectro de frequências típico de um ECG [77].

Cinco componentes principais

Outro dos índices selecionados para avaliar a qualidade do sinal ECG pelos autores em [74] parte do princípio que num sinal sem ruído os complexos QRS detetados num segmento terão uma forma semelhante pelo que terão uma boa correlação entre si o que não acontece num sinal ruidoso, uma vez que os QRS estão distorcidos pelo ruído (Figura 5.15). Assim o cálculo deste índice tem como primeiro passo a deteção dos complexos QRS num determinado segmento de sinal. Após a deteção os complexos são segmentados usando uma janela de 100 ms centrada no pico R e alinhados no tempo. É aplicada a análise de componentes principais (PCA) e calculados os valores próprios associados. Por último, o índice é calculado pela razão entre a soma dos valores próprios associados às cinco componentes principais e a soma de todos os valores próprios obtidos (5.34).

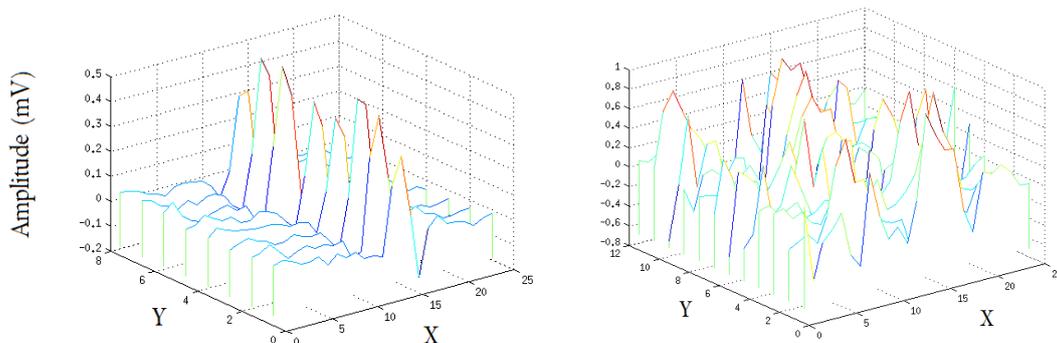


Figura 5.15: Exemplo do cálculo do índice $pcaSQI$ para um sinal de boa qualidade (esquerda), $pcaSQI = 0.95$ e para um sinal de má qualidade (direita), $pcaSQI = 0.63$. [74]

$$\mathbf{M14} \quad pcaSQI = \frac{\sum_{i=1}^5 L_i}{\sum_{i=1}^N L_i} \quad (5.34)$$

Sendo N o numero de componentes principais e L_i o valor próprio associado à componente principal i , com as componentes principais ordenadas por ordem decrescente do seu valor próprio.

Para além dos parâmetros aqui referenciados, existem ainda outros mais simples relacionados com a amplitude do sinal que são sobretudo utilizados em algoritmos de avaliação da qualidade do sinal implementados em aplicações móveis. Estas englobam o cálculo da amplitude do sinal [68] (5.35), a deteção de picos ou segmentos de saturação, segmentos de baixa amplitude ou com amplitude constante [69] (equação 5.36) entre outros [78], [79].

$$\mathbf{M15} \quad amp = max(x) - min(x) \quad (5.35)$$

$$\mathbf{M16} \quad pSQI = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i| < \epsilon}{N}, \epsilon = 1mV \quad (5.36)$$

Onde x representa o segmento de sinal, i o índice da amostra do sinal e N o número de amostras do sinal.

As métricas e parâmetros aqui referenciados de M1 a M18 foram analisados quanto à sua correlação com o nível de ruído presente num sinal ECG (secção 6.2). Para além das métricas retiradas da literatura (M1 a M18) foram ainda estudadas outras duas, M17 e M18. A primeira corresponde à amplitude máxima do espectro de frequências do segmento de sinal e a segunda é dada pela média das correlações entre os QRS detetados num segmento de sinal ECG.

$$\mathbf{M17} \quad ampf = 10 * log(max(P(f))) \quad (5.37)$$

$$\mathbf{M18} \quad cQRS = \frac{\sum_{i,j=1:N, i \neq j} \rho(pk_i, pk_j)}{N} \quad (5.38)$$

$P(f)$ representa as amplitudes do espectro de frequências do sinal, pk os QRS detetados e segmentados usando uma janela de 100 ms centrada no pico R, N o número de QRS detetados e ρ o coeficiente de correlação de Pearson.

5.3 Extração de características e detecção de PVCs

Após a detecção dos complexos QRS, várias características temporais e de frequência podem ser extraídas e utilizadas na análise e classificação do batimento cardíaco. A classificação pode ter por objetivo distinguir diferentes tipos de batimentos normais e patológicos ou pode apenas focar-se na detecção de um tipo de batimento específico, isto é, por exemplo classificação dos batimentos em PVCs e não PVCs.

Relativamente à detecção de PVCs, esta é, por norma, constituída por três passos, detecção de QRS seguida da extração de características que são usadas na classificação do batimento (Figura 5.16). Algumas das abordagens, envolvem um passo adicional de redução do número de características recorrendo por exemplo à técnica do PCA.



Figura 5.16: Passos típicos da detecção de PVCs.

5.3.1 Extração de características

Os PVCs, como é descrito brevemente na secção 3.4.1.1, são batimentos que ocorrem prematuramente pelo que se caracterizam por terem um intervalo RR antecedente mais curto que o normal como se pode observar pela Figura 5.17., fazendo esta uma das características mais óbvias na classificação de PVCs. Estes batimentos também se caracterizam por apresentarem uma forma de onda larga e bizarra, o que os diferencia dos complexos normais. Por estas razões as características utilizadas na classificação são fundamentalmente temporais e morfológicas. As características morfológicas englobam por exemplo a amplitude do pico R, a largura do complexo QRS, a área QRS, o centro de massa do QRS, entre outras (Figura 5.18).

Além das características morfológicas e temporais também são largamente utilizadas características extraídas recorrendo a onduletas e a funções de Hermite. A abordagem das primeiras baseia-se maioritariamente no uso da DWT e bancos de filtros para calcular os coeficientes da decomposição que são inseridos nos vários sistemas de classificação [80]–[83]. As segundas, funções de Hermite, são utilizadas para modelar (aproximar) os batimentos, sendo os coeficientes obtidos e outros parâmetros com a largura do sinal aproximado utilizados como características [84]–[86].

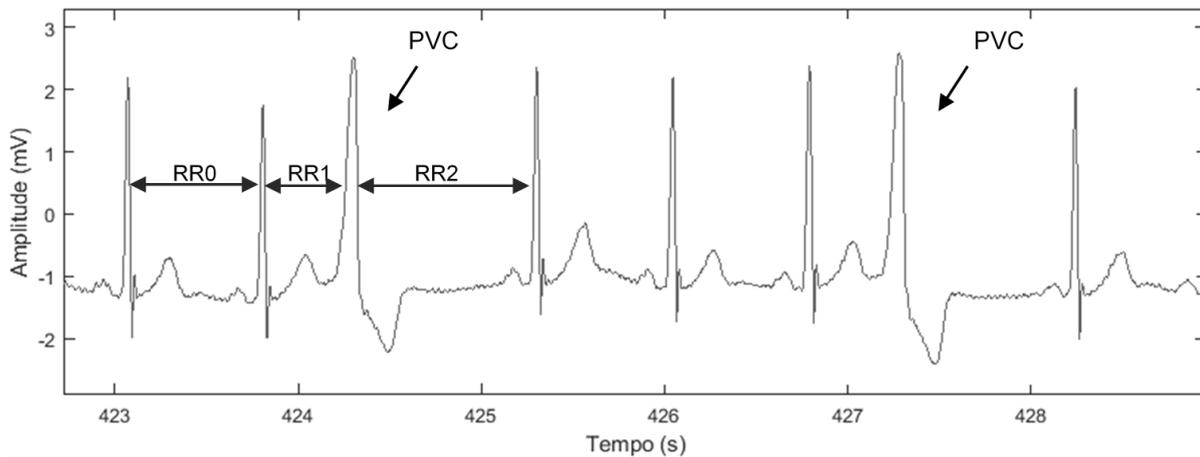


Figura 5.17: Segmento de um sinal ECG com a ocorrência de PVCs. Ficheiro 116 derivação MLII. RR0: intervalo RR normal, RR1 intervalo RR antecedente à ocorrência do PVC e RR2 intervalo RR posterior à ocorrência do PVC.

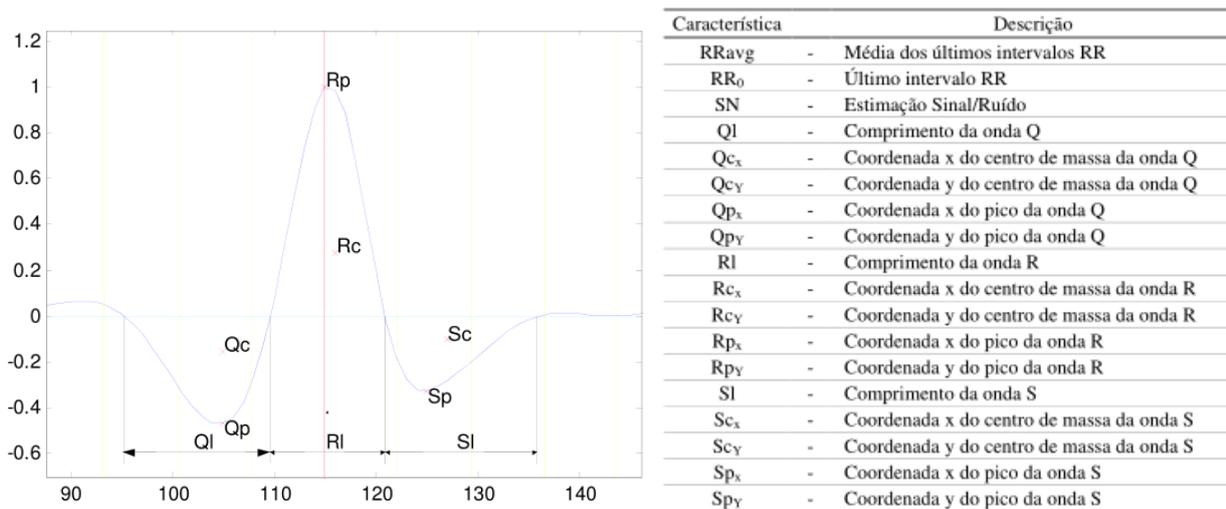


Figura 5.18: Exemplos de características morfológicas utilizadas na classificação de PVCs [87]

Existem ainda autores que utilizam características menos comuns para a classificação de PVCs como por exemplo, características de frequência [88], características extraídas a partir do vetocardiograma (VCG) [89] ou características extraídas pela comparação do batimento com um modelo [90]. Na Tabela 5.1 estão descritas resumidamente algumas das abordagens existentes e o respetivo desempenho relativas à deteção de PVCs.

Tabela 5.1: Abordagens de detecção de PVCs. A base de dados utilizada na avaliação dos algoritmos é MIT-BIH Arrhythmia [91], [92].

SE: sensibilidade, SP: Especificidade, +P: Preditividade positiva, ACC: precisão.

*apenas foram utilizadas para classificação batimentos PVC e batimentos normais.

Autores	Abordagem	SE (%)	SP (%)
O. Sayadi <i>et al.</i> [93] *	Extração de características e classificação utilizando filtro Kalman estendido e estimação Bayesiana.	98.77	97,47 (+P)
R. Couceiro <i>et al.</i> [94]	Utilização de várias características morfológicas, temporais, de frequência entre outras. Classificação recorrendo a rede neuronais.	96.35	99.15
A. Ebrahimzadeh e A. Khzaee [95]	Extração de dez características morfológicas e uma característica temporal. Utilização de uma rede neuronal (MLP) para classificação	95.30 (ACC)	
J. Zhou [96]	Dez características não especificadas. Uso de PCA para reduzir o número de características a três. Utilização de redes neurodifusas (Quantum Neural Network) para classificação.	--	
N. Alajlan <i>et al.</i> [81]	Utilização de características morfológicas, e características extraídas recorrendo à DWT, estatísticas de ordem superior e transformada S. Classificação realizada com métodos Kernel (SVM) e procedimentos gaussianos	93.02	94.23
S. Nahar e S. Munir [90]	Extração de duas características. Uma relacionada com o intervalo de tempo entre batimentos e outra resultante da comparação do batimento com um modelo. Método de classificação baseado numa função linear de decisão com dois pesos.	96.67	95.20
A. Orozco-Duque <i>et al.</i> [80] *	Extração de características utilizando DWT. Redução do número de características com PVC. Classificação realizada utilizando dois métodos diferentes para efeitos de comparação em termos de precisão e peso computacional: - <i>K-th nearest neighbour rule</i> - SVM	97.41	96.47
		96.47	97.18
I. Christov <i>et al.</i> [89]	Utilização de características morfológicas mais duas características extraídas do plano VCG. Dois métodos de classificação: - <i>K-th nearest neighbour rule</i>	80.90	75.40
B. Ribeiro <i>et al.</i> [97] *	Utilização de características morfológicas. Classificação recorrendo a SVN.	94.63	99.74
H. Chan <i>et al.</i> [98]	Características morfológicas extraídas através de <i>reconstructed phase space of the QRS complex</i> . Classificação realizada com redes neuronais (MLNN)	97.48	97.79
O. Wieben <i>et al.</i> [99]	Características morfológicas e características extraídas usando banco de filtros. Dois tipos de classificadores: - Árvore de decisão - Lógica difusa		(+P)
		85.30 81.30	85.20 80.60
M. Talbi e A. Charef [88]*	Características extraídas do espectro de frequências do complexo QRS Classificação feita com mapa auto-organizável	82.71	88.06
G. Bortolan [100]	Utilização de 23 características extraídas do ECG e 3 extraídas do VCG. Comparação de quatro classificadores: - Redes neuronais - <i>K-th nearest neighbour rule</i> - Análise discriminante - Lógica Difusa	82.10	80.70
		75.40	80.90
		88.50	81.70
		81.80	85.8

5.3.2 Métodos de Classificação

Na literatura existem diversos métodos para classificação de PVCs, como por exemplo análise discriminante, redes neuronais, sistemas difusos, sistemas neurodifusos, *mapas auto-organizáveis*, *K-th nearest neighbour*, máquinas de vetor de suporte e árvores de decisão (Tabela 5.1). A seleção do método de classificação apropriado depende muito das especificidades da aplicação, como, por exemplo, o tipo de características do ECG utilizadas, os recursos computacionais disponíveis e a eventual operação em tempo-real. Faz-se aqui uma breve descrição de cada um dos métodos referidos. Relativamente às **redes neuronais**, **sistemas difusos** e **neurodifusos**, estes estão descritos brevemente na seção 5.1.3.1.

5.3.2.1 Mapas auto-organizáveis

Os mapas auto-organizáveis, do inglês Self-Organizing Maps (SOM) são um tipo de redes neuronais treinadas de forma não-supervisionada. Ao contrário das outras redes neuronais cuja classificação é baseada no erro-correção entre a classe atribuída e a verdadeira classe, a classificação destas redes é realizada através do mapeamento das similaridades entre os dados por uma camada competitiva. O espaço de dados de entrada de ordem n (R^n) é mapeado para um espaço de unidades bidimensional. Cada uma das unidades é associadas a um vetor de pesos paramétrico com os quais é comparado cada uma das entradas. A melhor aproximação, com a menor distância, é definida como “resposta” e a entrada é mapeada para a sua localização.[88]. A Figura 5.19 mostra um exemplo de um resultado de um SOM onde as zonas mais claras representam *clusters* (classes) e as zonas mais escuras a separação dos clusters [101].

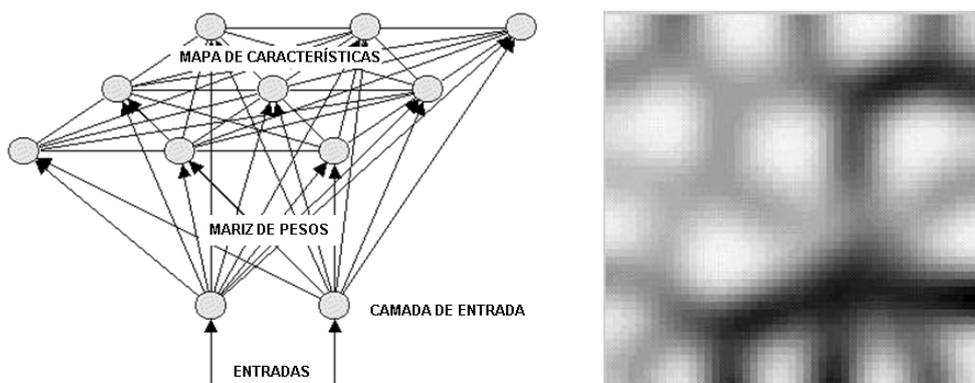


Figura 5.19: Esquema e exemplo de um resultado de um mapa auto-organizável. [101], [102]

5.3.2.2 Algoritmo dos K vizinhos mais próximos

O algoritmo dos K vizinhos mais próximos, do inglês *K- nearest neighbour (th KNN)*, é um método não paramétrico usado para classificação e regressão. Basicamente consiste em classificar uma amostra de classe desconhecida com base na frequência da classe das K amostras vizinhas mais próximas. A Figura 5.20 ilustra um exemplo da sua aplicação.

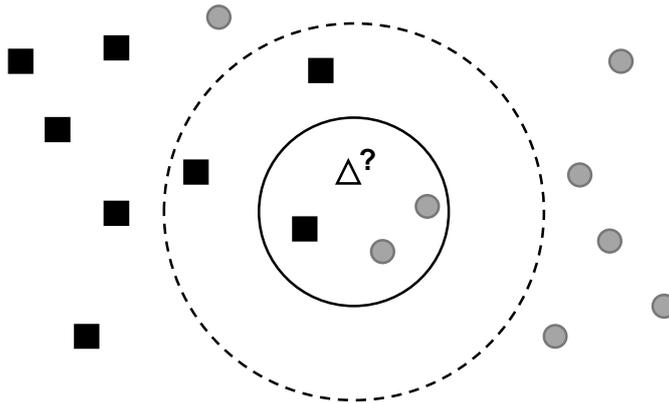


Figura 5.20 Exemplo ilustrativo da aplicação do algoritmo K-th nearest neighbour em classificação. O objetivo é classificar a amostra desconhecida (triângulo). Se $K=3$ (linha contínua) a classe a atribuir será a dos círculos porque existem dentro do limite dois círculos e apenas um quadrado. Se $K=5$ (linha tracejada) a classe a atribuir será a dos quadrados (três quadrados vs. dois círculos).

Existem várias métricas que podem ser usadas para o cálculo da distância entre as amostras como por exemplo Euclidiana, Manhattan e Minkowski. Para variáveis contínuas normalmente é utilizada a distância Euclidiana. A escolha do valor de K depende dos dados do problema. Valores elevados de K podem aumentar a robustez ao ruído mas por outro lado diminuem a definição da fronteira entre as classes. No caso em que $K=1$, a amostra é simplesmente atribuída à classe do vizinho mais próximo.

5.3.2.3 Análise discriminante linear

A análise discriminante linear (LDA) é uma abordagem estatística clássica para classificar amostras de classe desconhecida com base no treino de amostras de classe conhecida. Envolve a determinação de uma equação linear semelhante à regressão linear que permite prever qual a classe a que a amostra desconhecida pertence. A forma da equação é

$$D = v_1X_1 + v_2X_2 + \dots + v_iX_i + a \quad (5.39)$$

Onde v_i representam os coeficientes ou pesos para cada variável X_i e a uma constante. O objetivo é portanto encontrar uma função discriminante que maximize a distância de separação entre as distribuições das diferentes classes dos dados. Exemplo simples de duas classes na Figura 5.21 A utilização desta abordagem para problemas de classificação pressupõe que os dados seguem uma distribuição normal. [103]

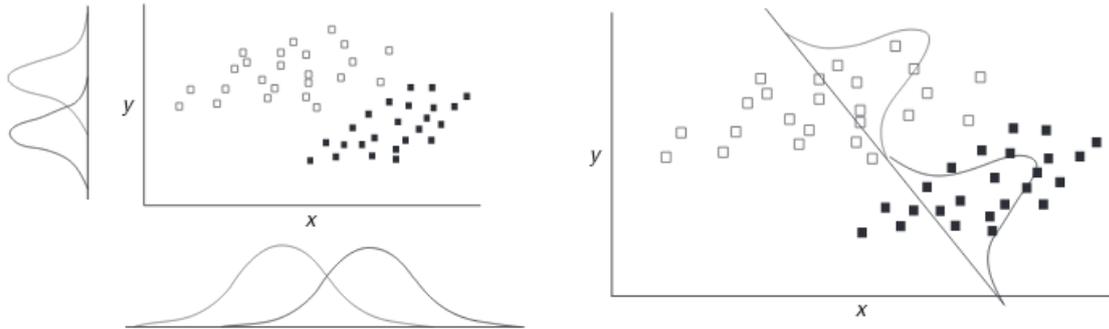


Figura 5.21: a) Distribuições originais dos dados por eixo. b) Novo eixo encontrado que permite uma discriminação maior [103]

5.3.2.4 Máquina de vetor-suporte

Máquina de vetor-suporte, do inglês *Support Vector Machine* (SVN) é um método de aprendizagem supervisionada também utilizado para classificação e regressão. A ideia principal do SVN é construir um hiperplano que sirva de fronteira e maximize a margem de separação entre as classes de dados. O hiperplano ótimo é encontrado partindo de dados de treino sendo depois utilizado para classificar novos dados.

Partindo de um conjunto de dados de treino constituído por pares $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l$ onde $x_i (x_i \in \mathcal{R}^n)$ é o vetor de características da amostra i e y_i a respetiva classe ($y \in \{1, -1\}^l$), o SVN consiste em encontrar a solução para o seguinte problema de otimização [104]:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (5.40)$$

$$\begin{aligned} \text{sujeito a } & y_i (\mathbf{w}^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0. \end{aligned} \quad (5.41)$$

\mathbf{w} é um vetor constituído pelos coeficientes (pesos), ξ_i representa o erro, $C > 0$ representa um parâmetro de penalização do termo do erro, b uma constante e ϕ uma função que permite o mapeamento os vetores de treino x_i para um espaço de dimensão superior. Este mapeamento permite a separação linear das classes que no espaço

original não seria possível (Figura 5.22). Assim, neste espaço de dimensão superior, o SVM encontra um hiperplano linear com a máxima margem de separação.

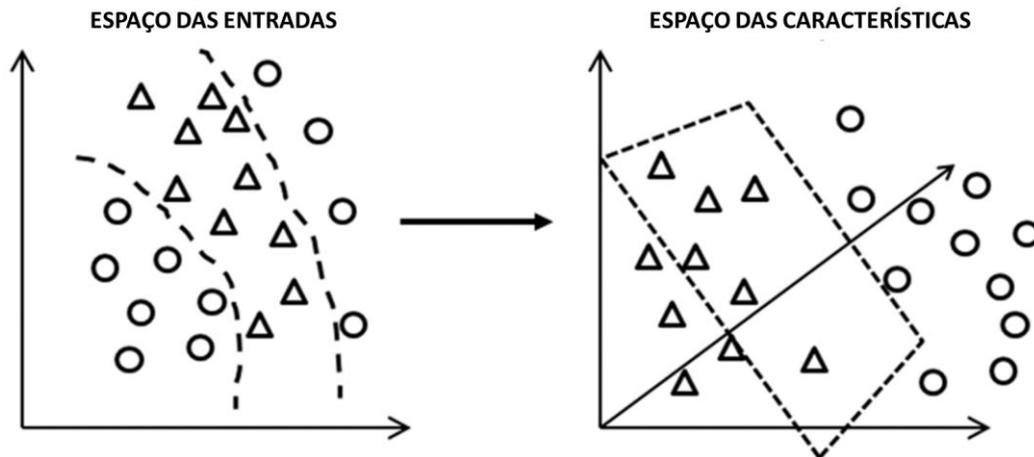


Figura 5.22: Mapeamento do espaço original das entradas para o espaço das características de dimensão maior [105].

Existe ainda as funções kernel, $K(x_i, x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$. Estas consistem em quatro funções básicas [104] :

- Linear: $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$
- Polinomial: $K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
- Radial basis function (RBF): $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0$
- Sigmoide: $K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$

Onde γ, r e d são parâmetros Kernel. Para o caso de classes linearmente separáveis, $K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ sendo que a equação do hiperplano toma a forma $w^T x_i + b = 0$ onde w é um vetor coluna dos coeficientes (pesos) e b um escalar (Figura 5.23).

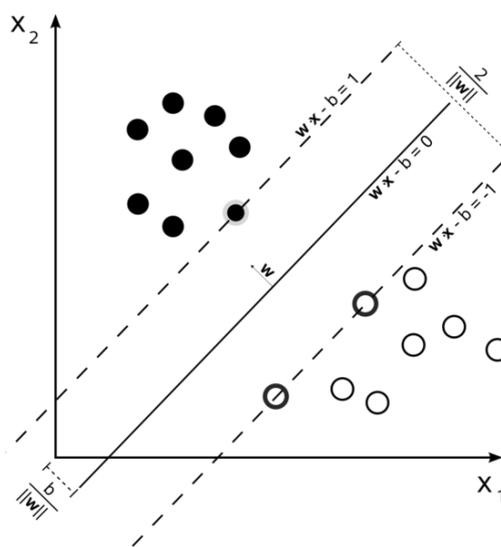


Figura 5.23: Hiperplano de separação e margens para uma SVM treinada com amostras de duas classes. As amostras das margens são chamadas de vetores suporte.

5.3.2.5 Árvore de decisão

Uma árvore de decisão é formada por um conjunto de nós de decisão (perguntas), que permitem a classificação de um conjunto de dados. A aplicação da árvore ocorre do topo (“raiz”) para as camadas mais baixas (“folhas”). Cada nó representa um atributo que é avaliado (aspeto, humidade e vento no exemplo da Figura 5.24 b), cada ramo corresponde a um valor do atributo (que o nó testa), para o caso do atributo “aspeto”, no exemplo, os ramos são, sol, nuvens ou chuva. Por fim, cada folha atribui uma classificação (no exemplo, sim ou não). O treino da árvore é realizado através de exemplos, casos, (Figura 5.24 a) conhecidos. A partir deste obtém-se a árvore que permite a classificação de casos desconhecidos.

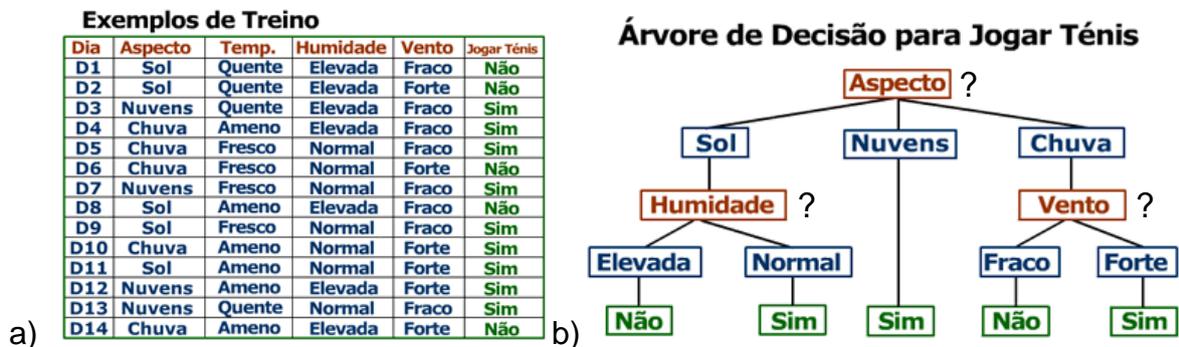


Figura 5.24: Exemplo da aplicação de uma árvore de decisão. a) Conjunto de treino b) Árvore de decisão [106].

5.4 Avaliação

A avaliação do desempenho do tipo de algoritmos analisados neste trabalho é por norma baseada no cálculo da sensibilidade (SE) e da especificidade (SP). Alguns autores utilizam o valor da preditividade positiva (P+) em vez da especificidade. Outro parâmetro que também, por vezes, é utilizado é a precisão (accuracy, ACC) Estes valores são dados pelas seguintes equações:

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.42)$$

$$SP = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5.43)$$

$$P+ = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.44)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (5.45)$$

Onde TP representa o número de positivos verdadeiros (*True Positives*), TN representa o número de negativos verdadeiros (*True Negatives*), FN o número de falsos negativos (*False Negatives*) e FP o número de falsos positivos (*False Positives*), Figura 5.25.

		Valor previsto	
		1	0
Valor verdadeiro	1	TP	FN
	0	FP	TN

Figura 5.25: Matriz de confusão

Capítulo 6 Implementação

6.1 Algoritmo de detecção de complexos QRS

O algoritmo de detecção de complexos QRS insere-se num dos sub-módulos principais (2. Picos R, Figura 6.1)

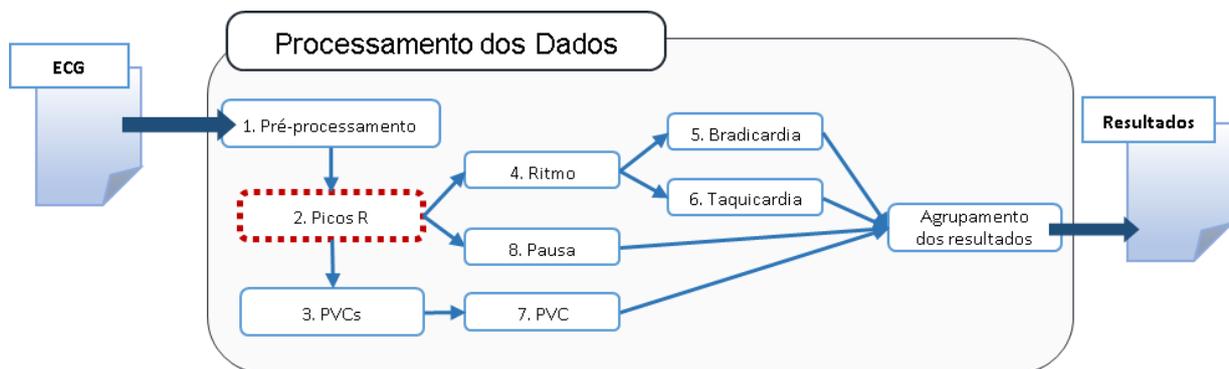


Figura 6.1: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo detecção de picos R.

Tendo em conta o contexto do projeto e os vários métodos de detecção de complexos estudados foi selecionado para a implementação do algoritmo de detecção de complexos QRS um método baseado na transformada de onduletas. Este tipo de métodos são conhecidos pela sua robustez ao ruído, sendo que normalmente não é necessário a aplicação de um passo de pré-processamento antes do algoritmo. Para além disto, encontra-se entre os métodos com maior desempenho, com valores mínimos de sensibilidade e preditividade positiva maiores de 95% e em alguns casos maiores de 99% (Tabela A.1, anexo A). Em termo de desempenho computacional, não é o melhor comparando com os outros existentes, apresentando uma eficiência numérica baixa a média e um peso computacional elevado (Tabela A.1, anexo A). Este poderia ser um fator crítico, caso o algoritmo fosse implementado numa aplicação para correr em tempo real, o que não é o caso. O algoritmo será implementado, numa aplicação num servidor, onde funcionara em modo *offline*. Pelo que se considerou o desempenho, em termos de

resultados, e a robustez ao ruído fatores mais importantes na seleção do algoritmo a implementar.

O algoritmo desenvolvido é nas abordagens de Martínez *et.al.* [107] e Sahambi *et. al.* [108]. Os detalhes do algoritmo, incluindo algumas, pequenas, alterações efetuadas, são descritos na seção 6.1.1.

Como já se descreveu brevemente na seção 5.1.2.2.1 a WT é uma função matemática que permite decompor um sinal, $x(t)$, nas suas diferentes componentes utilizando uma série de funções base obtidas a partir da dilatação, (a), e translação, (b), de uma função mãe, $\Psi(t)$:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, a > 0. \quad (6.1)$$

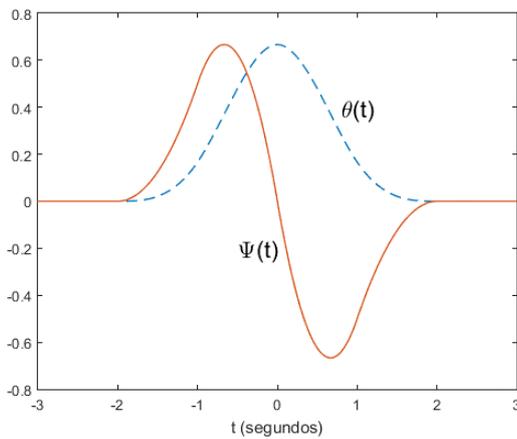


Figura 6.2: Onduleta mãe $\Psi(t)$ e função gaussiana $\theta(t)$.

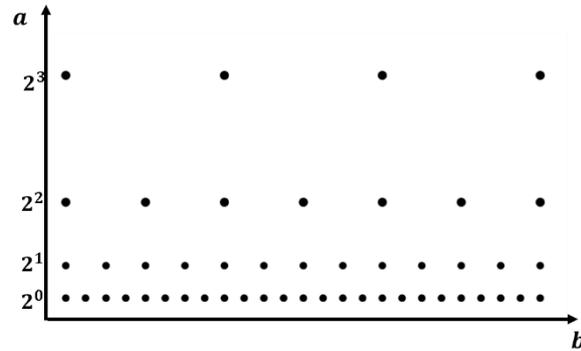


Figura 6.3: Grelha *dyadic*.

Nesta implementação é utilizada uma onduleta mãe, $\Psi(t)$, denominada de *cubic spline* que resulta da derivação de uma função “suavizante”, $\theta(t)$, Figura 6.2. Assim a WT, à escala a , pode ser definida pela equação (6.2), [107], Ao usar esta onduleta para decompor o sinal em várias escalas, obtém-se uma relação entre os zeros e os máximos/mínimos da decomposição e os declives acentuados do sinal, através da qual é possível detetar os complexos QRS, Figura 6.5

$$W_a(b) = -a \left(\frac{d}{db}\right) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \theta_a(t-b) dt, a > 0. \quad (6.2)$$

$$\theta_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \theta\left(\frac{t}{a}\right) \quad (6.3)$$

Para aplicar a WT a sinais discretos é necessário discretizar os parâmetros de escala e translação. A discretização mais usual consiste em utilizar uma grelha *dyadic*

(Figura 6.3) no plano do espaço-tempo. A decomposição do sinal é então obtida através da aplicação da DWT e um banco de filtros (Figura 5.6).

O banco de filtros é composto por uma cascata de blocos idênticos representantes da resposta finita a um impulso de filtros FIR (passa alto e passa baixo). Após a filtragem do sinal por um dos blocos por norma ocorre uma subamostragem (para metade) da frequência, o que reduz a redundância do sinal. No entanto têm como efeito secundário uma diminuição da resolução espacial dos coeficientes para escalas maiores. Para contornar este problema e manter a mesma frequência em todas as escalas, remove-se a subamostragem e interpola-se a resposta obtida. Este algoritmo é chamado de *algorithme à trous* ou transformada de onduletas estacionária. A Figura 6.4 mostra o esquema do banco de filtros implementado no algoritmo desenvolvido.

Os filtros passa baixo $H(z)$ e passa alto $G(z)$ utilizados no banco de filtros são respetivamente [107]:

$$H(e^{jw}) = e^{\frac{jw}{2}} \left(\cos \frac{w}{2} \right)^3 \quad (6.4)$$

$$G(e^{jw}) = 4je^{\frac{jw}{2}} \left(\sin \frac{w}{2} \right) \quad (6.5)$$

Sendo $h[n]$ e $g[n]$ os correspondentes filtros FIR com resposta a um impulso

$$h[n] = \frac{1}{8} \{ \delta[n+2] + 3\delta[n+1] + 3\delta[n] + \delta[n-1] \} \quad (6.6)$$

$$g[n] = 2\{ \delta[n+1] - \delta[n] \} \quad (6.7)$$

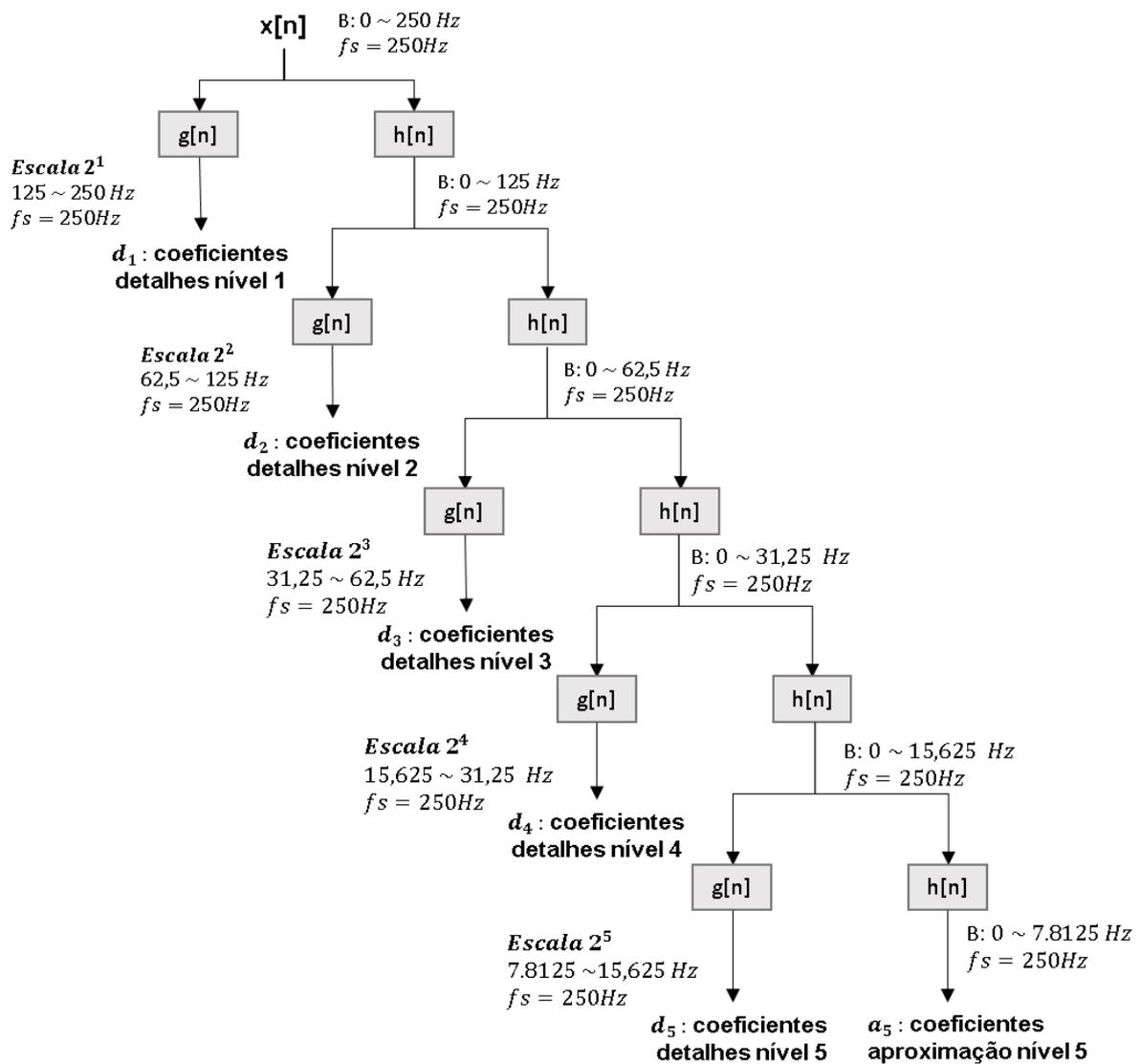


Figura 6.4: Banco de filtros utilizado no algoritmo desenvolvido.

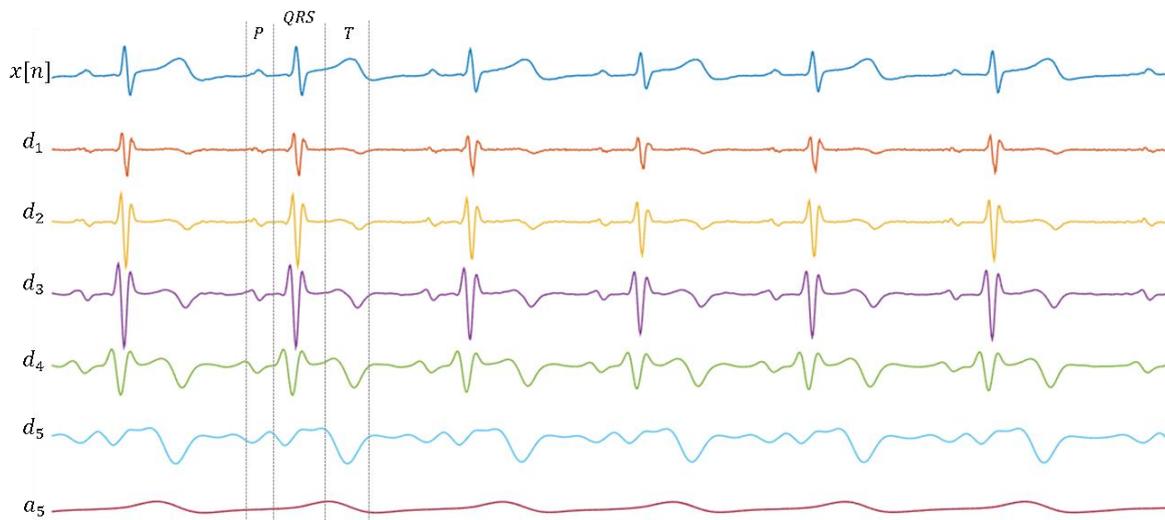


Figura 6.5: Coeficientes da DWT resultante da decomposição do sinal $x[n]$ até ao quinto nível.

6.1.1 Detecção dos complexos QRS

A banda de frequências do complexo QRS é aproximadamente dos 3Hz aos 40 Hz [108] pelo que a maioria da sua energia se situa nas escalas 2^1 a 2^4 da decomposição DWT (Figura 6.4). A Figura 6.5 mostra os coeficientes da decomposição até ao quinto nível, a partir desta é possível observar efetivamente uma maior proeminência do complexo QRS nos níveis 1 a 4. No nível 5 o QRS perde-se sendo só perceptível a onda T. Desta forma para a deteção dos complexos é apenas necessário uma decomposição do sinal até ao nível 4 (escala 2^4).

Após a obtenção dos coeficientes da DWT, a deteção dos complexos QRS segue os seguintes passos:

1. É procurado os picos (máximos e mínimos) do sinal na escala 2^4 superiores ao limiar ϵ_{QRS}^4 . A posição de cada um dos picos é guardada ($lmm_k^4, k = 1 \dots N$). Este passo e o seguinte são semelhantes às duas abordagens [107] e [108], apenas diferindo nos limiares utilizados. Neste caso foram utilizados os mesmos limiares de [107].
2. Para cada pico, lmm_k^4 , é procurado o máximo ou mínimo correspondente nas redondezas na escala inferior 2^3 que exceda o limiar ϵ_{QRS}^3 e é guardada a sua localização (lmm_k^3). É considerada uma janela de procura de 40 milissegundos para ambos os lados. Este valor não se encontrava referido em nenhuma das abordagens [107] e [108], tendo sido determinado por tentativa-erro. Caso seja encontrado mais de um pico é selecionado o pico com a amplitude maior. Se não for encontrado nenhum, o pico lmm_k^4 é eliminado. Este passo é repetido para as restantes escalas inferiores 2^2 e 2^1 .

Com esta estratégia de seleção dos potenciais QRS é possível reduzir o efeito do ruído de altas frequências uma vez que este está maioritariamente presente nas escalas inferiores [108].

3. Este passo é baseado em [108] e consiste na deteção dos pares máximo-mínimo na escala 2^1 que corresponderam a um QRS no sinal. Assim para cada máximo encontrado na escala 2^1 é procurado (entre os picos detetados no passo anterior) os mínimos à direita e à esquerda num intervalo máximo de 150 ms para cada lado. Se existir mais de um mínimo à esquerda ou à direita é selecionado aquele que se encontra a menor distância. Se existir um pico negativo à esquerda e um à direita é selecionado aquele cuja relação amplitude absoluta/distância é maior.

O valor de 150 ms corresponde à largura máxima que um QRS pode ter [108]. Pelo que se não for encontrado um mínimo neste intervalo, o pico máximo é considerado isolado e eliminado. Para além desta regra, também é considerado o período refratário de contração do músculo cardíaco, 200 ms (i.e. é fisiologicamente impossível que dois QRS aconteçam num intervalo inferior a 200 ms) [108]. Assim os picos máximos que se encontrem a menos de 200 ms do par máximo-mínimo anterior são eliminados.

4. Na abordagem de [108] o pico R é determinado pela procura do zero entre os pares mínimo-máximo na escala 2^3 . Nesta versão, o pico R é dado pelo máximo no sinal entre os pares mínimo-máximo da escala 2^1 .

Limiares

Os limiares utilizados no passo 1 e 2 são calculados através da raiz quadrática média das respetivas escalas sendo atualizados a cada 2^{16} amostras [107].

$$\epsilon_{QRS}^i = RMS(W_{2^i}x[n]), i = 1,2,3 \quad (6.8)$$

$$\epsilon_{QRS}^4 = 0.5RMS(W_{2^4}x[n]) \quad (6.9)$$

6.1.2 Validação

Para validar o algoritmo desenvolvido utilizou-se a base de dados *MIT-BIH Arrhythmia* [91], [92]. Esta base de dados é constituída por 48 excertos de meia hora de aquisições de ECG em ambulatório com duas derivações. Os sinais foram adquiridos a 360Hz e cada um deles foi posteriormente anotado por dois ou mais cardiologistas.

O algoritmo de deteção de complexos QRS implementado foi desenvolvido para uma frequência de 250Hz, pelo foi necessário subamostrar os sinais e as respetivas anotações da base de dados. Na avaliação do algoritmo considerou-se como batimentos todas as anotações⁹ marcadas com os números 1 a 13, 31, 34 e 38. Uma vez que a localização dos picos R obtida pelo algoritmo pode não coincidir exatamente na mesma amostra em que foi anotado o batimento considerou-se também um intervalo de tolerância de 15 amostras (60 ms) para cada lado do pico R detetado na comparação dos resultados obtidos com as anotações fornecidas pela base de dados.

⁹ Disponíveis em <http://www.physionet.org/physiobank/annotations.shtml>

Os resultados da validação do algoritmo encontram-se em anexo (Anexo B). Como resultado médio obteve-se 99.59% de sensibilidade e 100% de especificidade. Em tempo de computação a detecção dos complexos QRS num sinal de 30 minutos demora cerca de 31 segundos. A Figura 6.6 mostra o diagrama de extremos e quartis para os resultados obtidos, a partir da qual é possível observar a presença de alguns *outliers* (assinalados na Tabela B.1 do Anexo B). Estes poderão estar associados a sinais excessivamente ruidosos, de baixa amplitude ou sinais constituídos por QRS anormais cuja detecção se afasta da anotação para além do intervalo de tolerância considerado. A Figura 6.7 mostra alguns destes exemplos e um sinal cuja detecção ocorre a 100%.

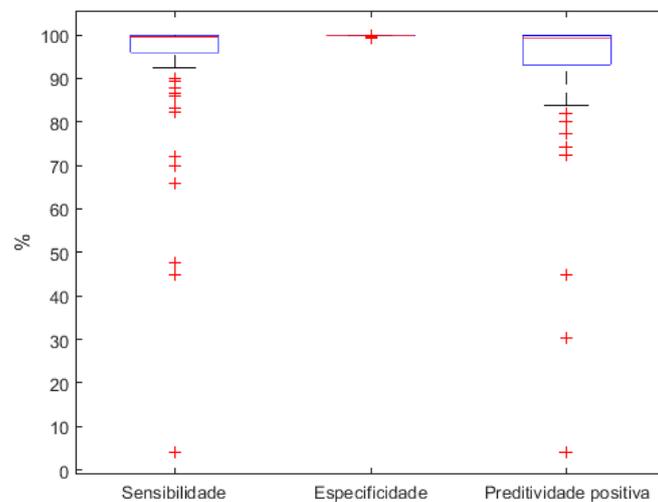


Figura 6.6: Diagrama de extremos e quartis dos resultados obtidos na validação do algoritmo de detecção de complexos QRS.

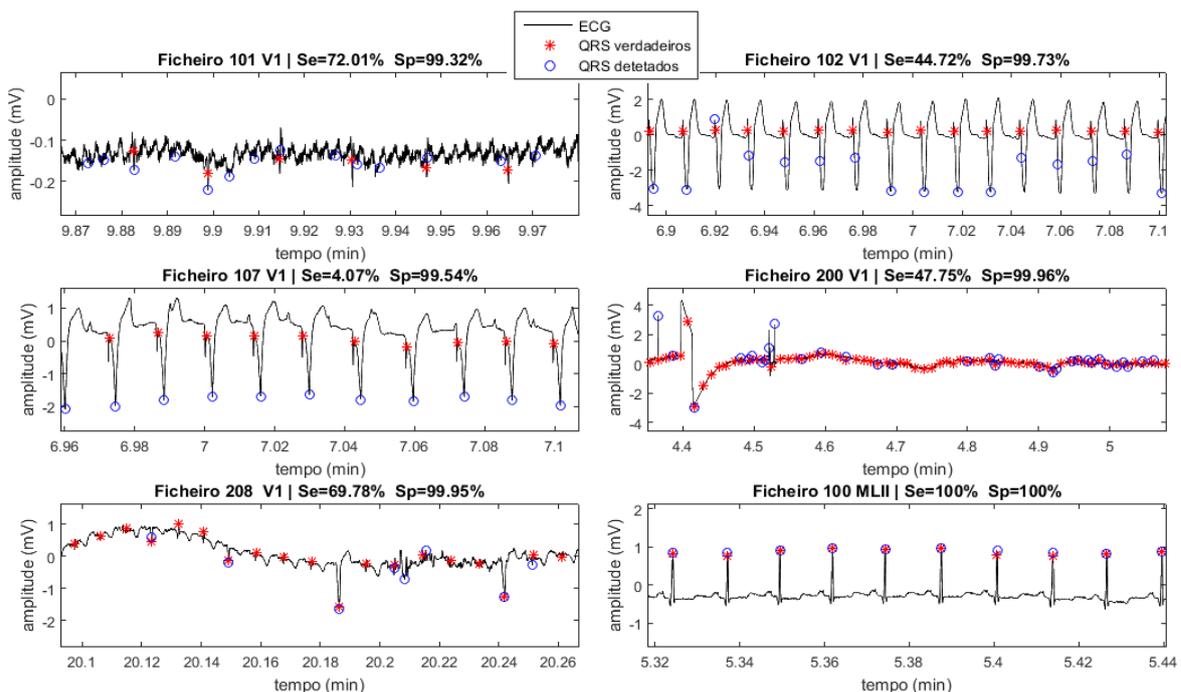


Figura 6.7: Exemplos da detecção dos complexos QRS.

Em relação aos sinais adquiridos com o equipamento OneCare e sensor da pluX, a Figura 6.8 ilustra a detecção de QRS num segmento de sinal adquirido mostrando que esta é realizada eficazmente.

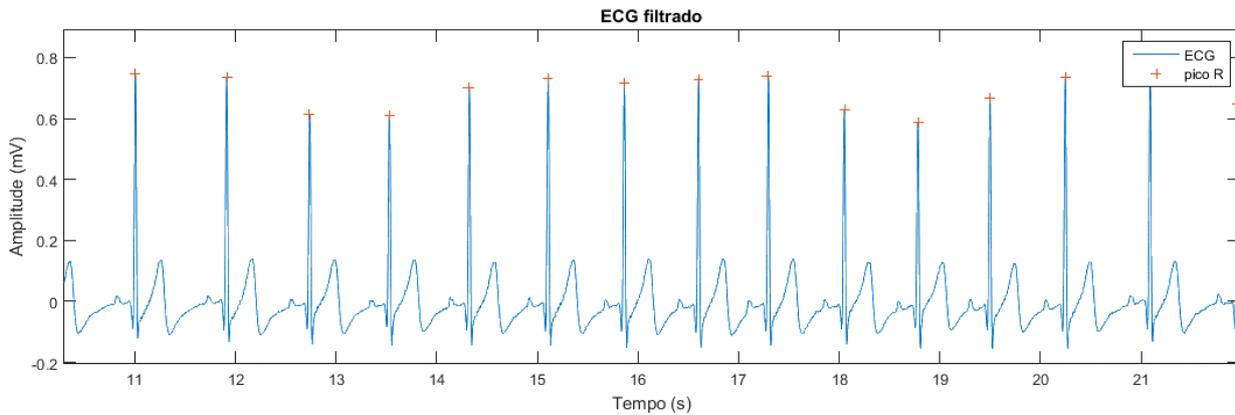


Figura 6.8: Detecção de QRS num sinal adquirido com o sensor da pluX.

6.1.3 Robustez ao ruído

Com o objetivo de testar a robustez do algoritmo desenvolvido ao ruído construiu-se um conjunto de sinais ECG com diferentes níveis e tipos de ruído. Dentro dos sinais da base de dados *MIT-BIH Arrhythmia* foram selecionados dois sinais ECG, considerados como aquisições limpas (sem ruído) [64]: 118 derivação MLII e 119 derivação MLII e outros dois, 113 derivação MLII e 230 derivação MLII cujos resultados da detecção dos complexos QRS foram máximos. A estes sinais foi adicionado diferentes quantidades dos três tipos de ruído da base de dados *MIT-BIH Noise Stress Test* [92], [109] (bw, em, ma) obtendo sinais com um SNR de -12 a 24 dB.

Os sinais de ruído utilizados contêm predominantemente ruído *baseline wander* (bw), ruído electromiográfico (em) e artefactos de movimento (ma). Após a subamostragem destes sinais (de 360Hz para 250Hz), cada um deles foi adicionado a cada um dos sinais ECG limpos de acordo com as seguintes equações [76] de forma a obter os SNRs desejados, $S = \{-12, -9, -6, -3, 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24\}$.

$$y = x + a \times v \quad (6.10)$$

$$a = \sqrt{e^{\left(\frac{-\ln(10) \times S}{10}\right)} \frac{P_x}{P_v}} \quad (6.11)$$

onde y representa o sinal ECG com ruído, x o sinal ECG limpo, v o sinal ruidoso, S o SNR desejado, P_x a potência de banda do sinal ECG e P_v a potência de banda do sinal

ruidoso. Para além dos três tipos de ruído também foi adicionado a cada um dos sinais ECG uma combinação dos três tipos de ruído, denominado 3n de acordo com a seguinte equação

$$y = x + a \times \sum_{i=bw,em,ma} v_i \quad (6.12)$$

No total foram testados 208 sinais de 30 minutos resultantes da combinação de 4 sinais ECG × 4 tipos ruído × 13 níveis de ruído. No Anexo C estão representados alguns exemplos destes sinais. Pelos gráficos é perceptível as particularidades do ruído: o ruído bw caracteriza-se por uma oscilação acentuada da linha de base do sinal, o ruído ma por conter elevadas frequências e o ruído em por distorcer o sinal originando ondas que se podem assemelhar a complexos anormais como os PVCs.

Os resultados obtidos estão ilustrados nos gráficos da Figura 6.9. No geral o algoritmo tem um desempenho muito bom, com uma sensibilidade maior que 90% até níveis de SNR de 3dB. Também se observa que o algoritmo é mais tolerante a ruído do tipo bw, uma que vez que os resultados são substancialmente melhores para níveis mais elevados deste ruído.

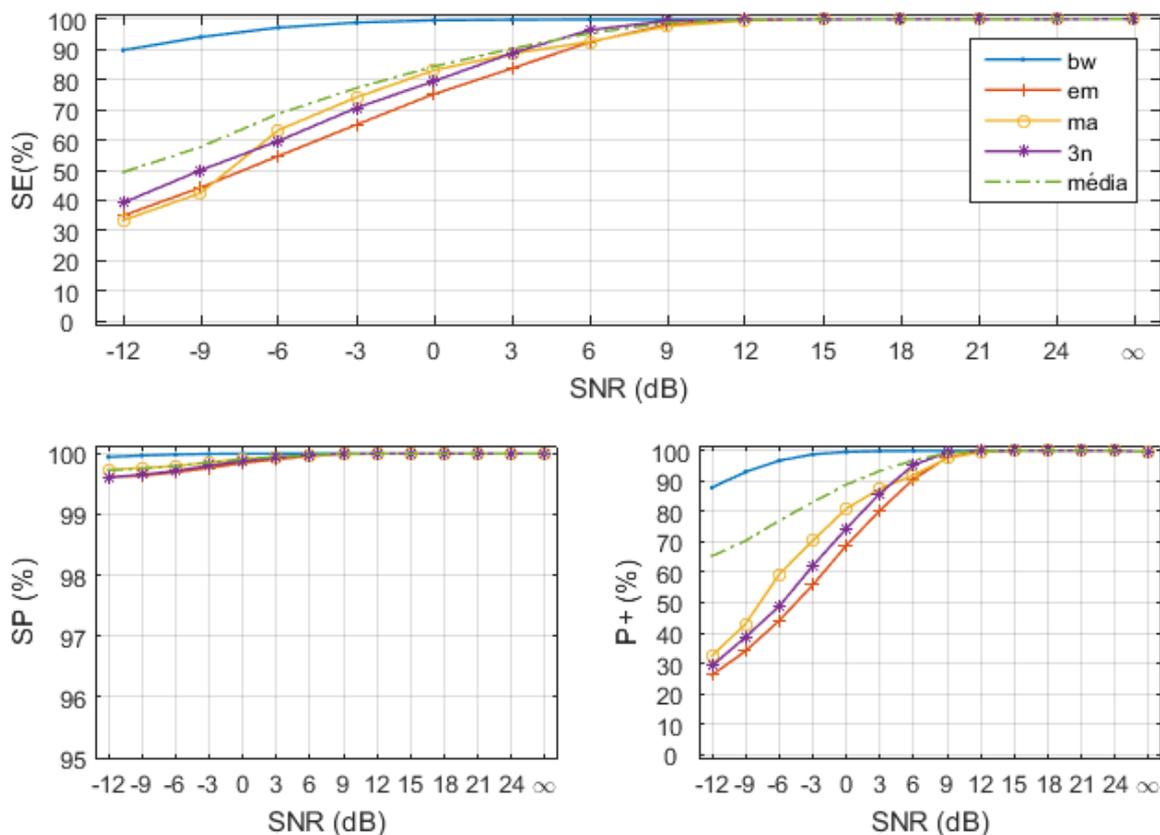


Figura 6.9: Resultados obtidos no teste de robustez do algoritmo de deteção de complexos QRS ao ruído. Em cima resultados da sensibilidade, em baixo à esquerda da especificidade e em baixo à direita da preditividade positiva.

6.2 Análise da qualidade do sinal ECG

A segunda parte da implementação consistiu no desenvolvimento de um algoritmo para detetar ruído no sinal ECG. Este algoritmo insere-se num dos sub-módulos principais (1. Pré-processamento, Figura 6.10), sendo aplicado após a filtragem do mesmo por um filtro Notch de 50 Hz. Esta filtragem permite a remoção do ruído da rede elétrica, sendo necessária, uma vez que o dispositivo da pluX não aplica qualquer tipo de filtragem.

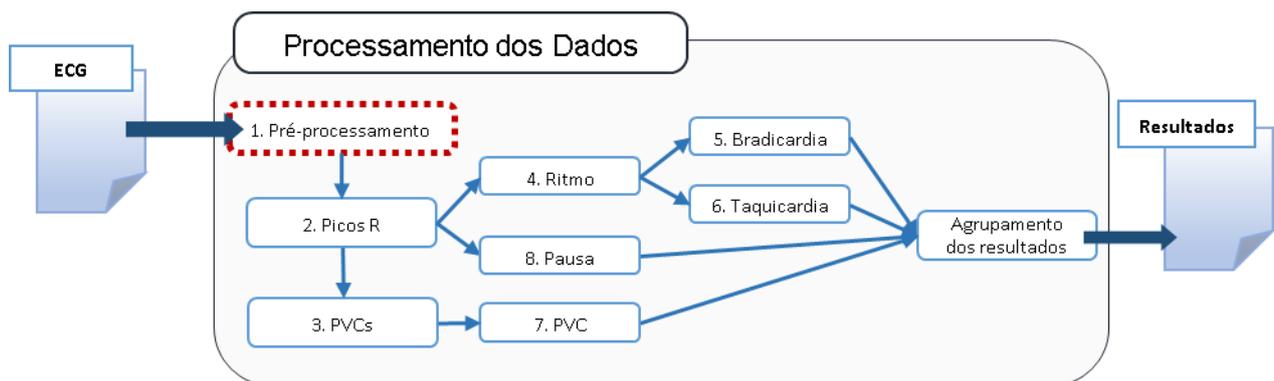


Figura 6.10: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo pré-processamento descrito nesta seção.

Para o desenvolvimento do algoritmo de deteção de ruído foi necessário fazer uma análise da relação entre as métricas estudadas na seção 5.2.1 e os níveis de ruído de modo a poder selecionar as que melhor representam o ruído de um sinal ECG. Nesta análise utilizou-se os sinais de ruído construídos para testar a robustez dos algoritmos de deteção de complexos QRS ao ruído (secção 6.1.3). Segmentou-se cada um dos sinais em frações de 10 segundos, às quais se aplicou as métricas (M1 a M18). Estas foram aplicadas de duas formas, com normalização e sem normalização dos segmentos de ECG. Após este passo calculou-se a média e o desvio padrão para cada nível de ruído e para cada métrica, cujos valores estão ilustrados nos gráficos da Figura 6.11. A partir destes gráficos é possível inferir, sem muito rigor, quais as métricas que possuem um maior potencial para serem usadas na deteção de ruído. Por exemplo, os gráficos M6 e M8 evidenciam uma boa correlação positiva, por outro lado o gráfico M13 mostra pouca correlação além de um elevado desvio padrão em todos os níveis de ruído.

Para selecionar as melhores métricas recorreu-se ao coeficiente de correlação de Pearson e ao coeficiente de correlação de Spearman. O primeiro supõe que a relação entre as variáveis é linear enquanto o segundo não faz nenhuma suposição das variáveis para além de que é menos sensível a *outliers*. Calculou-se também o desvio padrão

médio. Estes parâmetros estão apresentados na Tabela 6.1 sendo que a negrito estão marcadas as métricas com melhor correlação: M2, M6, M8, M15 e M18 para o caso sem normalização e M1, M2, M6, M8 e M18 para o caso com normalização dos segmentos.

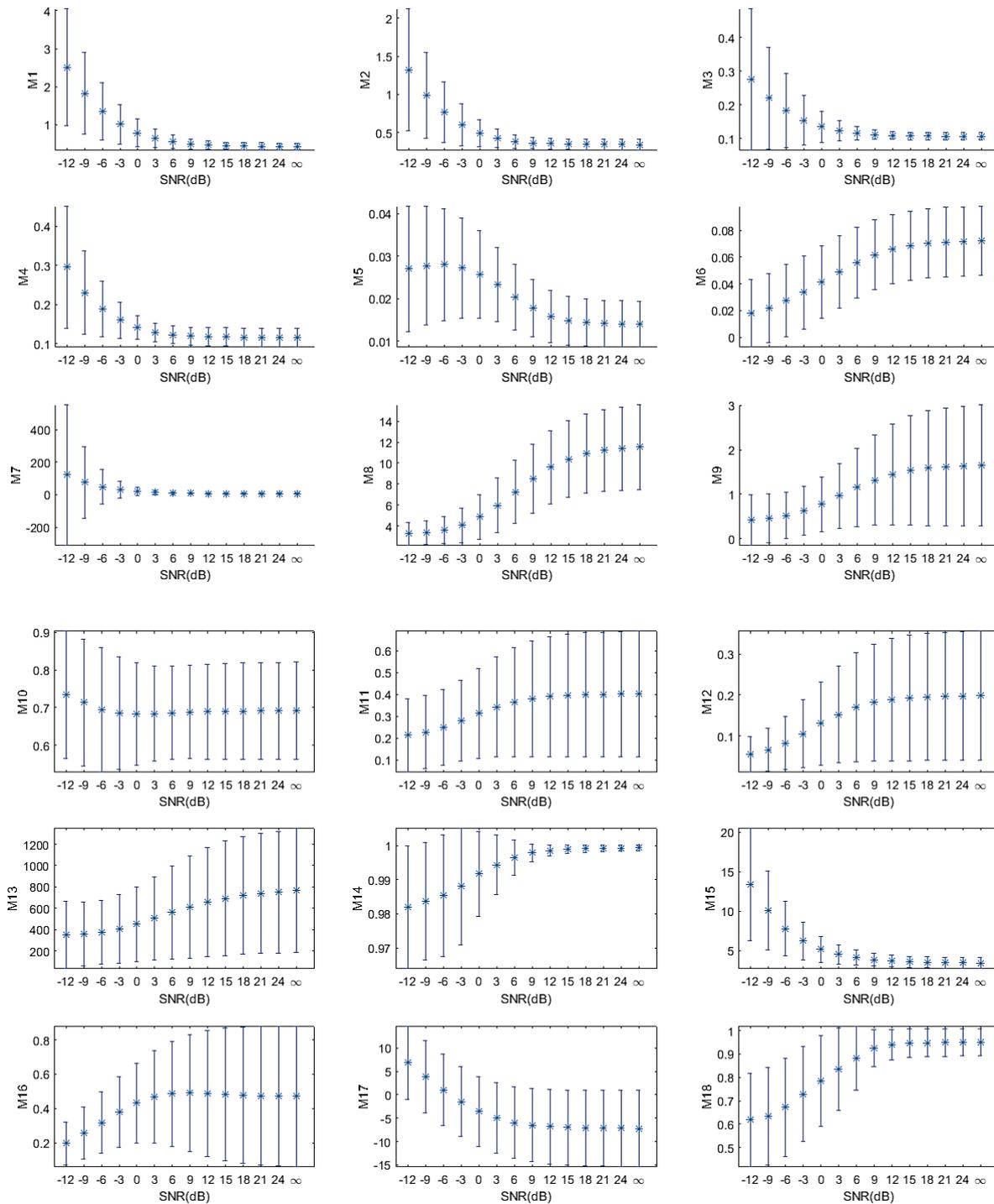


Figura 6.11: Média (pontos) e desvio padrão (barras de erro) dos valores das métricas aplicadas aos segmentos de 10s sem normalização para cada nível de ruído. ∞ Representa os segmentos sem ruído.

Tabela 6.1: Coeficientes de correlação de Pearson (cP) e Spearman (cS) e desvio padrão medio (STD médio) das métricas.

	Segmentos não normalizados			Segmentos normalizados		
	cP	cS	STD médio	cP	cS	STD médio
M1	-0,61	-0,76	0,385	-0,64	-0,64	0,021
M2	-0,57	-0,68	0,209	-0,51	-0,50	0,021
M3	-0,44	-0,64	0,051	0,42	0,47	0,007
M4	-0,53	-0,61	0,044	-0,06	-0,16	0,008
M5	-0,49	-0,55	0,009	-0,08	-0,18	0,015
M6	0,57	0,64	0,026	0,56	0,63	0,027
M7	-0,19	-0,72	62,981	-0,19	-0,72	61,277
M8	0,72	0,77	2,788	0,72	0,77	2,795
M9	0,42	0,39	0,938	0,42	0,39	0,939
M10	-0,05	-0,11	0,138	-0,03	-0,10	0,142
M11	0,26	0,24	0,239	0,30	0,33	0,052
M12	0,36	0,31	0,119	0,34	0,43	0,022
M13	0,31	0,26	444,093	0,31	0,29	509,046
M14	0,47	0,75	0,008	0,40	0,76	0,023
M15	-0,61	-0,74	1,914	-	-	-
M16	0,24	0,11	0,299	0,33	0,41	0,157
M17	-0,44	-0,43	7,851	-0,29	-0,25	5,689
M18	0,61	0,65	0,127	0,61	0,64	0,161

O passe seguinte consistiu na divisão dos dados em duas classes, segmentos com qualidade (aceitáveis) e sem qualidade (não aceitáveis). Tendo em conta os resultados obtidos na análise de robustez do algoritmo de deteção de complexos QRS, os quais apresentam valores de sensibilidade menores que 90% para níveis de ruído inferiores a 3dB, considerou-se como segmentos aceitáveis os segmentos com um nível de ruído igual ou superior a 3dB e como não aceitáveis os segmentos com nível inferior a 3dB. De seguida procedeu-se a uma rápida análise gráfica das métricas na tentativa de encontrar uma combinação de métricas que evidenciasse uma separação clara das classes. A Figura 6.12 mostram dois exemplos de duas combinações através das quais é possível observar alguma separação (não existe separação total) das classes. Elaborou-se também um classificador com regras simples do tipo

$$\text{Se } M_i(s_j) >/< lm_i \text{ então } c(s_j) = 1$$

Onde M_i é o valor da métrica i , $i = \{1, 2, 6, 8, 18\}$, para o segmento s_j , lm_i é o limiar para a métrica M_i e $c(s_j)$ a classe do segmento s_j (1: aceitável, 0: não aceitável). As tabelas Tabela 6.2 e Tabela 6.3 mostram os resultados obtidos mais relevantes para cada uma das métricas e para a combinação destas, a negrito estão assinalados os melhores resultados, sendo que o melhor resultado é obtido com a combinação das métricas M1 e M8 que correspondem ao desvio padrão e ao kurtosis do segmento de sinal ECG.

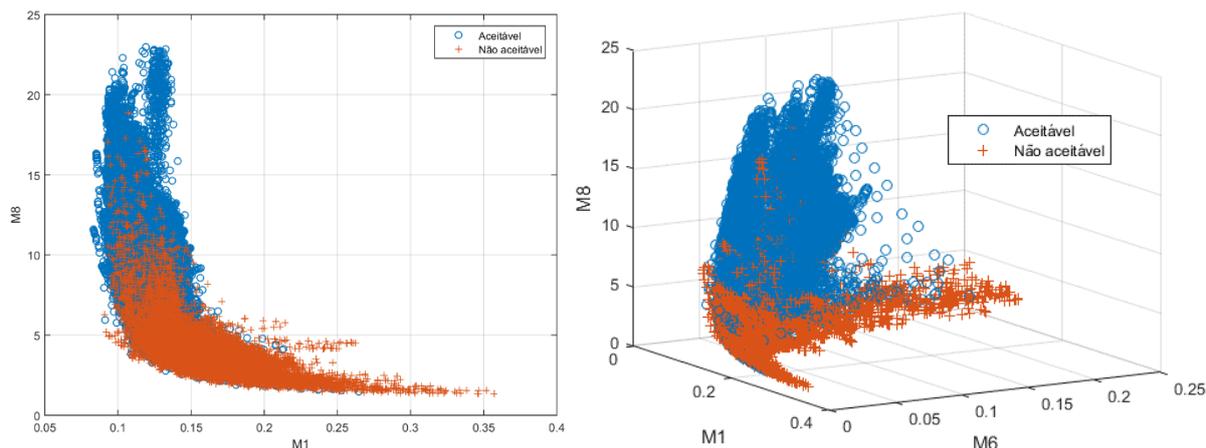


Figura 6.12: Gráficos de dispersão das métricas M1 e M8 à esquerda e das métricas M6, M1 e M8 à direita para segmentos de ECG normalizados.

Tabela 6.2: Resultados da detecção de ruído (segmentos não aceitáveis) com uma métrica

M_i	lm_i	SE (%)	SP(%)	P+(%)
1	>0,137	82,00	75,00	67,00
2	>0,072	80,00	62,00	56,00
6	<0,049	84,00	70,00	63,00
8	<5,966	92,00	79,00	73,00
18	<0,794	93,00	76,50	71,00

Tabela 6.3: Resultados da detecção de ruído (segmentos não aceitáveis) com a combinação de várias métricas.

M_i & M_i	SE (%)	SP(%)	P+(%)	M_i & M_i & M_i	SE (%)	SP(%)	P+(%)
8 18	70,78	93,25	86,47	6 8 18	63,59	94,85	88,28
6 18	65,33	89,28	78,80	2 8 18	65,86	94,49	87,92
6 8	81,79	85,93	78,00	2 6 18	61,46	90,99	80,62
2 18	67,49	89,32	79,39	2 6 8	71,18	92,16	84,70
2 8	77,26	90,12	82,66	1 8 18	64,61	95,23	89,19
2 6	72,72	84,36	73,92	1 6 18	60,96	94,52	87,16
1 18	65,40	93,73	86,41	1 6 8	75,33	90,59	83,00
1 8	80,48	88,41	80,89	1 2 18	63,04	94,32	87,12
1 6	76,20	87,89	79,32	1 2 8	73,31	92,55	85,71
1 2	74,23	84,49	74,48	1 2 6	69,64	91,53	83,38

A partir desta análise selecionaram-se duas métricas, a M1 (STD) e a M8 (kurtosis), que melhor se relacionam com ruído, para serem usadas na construção do algoritmo de classificação da qualidade de um sinal ECG descrito no ponto seguinte.

6.2.1 Algoritmo desenvolvido

Após a análise e seleção das melhores métricas para detetar ruído, o passo seguinte foi a elaboração de um algoritmo para detetar ruído nos sinais adquiridos pelo sistema OneCare Sensing. Para tal foram realizadas várias aquisições, nas quais foi propositalmente provocado ruído através de movimentos, mau contacto dos eléctrodos, ligação de sensores errados, desconexão dos eléctrodos à pele, etc. A Figura 6.13 mostra exemplos dos sinais adquiridos.

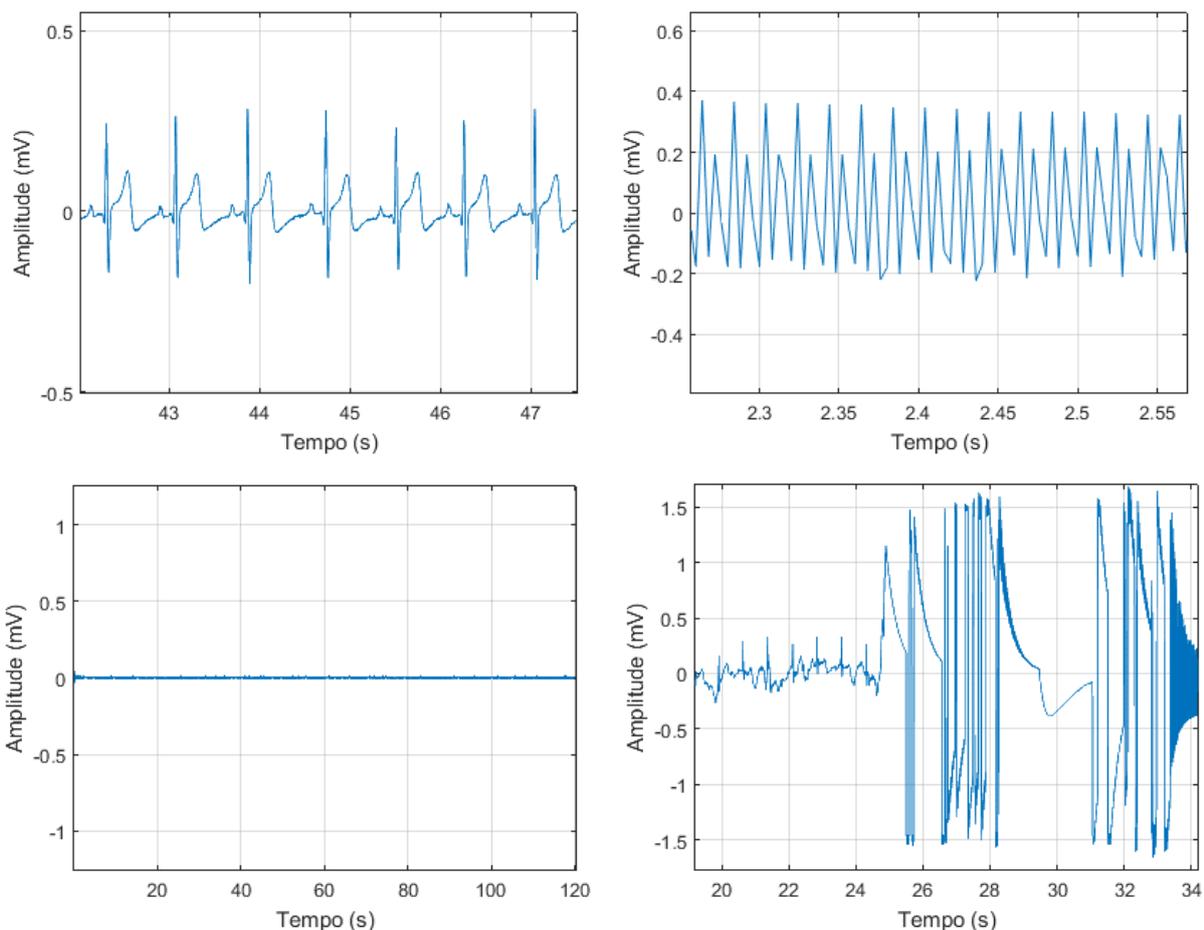


Figura 6.13: Segmentos de sinais adquiridos com o sensor da pluX e o sistema OneCare Sensing. O primeiro gráfico mostra um sinal normal sem ruído, os restantes são sinais ruidosos.

Os sinais adquiridos foram segmentados em intervalos de 10s e anotados com 1 (com qualidade) ou 0 (sem qualidade/ruído). Depois foram utilizados 70% dos segmentos para determinar os limiares do STD e do Kurtosis (treino) e os restantes 30% para teste. Para além das duas regras associadas ao STD e ao kurtosis adicionou-se uma regra que verifica a saturação do sinal e a baixa amplitude do sinal. O esquema do algoritmo desenvolvido encontra-se ilustrado na Figura 6.14. Os resultados obtidos no treino e teste encontram-se na Tabela 6.4.



Figura 6.14: Algoritmo de detecção de ruído.

Tabela 6.4: Resultados para o treino e teste do algoritmo de detecção de ruído

	SE (%)	SP (%)
Treino	71.91	96.12
Teste	74.65	92.90

Este algoritmo é bastante simples e rápido (demora cerca de 71,3 milissegundos a processar um sinal de 30 minutos) pelo que, tanto pode ser facilmente implementado na aplicação android do tablet do sistema OneCare Sensing de forma a verificar os dados em tempo-real, como pode ser utilizado no servidor, numa versão *offline*. A Figura 6.15 mostra um resultado exemplo da aplicação do algoritmo num sinal adquirido, na qual é possível observar que existe uma parte de sinal, dos 34 aos 40 segundos, com qualidade que é classificada como ruído. Isto deve ao facto de a classificação ocorrer em intervalos de 10 segundos, e como, no segmento dos 30 aos 40 segundos existe ruído, todo o segmento é classificado como ruído.

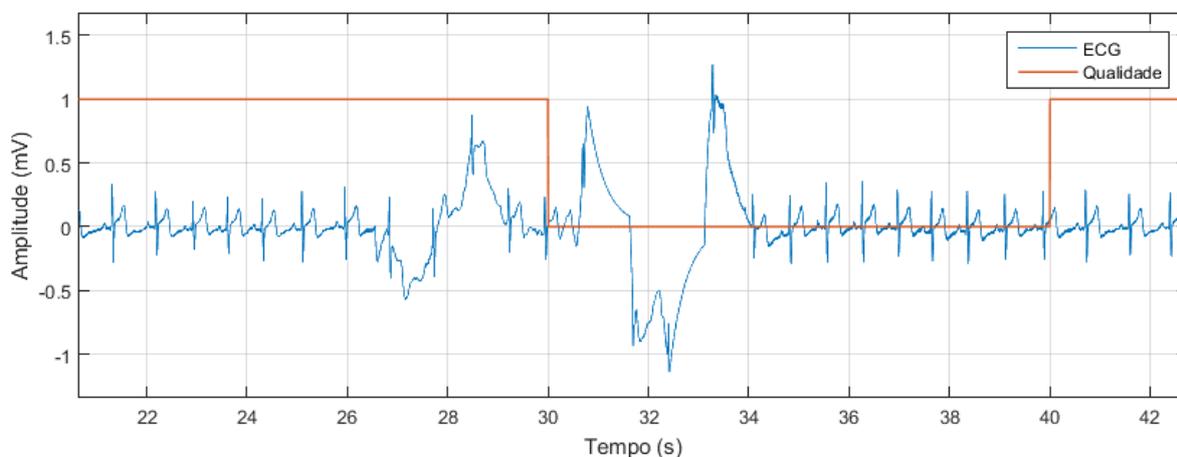


Figura 6.15: Resultado exemplo da aplicação do algoritmo de detecção de ruído a um sinal adquirido

6.3 Algoritmo de detecção de PVCs

A terceira parte da implementação consistiu no desenvolvimento de um algoritmo de detecção de PVCs que se insere no último sub-módulo principal (3. PVCs, Figura 6.16). Para tal, procedeu-se à extração e análise de várias características do complexo QRS com o objetivo de selecionar as que melhor discriminam os PVCs dos outros batimentos. As características selecionadas foram utilizadas para treinar um classificador baseado numa árvore de decisão. Para o treino e teste do classificador foi utilizada a base de dados MIT-BIH Arrhythmia [91], [92].

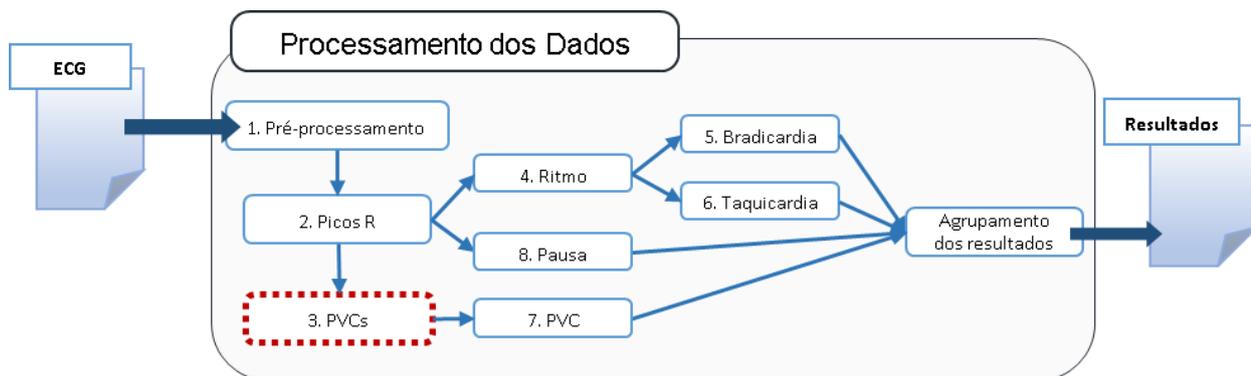


Figura 6.16: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para o sub-módulo PVCs descrito nesta seção.

6.3.1 Extração e seleção de características

Como já se referiu na seção 5.3.1, um PVC é um batimento cardíaco anormal que se caracteriza por ter a forma de uma onda larga e bizarra comparativamente aos batimentos normais. No entanto, não é a única anormalidade cardíaca que pode apresentar tais características. Existem várias condições físicas, clínicas e cardíacas, que podem afetar, de diversas formas, a morfologia do ECG de um determinado paciente. Pelo que, um complexo QRS largo pode não ser considerado um PVC num paciente, enquanto noutro paciente o mesmo pode sugerir a presença de um PVC. A Figura 6.17 mostra alguns exemplos de PVCs com diferentes morfologias na presença ou não de outras patologias cardíacas.

A maioria das abordagens propostas na literatura baseiam-se numa de duas estratégias: extração de características e treino do classificador usando bases de dados globais ou extração de características e treino do classificador usando bases de dados locais. As bases de dados globais são constituídas por ECGs de vários pacientes, o que permite obter classificadores mais tolerantes a novos ECGs (novos pacientes) enquanto

que as bases de dados locais possuem apenas ECGs de um paciente, permitindo a construção de classificadores personalizados. Por norma, os resultados obtidos com a segunda estratégia são melhores [89], [100], no entanto, esta requer que para cada paciente, o conjunto de dados seja anotado por um cardiologista, o que a torna a deteção de PVC uma tarefa ineficiente. Por outro lado, apesar da primeira estratégia ser mais universal, as bases de dados continuam a ser limitadas, o que pode tornar a identificação correta de PVCs uma tarefa difícil em pacientes com condições inesperadas. Em ambas as duas estratégias as características do complexo QRS são extraídas, independentemente das características morfológicas circundantes do ECG. Em oposição a este método Couceiro et. al. [94] sugere uma abordagem em que as características de um batimento são obtidas pela comparação do mesmo com os batimentos vizinhos.

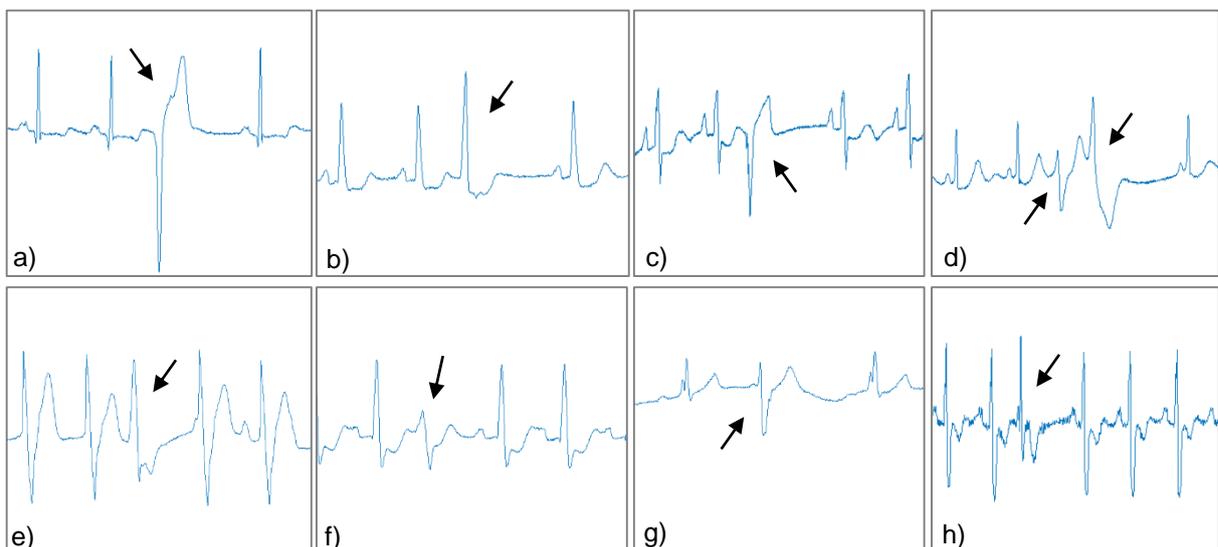


Figura 6.17: Exemplos de PVCs (setas) existentes nos sinais MLII da base de dados MIT-BIH *Arrhythmia* [91], [92]. a)-d) PVC rodeado de batimentos normais e)-f) PVC rodeado de batimentos anormais: e) batimentos *paced* f)-g) bloqueio esquerdo do feixe de His e h) bloqueio direito do feixe de His.

Neste trabalho, foram extraídas dos complexos QRS um série de características temporais, morfológicas e outras utilizando as funções de Hermite, no total de 33 características, seguindo três estratégias diferentes:

Abs: Simplesmente o cálculo do valor da característica do complexo QRS em causa;

R10: Comparação da característica do batimento em causa com os batimentos vizinhos existentes num intervalo de 10 segundos. Por exemplo, é calculada a área QRS de um batimento, sendo a característica obtida pelo quociente entre a área determinada e a média da área dos batimentos vizinhos;

Rant: Semelhante à anterior, com a diferença que a comparação é apenas feita com o batimento anterior.

Tabela 6.5: Resultados da análise de correlação entre diferentes classes.

F	Correlação								
	entre C1 e C2			entre C1 e C3			entre C3 e C4		
	Abs	R10	Rant	Abs	R10	Rant	Abs	R10	Rant
1	-0,214	-0,241	-0,141	-0,451	-0,521	-0,303	-0,066	-0,069	-0,048
2	-0,168	-0,189	-0,125	-0,349	-0,408	-0,202	-0,056	-0,057	-0,059
3	-0,082	-0,218	-0,176	-0,384	-0,528	-0,356	0,061	-0,062	-0,061
4	0,396	0,280	0,277	0,591	0,534	0,547	0,272	0,121	0,113
5	-0,007	0,051	0,070	0,151	0,129	0,140	-0,082	0,007	0,027
6	0,064	0,116	0,107	0,090	0,278	0,272	0,040	0,014	-0,001
7	-0,216	-0,002	0,006	-0,142	-0,011	0,005	-0,207	0,004	0,006
8	0,396	0,280	0,277	0,591	0,534	0,547	0,272	0,121	0,113
9	-0,337	-0,152	-0,067	-0,417	-0,327	-0,081	-0,249	-0,053	-0,044
10	0,169	0,002	-0,007	0,274	0,004	-0,013	0,087	0,001	-0,005
11	-0,246	-0,015	-0,006	-0,032	0,002	-0,025	-0,298	-0,022	0,003
12	-0,120	-0,002	-0,001	-0,257	-0,003	-0,021	-0,039	-0,001	0,008
13	0,517	0,281	0,276	0,597	0,520	0,529	0,455	0,134	0,118
14	-0,168	0,013	0,008	0,055	0,046	0,009	-0,229	-0,007	0,006
15	-0,013	-0,006	0,006	-0,031	-0,003	0,012	-0,002	-0,006	0,004
16	-0,332	0,242	0,022	-0,319	0,500	0,050	-0,290	0,073	0,001
17	-0,124	-0,001	0,003	-0,067	-0,001	0,002	-0,145	-0,001	0,004
18	0,462	0,361	0,341	0,518	0,700	0,714	0,372	0,160	0,126
19	0,466	0,368	0,346	0,536	0,699	0,729	0,392	0,182	0,139
20	0,231	0,020	0,008	0,356	0,033	0,013	0,153	0,011	0,006
21	-0,131	0,122	-0,001	-0,078	0,277	0,001	-0,126	0,023	-0,002
22	0,187	0,070	0,069	0,172	0,144	0,085	0,165	0,025	0,050
23	0,522	0,304	0,296	0,624	0,566	0,584	0,441	0,144	0,128
24	0,360	0,162	0,214	0,198	0,340	0,448	0,373	0,051	0,071
25	0,010	0,093	0,015	0,069	0,124	0,031	-0,019	0,078	0,003
26	0,195	0,134	0,022	0,106	0,230	0,137	0,194	0,076	0,014
27	-0,371	-0,001	-0,004	-0,412	-0,001	-0,008	-0,336	-0,001	-0,001
28	-0,181	0,002	0,005	-0,086	0,003	-0,001	-0,199	0,002	0,006
29	0,261	0,000	-0,004	0,218	0,000	-0,015	0,229	-0,001	0,006
30	-0,397	-0,002	0,007	-0,312	-0,005	0,015	-0,394	0,000	0,001
31	-0,237	-0,003	-0,004	-0,113	0,000	-0,003	-0,260	-0,004	-0,003
32	-0,051	0,001	-0,003	0,090	0,011	0,003	-0,116	-0,006	-0,005
33	0,500	0,259	0,190	0,686	0,512	0,449	0,444	0,114	0,029

Após o cálculo das características, procedeu-se a uma análise de correlação entre as diferentes classes de batimentos: batimentos normais (**C1**), batimentos não normais (**C2**), PVCs (**C3**) e batimentos não normais – não PVCs (**C4**). Esta análise teve por objetivo encontrar as características mais discriminativas das diferentes classes. Optou-

-se por agrupar os batimentos em quatro classes e não apenas em duas (normais e PVCs) na tentativa de encontrar características que pudessem não apenas discriminar os PVCs mas também a classe dos restantes batimentos anormais existentes na base de dados. Para o cálculo da correlação utilizou-se o coeficiente de Pearson. Os resultados estão presentes na Tabela 6.5, onde os melhores resultados estão assinalados a negrito.

Através dos resultados da correlação foram selecionadas 9 características para treino do classificador. A seguir é descrita cada uma delas.

Características temporais

F1_{RR10}: quociente entre o intervalo RR posterior (RR2, Figura 5.17) e o intervalo RR anterior (RR1, Figura 5.17) ao batimento a dividir pela média do mesmo quociente dos batimentos vizinhos num intervalo de 10 segundos.

F3_{RR10}: quociente do intervalo RR anterior ao batimento (RR1, Figura 5.17) e a média do mesmo intervalo dos batimentos vizinhos num intervalo de 10 segundos.

Características morfológicas

Para a determinação das características morfológicas, cada um dos complexos QRS foi segmentado 70 milissegundos à esquerda e 140 milissegundos à direita do pico R. A Figura 6.18 ilustra algumas das características morfológicas determinadas.

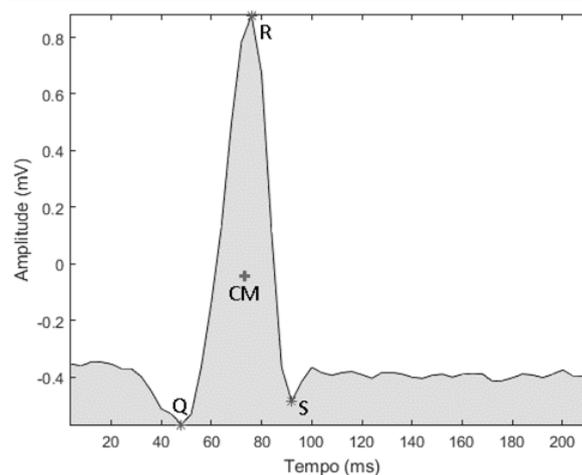


Figura 6.18: Complexo QRS segmentado e características morfológicas. As letras CM significam centro de massa, a zona sombreada representa a área do complexo QRS.

Para o cálculo destas características foi necessário determinar os picos Q e S. O pico Q corresponde ao mínimo da primeira deflexão negativa do complexo QRS, o pico R corresponde ao máximo da primeira deflexão positiva que segue o pico Q e o pico S corresponde ao máximo da deflexão positiva que segue o pico R (Figura 6.19 a). No caso

do complexo QRS apresentar uma morfologia invertida, considerou-se, para efeitos práticos, como pico R o mínimo do complexo e como picos Q e S os máximos adjacentes (Figura 6.19 b).

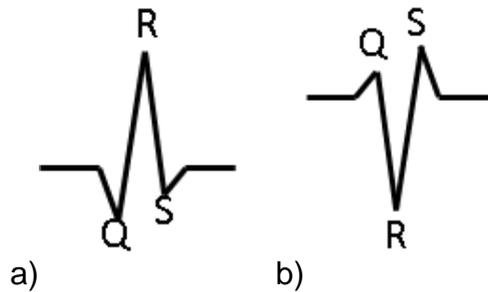


Figura 6.19: Indicação dos picos Q, R e S para um complexo “normal” e para um complexo invertido.

A determinação dos picos Q e S seguiu os seguintes passos:

1. Determina-se se o pico R corresponde a um máximo ou a um mínimo do sinal.
2. Determinação do pico Q para o caso do pico R ser um máximo: procura-se os mínimos à esquerda do pico R que sejam inferiores a metade da amplitude do pico R.
 - 2.1. Se não for encontrado nenhum mínimo, é considerado como pico Q, a primeira amostra do complexo segmentado.
 - 2.2. Se for encontrado apenas um mínimo, esse é considerado como pico Q.
 - 2.3. Se for encontrado mais de um mínimo, os dois mínimos mais próximos do pico R são comparados: se o segundo mínimo mais próximo tiver uma amplitude menor a um quarto da amplitude do pico R e se a diferença entre este e o primeiro mínimo mais próximo for menor do que -0,15, o segundo mínimo é considerado como pico Q. Caso contrário, o primeiro mínimo mais próximo é considerado como pico Q.
3. Determinação do pico S para o caso do pico R ser um máximo: procura-se os mínimos à direita do pico R que sejam inferiores a metade da amplitude do pico R.
 - 3.1. Se não for encontrado nenhum mínimo, é considerado como pico S, a amostra com o índice: $S_i = 2R_i - 1$, onde R_i representa a o índice do pico R.
 - 3.2. Se for encontrado apenas um mínimo, esse é considerado como pico S.
 - 3.3. Se for encontrado mais de um mínimo, segue-se o mesmo raciocínio de 2.3.
4. A determinação do pico Q, e S para o caso do pico R ser um mínimo, segue o mesmo raciocínio de 2 e 3, com a diferença que em vez de se procurar os mínimos, procuram-se os máximos.

As características morfológicas selecionadas na análise foram:

F8: índice horizontal do centro de massa do complexo QRS;

F8_{Rant}: quociente entre F8 do complexo QRS e F8 do complexo QRS anterior;

F13: índice (horizontal) do pico S;

F19_{Rant}: quociente entre a área do complexo QRS e área do complexo anterior;

F23: largura QS;

F23_{Rant}: quociente entre a largura QS e a mesma largura do complexo anterior.

No gráfico a) da Figura 6.20 está ilustrada a característica que obteve o índice de correlação mais elevado F19_{Rant} entre a classe dos batimentos normais e a classe dos PVCs para todos os batimentos existentes na base de dados. No gráfico b) está ilustrado o valor absoluto (i.e. sem comparação com o batimento anterior) da mesma característica. A partir dos gráficos é possível observar que a comparação da característica com o batimento vizinho permite uniformizar a sua variância entre os batimentos dos diferentes pacientes existentes na base de dados.

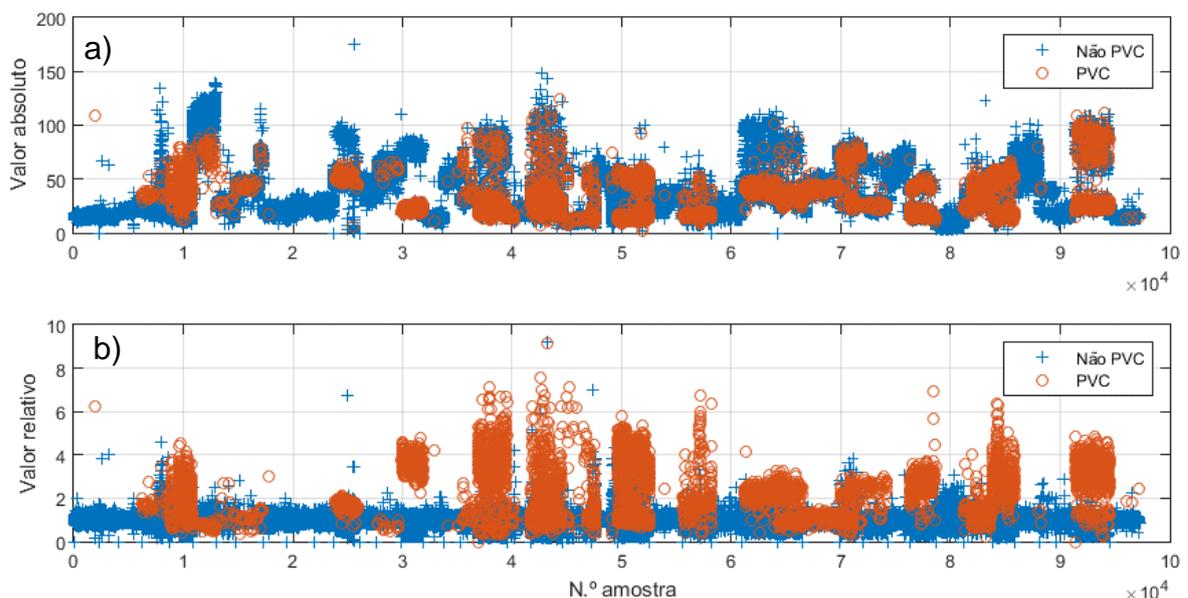


Figura 6.20: a) Valor absoluto da área do complexo QRS. b) Valor relativo da área do complexo QRS em relação ao batimento anterior.

Características Hermite

Este tipo de características foram obtidas utilizando as funções de Hermite. As funções Hermite são funções oscilatórias que convergem para 0 em $t = \infty$ e $t = -\infty$

(Figura 6.21). Este tipo de funções permite descrever um sinal, $x(t)$, como uma combinação de bases ortogonais, $\phi_n(t, \sigma)$:

$$\hat{x}(t) = \sum_{n=0}^{N-1} c_n(\sigma) \phi_n(t + \tau, \sigma) \quad (6.13)$$

$$\phi_n(t + \tau, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{\sigma 2^n n!} \sqrt{\pi}} e^{-\frac{(t+\tau)^2}{2\sigma^2}} H_n(t + \tau/\sigma) \quad (6.14)$$

c_n representa os coeficientes de Hermite e $H_n(t + \tau/\sigma)$ representa os polinómios de Hermite. Estes polinómios podem ser calculados recursivamente através de $H_n(t) = 2tH_{n-1}(t) - 2(n-1)H_{n-2}(t)$, onde $H_0(t) = 1$ e $H_1(t) = 2t$. O parâmetro σ representa o fator de escala e τ o fator de translação.

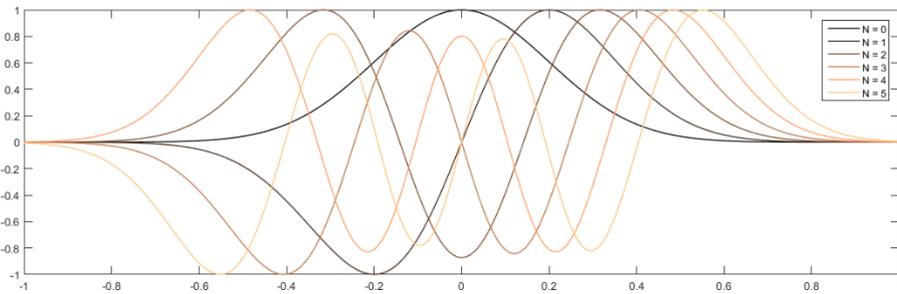


Figura 6.21: Funções de Hermite de ordem 0 a 5.

A aplicação das funções de Hermite na obtenção de características decorreu da seguinte forma:

1. Foi determinado um complexo QRS médio partindo de todos os batimentos normais existentes na base de dados. A este batimento adicionou-se uma extensão de 100ms de zeros à esquerda e à direita do batimento.
2. O batimento médio serviu para determinar os parâmetros de escala σ e translação τ ótimos para cada função de Hermite até a ordem 5 (Figura 6.22).
3. Usando os parâmetros de escala e translação, calculou-se os coeficientes de Hermite de ordem 5 (C) para cada um dos batimentos (X) da base de dados através da pseudo-inversa (H^+): $C = XH^+$
4. Por fim, calculou-se o sinal aproximado: $\hat{X} = CH$ e o respetivo erro dado por:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - \hat{x}(i))^2}{N} \quad (6.15)$$

Onde N é o número total de amostras, i , o índice da amostra, x o sinal original e \hat{x} , o sinal aproximado.

Na análise na correlação das características foram incluídos os coeficientes de Hermite e o erro. Sendo que apenas o erro foi selecionado como característica. Este corresponde a característica **F33**.

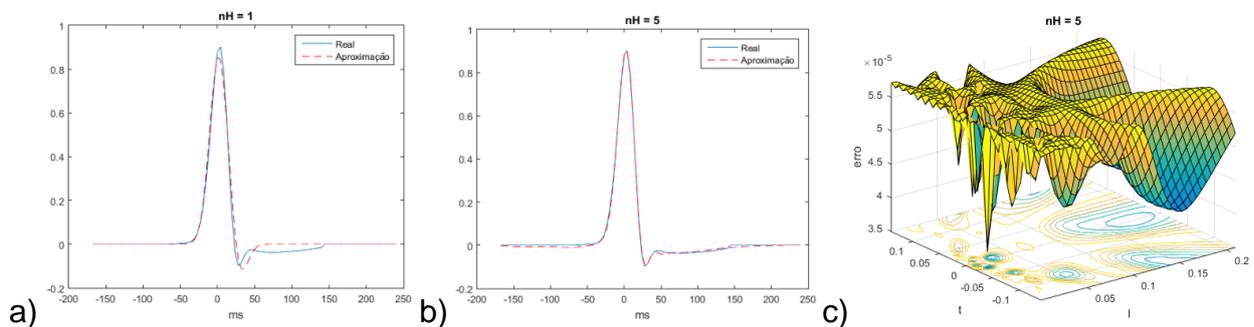


Figura 6.22: Aproximação de um complexo QRS por funções de Hermite. a) e b) Aproximação do complexo QRS com 2 e 6 bases Hermite c) Erro da aproximação do complexo QRS com 6 bases Hermite para vários valores de escala e translação.

6.3.2 Classificação

Para a classificação dos batimentos recorreu-se a uma árvore de decisão. Esta escolha baseou-se no facto das árvores de decisão serem classificadores relativamente simples, de fácil implementação e que permitem a compreensão das regras utilizadas para classificação. Ao contrário, do que, por exemplo, acontece com as redes neuronais e outras técnicas de *machine learning*, onde as regras de decisão estão fora da compreensão do utilizador.

O treino da árvore foi realizado com 70% dos batimentos retirados da base de dados, sendo os restantes utilizados para teste. No treino, foi variado número máximo de nós (divisões) da árvore (1 a 15 divisões máximas) de forma a controlar a complexidade da árvore. Foram realizados treinos para duas classes (PVCs e não-PVCs) e para três classes (normais, PVCs e outros), sendo que se obteve melhores resultados na deteção de PVCs utilizando as três classes.

A árvore de decisão obtida está ilustrada na Figura 6.23 e na Figura 6.24 estão presentes os resultados do treino e do teste. No treino obteve-se uma precisão de 82,2% e no teste 82,1%. Relativamente à deteção de PVCs, considerando apenas duas classes (PVCs e outros), obteve-se uma sensibilidade de 86.86% e uma especificidade de 97.91% para o treino e respetivamente 87,41% e 98,12 para o teste.

Em termos de desempenho computacional, este algoritmo demora em média 14.42 segundos a processar um sinal ECG de 30 minutos.

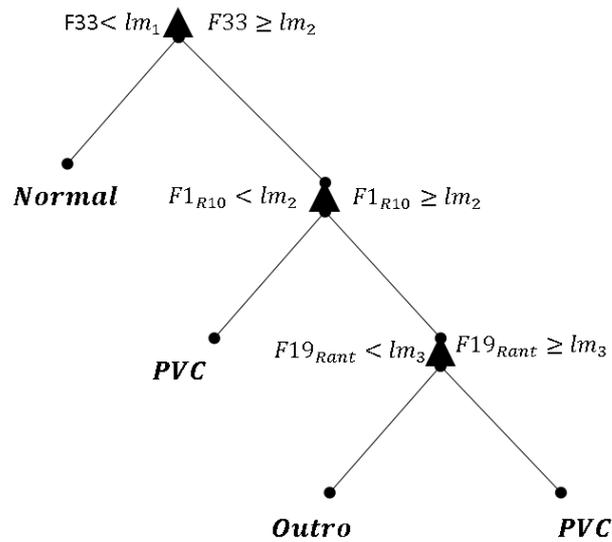


Figura 6.23: Árvore de decisão obtida. lm_i representam os limiares de decisão.

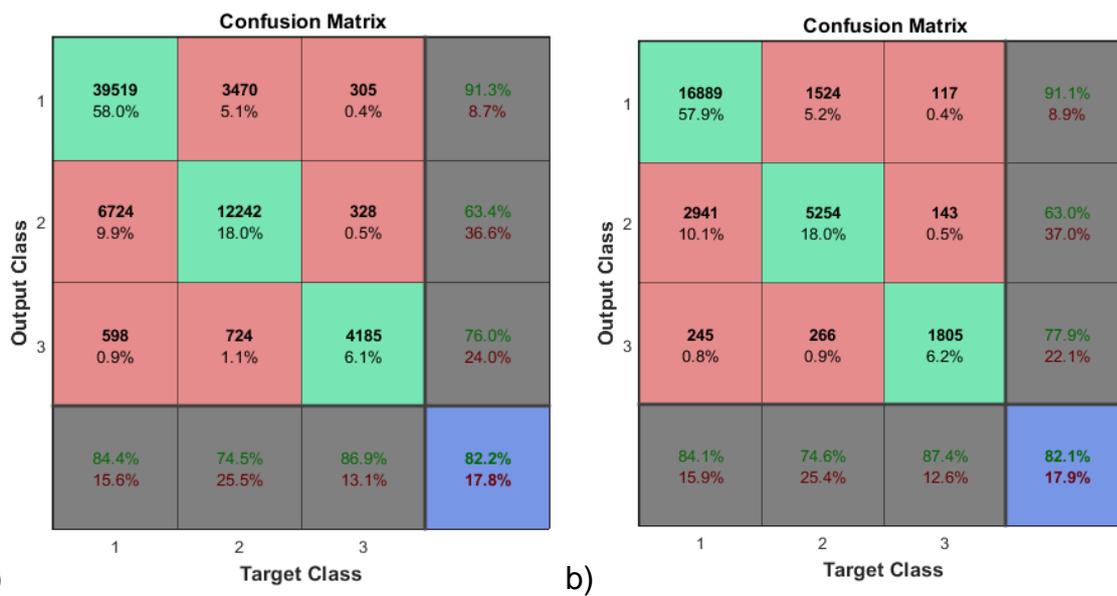


Figura 6.24: Matriz confusão resultante do treino (a) e teste (b) do classificador. Classes: 1 – Normal; 2 – Outro; 3 – PVC.

6.4 Agrupamento dos resultados

A última parte da implementação consistiu no desenvolvimento dos sub-módulos secundários (Figura 6.25). Estes recebem os resultados dos módulos principais, descritos nas seções anteriores e manipulando-os de forma a obter os resultados pretendidos (Tabela 4.1). A seguir é descrita a função de cada um deles.

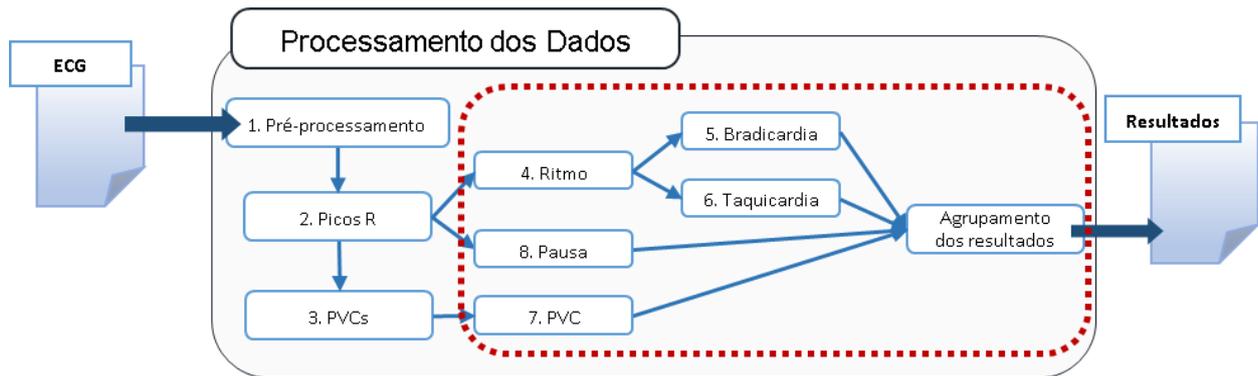


Figura 6.25: Esquema do módulo de processamento de ECG desenvolvido com destaque para os sub-módulos secundários.

Ritmo: recebe o vetor dos índices dos complexos QRS (batimentos) e calcula a frequência cardíaca. O cálculo da frequência cardíaca é apresentado para cada batimento. A frequência cardíaca para um batimento específico baseia-se na média de oito intervalos RR vizinhos, ou de quatro batimentos vizinhos, no caso do sinal ECG ser demasiado pequeno e não conter o número de batimentos suficiente ao cálculo. Este sub-módulo, para além, do vetor da frequência cardíaca, também devolve o valor médio da frequência cardíaca, o valor máximo e mínimo e os respetivos tempos de ocorrência. Este cálculo foi baseado no cálculo da frequência cardíaca utilizado num sistema Holter [110]. Neste a média é realizada com nove intervalos, tendo-se aqui adaptado para o caso do sinal ECG ser demasiado curto.

Bradicardia: percorre o vetor da frequência cardíaca, comparando-o com um limiar com o objetivo de detetar períodos de bradicardia. Devolve o número de períodos de bradicardia, a média da duração dos mesmos períodos e a duração do período mais longo.

Taquicardia: segue o mesmo raciocínio anterior. Devolve o número de períodos de taquicardia não sustentada e de taquicardia sustentada, a média dos períodos e o período máximo de taquicardia sustentada.

Pausa: analisa os intervalos RR, na procura de intervalos RR maiores a um limiar (pausas). Devolve o número de pausas e a duração da pausa maior.

PVCs: analisa os PVCs detetados, determinando o número de PVCs isolados, o número de PVCs que ocorrem aos pares, e o número de sequências de PVCs (mais de dois PVCs seguidos). Para além destes parâmetros, devolve também o número total de PVCs em sequência.

Os limiares aqui referidos são introduzidos como parâmetros de entrada, permitindo a sua personalização para cada paciente.

Por fim, existe um último sub-módulo que agrupa os resultados de todos os outros num só ficheiro/objeto, constituindo este o resultado de saída do módulo de processamento de ECG desenvolvido.

Capítulo 7 Conclusão e Trabalho futuro

Em primeiro lugar, o trabalho realizado evidenciou que, face às alterações demográficas que se tem assistindo, existe uma clara necessidade de mudança de paradigma na prestação de cuidados: focar a prestação de cuidados no paciente através da implementação de modelos de cuidados interdisciplinares que estimulem as capacidades do paciente, o seu autocuidado, a sua autonomia, independência e bem-estar. Nesta mudança, o desenvolvimento de ferramentas tecnológicas de saúde (*mHealth*, telemonitorização e telemedicina), possui um papel fulcral na medida em que estas tecnologias constituem um meio importante de monitorização à distância e de combate ao isolamento das populações mais velhas. Sendo que, a monitorização e o acompanhamento próximo é especialmente importante em pacientes crónicos, onde a ocorrência de episódios agudos é frequente e por norma leva à detioração da condição médica do paciente.

Este trabalho permitiu desenvolver as bases de um módulo de processamento de ECG que, quando inserido num sistema completo de telemonitorização de insuficiência cardíaca, possibilitará a monitorização regular e controlo de arritmias cardíacas à distância. Em relação aos principais algoritmos desenvolvidos (deteção de complexos QRS, deteção de ruído e deteção de PVCs) são de seguida elaboradas algumas conclusões.

O algoritmo de deteção de complexos QRS foi desenvolvido com sucesso. Os resultados médios obtidos com uma base de dados *standard* (MIT-BIH Arrhythmia) são muito bons (99,59% de sensibilidade e 100% de especificidade. Apesar deste tipo de algoritmos (algoritmos baseados na transformada de onduletas) ser, por norma, considerado computacionalmente pesado e numericamente ineficiente, o algoritmo implementado apresenta um tempo de computação aproximado de 31 segundos para um ECG de 30 minutos, o que, para um sistema de deteção *offline* se considerou aceitável. Este algoritmo também revelou uma significativa robustez ao ruído, o que constitui uma mais valia da utilização deste tipo de algoritmos para a deteção de

complexos QRS em sinais adquiridos por dispositivos portáteis em ambientes não controlados (onde a ocorrência de ruído é naturalmente maior).

A realização da análise da correlação entre as várias métricas estudadas e os níveis de ruído permitiu selecionar, dentro de um conjunto considerável de métricas, aquelas que possuíam mais potencial de serem usadas num sistema de classificação, constituindo, por isso, um passo importante no desenvolvimento do algoritmo de detecção de ruído. Para a elaboração do algoritmo, optou-se por um classificador constituído por uma série de regras simples, uma vez que, era objetivo que o algoritmo, também, pudesse ser implementado na aplicação android do sistema OneCare Sensing para a avaliação dos primeiros segundos dos sinais recolhidos, pelo que, o classificador não poderia ser muito complexo. Os resultados obtidos, 74,65% de sensibilidade e 92,90% de especificidade são considerados razoáveis.

No futuro, partindo da análise realizada às métricas, poderão ser explorados outros métodos de classificação de forma a melhorar o desempenho da detecção de ruído. Este novo algoritmo, mais complexo, poderá ser implementado no servidor, permitindo uma detecção mais fina do ruído, enquanto o algoritmo desenvolvido, aplicado na aplicação *android* permitirá uma filtragem mais básica dos sinais de pior qualidade.

Em relação, ao algoritmo de detecção de PVCs, o desenvolvimento deste também partiu da análise de correlações entre uma série parâmetros e diferentes classes de batimentos (normais, não-normais e PVCs), o que permitiu a filtragem de 33 potenciais características para 9. Para a classificação, optou-se por uma árvore de decisão. Esta escolha teve em conta o facto de as árvores de decisão serem classificadores simples e as respetivas regras de classificação serem compreensíveis. Para além disto considerou-se ser uma boa estratégia começar por utilizar classificadores mais simples em vez de partir logo para outros mais complexos, como por exemplo, redes neuronais.

Para a base de dados standard MIT-BIH Arrhythmia, os resultados obtidos na detecção de PVCs foram, para o teste, 87,41% de sensibilidade e 98,12% de especificidade. Estes são relativamente bons, tendo em conta a abordagem realizada. Sendo que no futuro, partindo na análise feita, poderão ser exploradas outras opções de métodos de classificação com o objetivo de melhorar o desempenho.

A avaliação do algoritmo de detecção de PVCs com sinais adquiridos pelo sistema OneCare Sensing não foi possível de ser realizada, uma vez nenhum dos sinais adquiridos continha este tipo de arritmia. Estava prevista a aquisição de sinais ECG, com o dispositivo da pluX, em pacientes de IC e pacientes com este tipo de arritmias

cardíacas. No entanto, por imprevistos e questões logísticas, apenas foi possível fazer quatro aquisições a quatro pacientes, sendo que nenhuma deles apresentava a arritmia em causa.

Concluindo, a maioria, dos objetivos iniciais deste projeto foram cumpridos. O trabalho desenvolvido constitui uma base essencial ao desenvolvimento de um sistema completo de monitorização cardíaca.

O trabalho futuro, passará pela realização de aquisições de ECG a pacientes cardíacos de forma a completar a validação dos algoritmos desenvolvidos e pela integração do módulo desenvolvido no sistema OneCare Sensing. Também poderão ser explorados outros métodos de classificação de forma a melhorar os desempenhos dos algoritmos.

Tendo em conta que os sinais ECG podem ter uma duração extensa (24horas) e os tempos de processamento podem ser muito longos, a integração do módulo desenvolvido no sistema OneCare poderá ser realizada recorrendo a ferramentas de processamento em paralelo. Os sinais extensos poderão ser segmentados, permitindo o processamento destes ao mesmo tempo (em paralelo) reduzindo, desta forma, o tempo total de processamento. Os resultados obtidos de cada sinal segmentado poderão ser combinados originando os mesmos resultados obtidos caso o sinal fosse processado por inteiro.

Bibliografia

- [1] “Why Population Aging Matters: A Global Perspective,” 2007. Disponível em: <https://www.nia.nih.gov/research/publication/why-population-aging-matters-global-perspective> [Acedido em 07-08-2015].
- [2] “World Population Prospects: Key findings & advance tables,” New York, 2015. Disponível em: http://esa.un.org/unpd/wpp/Publications/Files/Key_Findings_WPP_2015.pdf [Acedido em 07-09-2015].
- [3] “Projeções de População Residente 2012-2060,” 2014. Disponível em https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_destaques&DESTAQUESdest_boui=208819970&DESTAQUESmodo=2 [Acedido em 07-08-2015]
- [4] M. Carriço and M. Cappelletti, “Observador,” *O envelhecimento vai matar o SNS?*, 2015. [Online]. Disponível em: <http://observador.pt/especiais/o-envelhecimento-vai-matar-o-sns/>. [Acedido em 08-09-2015].
- [5] “Cuidados Inovadores para Condições Crônicas Cuidados Inovadores para Condições: Componentes Estruturais de Ação Crônicas,” 2002. Disponível em: <http://www.who.int/chp/knowledge/publications/icccportuguese.pdf> [Acedido em 08-09-2015].
- [6] “Portugal 2015 Ageing Report.” Disponível em: http://ec.europa.eu/economy_finance/structural_reforms/ageing/pdf/portugal_en.pdf [Acedido em 08-09-2015].
- [7] “Intel Across Healthcare:: Driving Innovation to Improve Quality,” 2015. Disponível em: <http://www.intel.com/content/www/us/en/healthcare-it/healthcare-intel-across-healthcare-paper.html> [Acedido em 08-09-2015].
- [8] “ISA Intellicare.” [Online]. Disponível em: <http://www.intellicare.pt/index.php/pt/products-pt>. [Acedido em 09-09-2015].
- [9] “Especialista24,” *Sopro no Coração (Sopro Cardíaco) – Tratamento, Sintomas, Causas, Tipos e Graus*, 2013. [Online]. Disponível em: <http://www.especialista24.com/sopro-coracao-sopro-cardiaco/>. [Acedido em: 10-09-2015].

- [10] “URGO MEDICAL,” *The venous system within the cardiovascular system*. [Online]. Disponível em: <http://www.urgo.co.uk/260-the-venous-system-within-the-cardiovascular-system>. [Acedido em: 10-09-2015].
- [11] J. Malmivuo and R. Plonsey, “The Heart,” in *Bioeletromagnetism*, New York, Oxford: OXFORD UNIVERSITY PRESS, 1995.
- [12] C. B. Lipman and T. Cascio, *ECG Avaliação e Interpretação*. Loures: LUSOCIÊNCIA, 2010.
- [13] “National Instruments,” *LabVIEW for ECG Signal Processing*, 2012. [Online]. Disponível em: <http://www.ni.com/tutorial/6349/en/#toc2>. [Acedido em: 12-09-2015].
- [14] Nicholas Patchett, “Wikipedia,” *Limb leads of EKG (Einthoven’s triangle)*. [Online]. Disponível em: https://en.wikipedia.org/wiki/File:EKG_limb_leads.png. [Acedido em: 10-09-2015].
- [15] A. Bharadwaj and U. Kamath, “EETimes,” *Design How-To Techniques for accurate ECG signal processing*, 2011. [Online]. Disponível em: http://www.eetimes.com/document.asp?doc_id=1278571. [Acedido em: 15-09-2015].
- [16] C. W. Yancy, M. Jessup, B. Bozkurt, J. Butler, D. E. Casey, M. H. Drazner, G. C. Fonarow, S. a. Geraci, T. Horwich, J. L. Januzzi, M. R. Johnson, E. K. Kasper, W. C. Levy, F. a. Masoudi, P. E. McBride, J. J. V McMurray, J. E. Mitchell, P. N. Peterson, B. Riegel, F. Sam, L. W. Stevenson, W. H. W. Tang, E. J. Tsai, and B. L. Wilkoff, “2013 ACCF/AHA guideline for the management of heart failure: A report of the american college of cardiology foundation/american heart association task force on practice guidelines,” *Circulation*, vol. 128, no. 16, 2013.
- [17] J. J. V McMurray, S. Adamopoulos, S. D. Anker, A. Auricchio, M. Böhm, K. Dickstein, V. Falk, G. Filippatos, C. Fonseca, M. A. Gomez-Sanchez, T. Jaarsma, L. Køber, G. Y. H. Lip, A. Pietro Maggioni, A. Parkhomenko, B. M. Pieske, B. a Popescu, P. K. Rønnevik, F. H. Rutten, J. Schwitter, P. Seferovic, J. Stepinska, P. T. Trindade, A. a Voors, F. Zannad, and A. Zeiher, “ESC Guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure 2012: The Task Force for the Diagnosis and Treatment of Acute and Chronic Heart Failure 2012 of the European Society of Cardiology. Developed in collaboration with the Heart,” *Rev. Port. Cardiol.*, vol. 32, no. 7–8, pp. e1–641–e61, 2013.

- [18] M. C. F. G. da Fonseca, “Insuficiência cardíaca. Uma epidemia do século XXI. O desafio do diagnóstico,” Faculdade de Ciências Médicas da Universidade Nova de Lisboa, 2008.
- [19] G. S. Bleumink, A. M. Knetsch, M. C. J. M. Sturkenboom, S. M. J. M. Straus, A. Hofman, J. W. Deckers, J. C. M. Witteman, and B. H. C. Stricker, “Quantifying the heart failure epidemic: Prevalence, incidence rate, lifetime risk and prognosis of heart failure - The Rotterdam Study,” *Eur. Heart J.*, vol. 25, no. 18, pp. 1614–1619, 2004.
- [20] P. Ponikowski, S. D. Anker, K. F. AlHabib, M. R. Cowie, T. L. Force, S. Hu, T. Jaarsma, H. Krum, V. Rastogi, L. E. Rohde, U. C. Samal, H. Shimokawa, B. Budi Siswanto, K. Sliwa, and G. Filippatos, “Heart failure: preventing disease and death worldwide,” *ESC Hear. Fail.*, vol. 1, no. 1, pp. 4–25, Sep. 2014.
- [21] M. R. Cowie, S. D. Anker, J. G. Cleland, G. M. Felker, G. Filippatos, T. Jaarsma, P. Jourdain, E. Knight, B. Massie, P. Ponikowski, and J. López-Sendón, “Improving care for patients with acute heart failure Before , during and after hospitalization,” Oxford, 2014.
- [22] C. Berry, D. R. Murdoch, and J. J. McMurray, “Economics of chronic heart failure.,” *Eur. J. Hear. Fail. J. Work. Gr. Hear. Fail. Eur. Soc. Cardiol.*, vol. 3, no. 3, pp. 283–291, 2001.
- [23] A. Bundkirchen, R.H.G. Schwinger, “Epidemiology and economic burden of chronic heart failure,” *Eur. Hear. J. Suppl.*, vol. 6, pp. D57–D60, 2004.
- [24] S. Stewart, K. MacIntyre, S. Capewell, and J. J. V McMurray, “Heart failure and the aging population: an increasing burden in the 21st century?,” *Heart*, vol. 89, no. 1, pp. 49–53, 2003.
- [25] P. A. Heidenreich, N. M. Albert, L. A. Allen, D. A. Bluemke, J. Butler, G. C. Fonarow, J. S. Ikonomidis, O. Khavjou, M. A. Konstam, T. M. Maddox, G. Nichol, M. Pham, I. L. Piña, and J. G. Trogon, “Forecasting the Impact of Heart Failure in the United States: A Policy Statement From the American Heart Association,” *Circ. Hear. Fail.*, Apr. 2013.
- [26] R. S. Gardner and C. E. Jackson, “The classical causes of heart failure,” in *Oxfors texbook of Hear Failure*, T. A. McDonagh, R. S. Gardner, A. L. Clark, and H. J. Dargie, Eds. Oxford New York: OXFORD UNIVERSITY PRESS, 2011, pp. 29–38.

- [27] K. K. L. Ho, J. L. Pinsky, W. B. Kannel, and D. Levy, "PART II: NEW INSIGHTS INTO THE EPIDEMIOLOGY AND The Epidemiology of Heart Failure: The Framingham Study," *JACC*, vol. 22, no. 4, p. 6A–13A, 1993.
- [28] "American Heart Association," *Types of Heart Failure*, 2015. [Online]. Disponível em: http://www.heart.org/HEARTORG/Conditions/HeartFailure/AboutHeartFailure/Types-of-Heart-Failure_UCM_306323_Article.jsp. [Acedido em: 16-08-2015].
- [29] R. Wexler, T. Elton, A. Pleister, and D. Feldman, "Cardiomyopathy: An overview," *American Family Physician*, vol. 79, no. 9. pp. 778–784, 2009.
- [30] M. R. Zile and D. L. Brutsaert, "New concepts in diastolic dysfunction and diastolic heart failure: Part I: Diagnosis, prognosis, and measurements of diastolic function," *Circulation*, vol. 105, no. 11, pp. 1387–1393, 2002.
- [31] F. Ceia and C. Fonseca, "Insuficiência cardíaca:," *Factores de Risco*, vol. 5, no. 1, pp. 39–45, 2007.
- [32] Fran Milner, "EMSWORLD," *Patient Care April 2015 Diagnosis and Treatment of the Patient With Heart Failure*, 2015. [Online]. Disponível em: <http://www.emsworld.com/article/12053437/diagnosis-and-treatment-of-the-patient-with-heart-failure>. [Acedido em: 16-08-2015].
- [33] L. A. Allen, L. W. Stevenson, K. L. Grady, N. E. Goldstein, D. D. Matlock, R. M. Arnold, N. R. Cook, G. M. Felker, G. S. Francis, P. J. Hauptman, E. P. Havranek, H. M. Krumholz, D. Mancini, B. Riegel, and J. A. Spertus, "Decision Making in Advanced Heart Failure: A Scientific Statement From the American Heart Association," *Circulation*, vol. 125, no. 15, pp. 1928–1952, Apr. 2012.
- [34] "Chronic heart failure: Management of chronic heart failure in adults in primary and secondary care," 2010. Disponível em: <http://www.nice.org.uk/guidance/cg108/resources/guidance-chronic-heart-failure-pdf> [Acedido em 19-08-2015]
- [35] J. P. Riley and M. R. Cowie, "Monitoring," in *Oxford textbook oh Heart Failure*, T. A. McDonagh, R. S. Gardner, A. L. Clark, and H. J. Dargie, Eds. Oxford New York: OXFORD UNIVERSITY PRESS, 2011, pp. 576–584.
- [36] F. Henry H. Hsia, MD, "Evaluation of Palpitations," in *A Clinician's Guide to Ambulatory Diagnosis and Treatmen*, F. Mariell L. Jessup, MD , FACC and F. Evan Loh, MD , FACC, Eds. Totowa, New Jersey: HUMANA PRESS, 2009, pp. 69–85.

- [37] Ashley M. Nisbet and D. T. Connelly, "Arrhythmias," in *Oxford textbook of Heart Failure*, T. A. McDonagh, R. S. Gardner, A. L. Clark, and H. J. Dargie, Eds. Oxford New York: OXFORD UNIVERSITY PRESS, 2011, pp. 369–381.
- [38] W. & Wilkins and Lippincott, *ECG Interpretation Made Incredibly Easy*, 5th ed. Wolters Kluwer Health, 2005.
- [39] C. Sousa, S. Leite, R. Lagido, L. Ferreira, J. Silva-Cardoso, and M. J. Maciel, "Telemonitoring in heart failure: A state-of-the-art review," *Rev. Port. Cardiol.*, vol. 33, no. 4, pp. 229–239, 2014.
- [40] S. Spinsante, "Home telehealth in older patients with heart failure – costs , adherence , and outcomes," *Smart Homecare Technol. TeleHealth*, vol. 2, pp. 93–104, 2014.
- [41] M. S. C. PINTO, "Desenvolvimento de uma aplicação móvel para pré-diagnóstico e monitorização," Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, 2014.
- [42] M. Elgendi, B. Eskofier, S. Dokos, and D. Abbott, "Revisiting QRS detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ECG systems," *PLoS One*, vol. 9, no. 1, 2014.
- [43] B. U. Köhler, C. Hennig, and R. Orglmeister, "The principles of software QRS detection: Reviewing and Comparing Algorithms for Detecting this Important ECG Waveform," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 21, no. 1, pp. 42–57, 2002.
- [44] R. Oweis and B. Al-Tabbaa, "QRS Detection and Heart Rate Variability Analysis: A Survey," *Biomed. Sci. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 13–34, 2014.
- [45] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [46] Y. Sun, K. L. Chan, and S. M. Krishnan, "ECG signal conditioning by morphological filtering," *Comput. Biol. Med.*, vol. 32, pp. 465–479, 2002.
- [47] S. Yazdani and J. Vesin, "Adaptive Mathematical Morphology for QRS Fiducial Points Detection in the ECG," *Comput. Cardiol. (2010)*, vol. 41, pp. 725–728, 2014.
- [48] C. Hennig, R. Orglmeister, and B. E. Group, "QRS Detection Using Zero Crossing Counts," *Prog. Biomed. Res.*, vol. 8, no. 3, pp. 138–145, 2003.
- [49] N. Uchaipichat and S. Inban, "Development of QRS Detection using Short-time Fourier Transform based Technique," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. CASCT, no. 1, pp. 7–10, 2010.

- [50] D. L. Fugal, "WAVELETS: 'BEYOND COMPARISON.'" Disponível em: <http://www.atcourses.com/Wavelets - Beyond Comparison by Lee Fugal.pdf> [Acedido em 15-09-2015]
- [51] S. Mallat and W. L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 617–643, 1992.
- [52] Victor, "MQL5," *Introduction to the empirical mode decomposition method*, 2012. [Online]. Disponível em: <https://www.mql5.com/en/articles/439>. [Acedido em: 22-08-2015].
- [53] S. Pal and M. Mitra, "Empirical mode decomposition based ECG enhancement and QRS detection," *Comput. Biol. Med.*, vol. 42, no. 1, pp. 83–92, 2012.
- [54] S. A. Taouli and F. Bereksi-Reguig, "Detection of QRS Complexes in ECG Signals Based on Empirical Mode Decomposition," *Glob. J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 11, no. 20, 2011.
- [55] "Universidad de Granada," *What is Soft Computing?*, 2008. [Online]. Disponível em: http://modo.ugr.es/en/soft_computing. [Acedido em: 15-09-2015].
- [56] F. Barra, "PET ENGENHARIA CIVIL UFJF," *Redes neurais artificiais*, 2013. [Online]. Disponível em: <http://blogdopetcivil.com/2013/07/05/redes-neurais-artificiais/>. [Acedido em: 15-09-2015].
- [57] M. A. Tafner, "Cérebro&Mente," *O Que São as Redes Neurais Artificiais*, 1998. [Online]. Disponível em: <http://www.cerebromente.org.br/n05/tecnologia/rna.htm>. [Acedido em: 15-09-2015].
- [58] Q. Xue and W. J. Tompkins, "Neural-Network-Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 39, no. 4, pp. 317–329, 1992.
- [59] T. Kovacs, "Genetics-based Machine Learning," 2009. Disponível em <http://www.cs.bris.ac.uk/~kovacs/publications/gbml-survey/gbml-text.pdf> [Acedido em 15-09-2015].
- [60] U. Qidwai and M. Shakir, "Filter Bank Approach to Critical Cardiac Abnormalities Detection using ECG data under Fuzzy Classification," *Int. J. Comput. Inf. Ind. Manag. Appl.*, vol. 5, pp. 405–412, 2012.
- [61] Y. C. Yeh, W. J. Wang, and C. W. Chiou, "Heartbeat case determination using fuzzy logic method on ECG signals," *Int. J. Fuzzy Syst.*, vol. 11, no. 4, pp. 250–261, 2009.
- [62] G. N. Golpayegani and A. H. Jafari, "A novel approach in ECG beat recognition using adaptive neural fuzzy filter," *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 02, pp. 80–85, 2009.

- [63] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, "Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, no. 11, pp. 1137–1141, 1995.
- [64] P. Trahanias and E. Skordalakis, "Syntactic pattern recognition of the ECG," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 12, no. 7, pp. 648–657, 1990.
- [65] G. D. Clifford, "ECG Statistics, Noise, Artifacts, and Missing Data," in *Advanced Methods & Tools for ECG Data Analysis*, G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. McSharry, Eds. pp. 55–99.
- [66] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M. A. Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint, and H. T. Nagle, "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 1, pp. 85–98, 1990.
- [67] H. Xia, G. a Garcia, J. C. McBride, A. Sullivan, T. De Bock, J. Bains, D. C. Wortham, and X. Zhao, "Computer algorithms for evaluating the quality of ECGs in real time," *2011 Comput. Cardiol.*, pp. 369–372, 2011.
- [68] J. Kuzilek, M. Huptych, V. Chudacek, J. Spilka, and L. Lhotska, "Data driven approach to ECG signal quality assessment using multistep SVM classification," *Comput. Cardiol. Hangzhou, China, Sept. 18th-21st, 2011*, pp. 453–455, 2011.
- [69] G. D. Clifford, D. Lopez, Q. Li, and I. Rezek, "Signal quality indices and data fusion for determining acceptability of electrocardiograms collected in noisy ambulatory environments," *2011 Comput. Cardiol.*, pp. 285–288, 2011.
- [70] V. Batchvarov, K. Hnatkova, and M. Malik, "Assessment of noise in digital electrocardiograms.," *Pacing Clin. Electrophysiol.*, vol. 25, no. 4 Pt 1, pp. 499–503, 2002.
- [71] S. Oh, "A new quality measure in electrocardiogram signal," University of Florida, 2004.
- [72] B. Hjorth and A. Elema-Schönander, "EEG analysis based on time domain properties," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 29, no. 3, pp. 306–310, 1970.
- [73] B. Aldecoa Sanchez del Rio, T. Lopetegi, and I. Romero, "Assessment of different methods to estimate electrocardiogram signal quality," *Comput. Cardiol. 2011*, vol. 38, pp. 609–612, 2011.
- [74] J. Behar, J. Oster, Q. Li, and G. D. Clifford, "A Single Channel ECG Quality Metric," *Comput. Cardiol. (2010).*, vol. 39, pp. 381–384, 2012.

- [75] S. Zaunseder, R. Huhle, and H. Malberg, "CinC challenge — Assessing the usability of ECG by ensemble decision trees," *2011 Comput. Cardiol.*, pp. 277–280, 2011.
- [76] G. D. Clifford, J. Behar, Q. Li, and I. Rezek, "Signal quality indices and data fusion for determining clinical acceptability of electrocardiograms," *Physiol. Meas.*, vol. 33, no. 9, pp. 1419–1433, 2012.
- [77] C. Watford, "EMS 12-Lead," *Understanding ECG Filtering*, 2014. [Online]. Disponível em: <http://www.ems12lead.com/2014/03/10/understanding-ecg-filtering/>. [Acedido em: 15-09-2015].
- [78] D. Hayn, B. Jammerbund, and G. Schreier, "ECG Quality Assessment for Patient Empowerment in mHealth Applications Introduction Criterion A1 – Signal amplitude Criterion A2 – Spike detection Criterion A4 – Total length of remaining signal Criterion B – Number of lead crossing points Criterion D – Q," *Comput. Cardiol.*, vol. 38, pp. 353–356, 2011.
- [79] B. E. Moody, "Rule-based methods for ECG quality control," *2011 Comput. Cardiol.*, pp. 361–363, 2011.
- [80] A. Orozco-Duque, F. J. Martinez-Tabares, J. Gallego, C. A. Rodriguez, I. D. Mora, G. Castellanos-Dominguez, and J. Bustamante, "Classification of Premature Ventricular Contraction based on Discrete Wavelet Transform for Real Time Applications," *Heal. Care Exch. (PAHCE), 2013 Pan Am.*, no. April 29 2013-May 4 2013, pp. 1–5, 2013.
- [81] N. Alajlan, Y. Bazi, F. Melgani, S. Malek, and M. Bencherif, "Detection of premature ventricular contraction arrhythmias in electrocardiogram signals with kernel methods," *Signal, Image Video Process.*, vol. 8, no. 5, pp. 931–942, 2014.
- [82] I. Güler and E. D. Übeyli, "ECG beat classifier designed by combined neural network model," *Pattern Recognit.*, vol. 38, no. 2, pp. 199–208, 2005.
- [83] W. Jatmiko, W. P. Nulad, E. M. I, and I. M. A. Setiawan, "Heart Beat Classification Using Wavelet Feature Based on Neural Network," vol. 10, no. 1, pp. 17–26, 2011.
- [84] T. H. Linh, S. Osowski, and M. Stodolski, "On-line heart beat recognition using hermite polynomials and neuro-fuzzy network," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 52, no. 4, pp. 1224–1231, 2003.
- [85] Gil, Alberto, Caffarena, Gabriel, Márquez, D. G., Otero, and Abraham, "Hermite Polynomial Characterization of Heartbeats with Graphics Processing Units," in

- International Work-Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2014, pp. 527–538.
- [86] M. Lagerholm and G. Peterson, “Clustering ECG complexes using hermite functions and self-organizing maps,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 7, pp. 838–848, 2000.
- [87] A. de C. Marques, “Detecção de Taquicardias Ventriculares por Redes Neurais e Máquinas de Vetores de Suporte,” Universidade de Coimbra, 2007.
- [88] M. L. Talbi and a. Charef, “PVC discrimination using the QRS power spectrum and self-organizing maps,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 94, no. 3, pp. 223–231, 2009.
- [89] I. Christov, I. Jekova, and G. Bortolan, “Premature ventricular contraction classification by the Kth nearest-neighbours rule.,” *Physiol. Meas.*, vol. 26, no. 1, pp. 123–130, 2005.
- [90] S. Nahar and S. Bin Munir, “Automatic detection of premature ventricular contraction beat using morphological transformation and cross-correlation,” *3rd Int. Conf. Signal Process. Commun. Syst. ICSPCS’2009 - Proc.*, pp. 1–4, 2009.
- [91] G. B. Moody and R. G. Mark, “The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Data Base,” *Eng. Med. Biol. Mag. IEEE*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, 2002.
- [92] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals ,” *Circ.* , vol. 101 , no. 23 , pp. e215–e220, Jun. 2000.
- [93] O. Sayadi, M. B. Shamsollahi, and G. D. Clifford, “Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based Bayesian framework.,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 2, pp. 353–362, 2010.
- [94] R. Couceiro, P. Carvalho, J. Henriques, and M. Antunes, “On the detection of Premature Ventricular Contractions.,” *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2008, pp. 1087–1091, 2008.
- [95] A. Ebrahimzadeh and A. Khazaei, “Detection of premature ventricular contractions using MLP neural networks: A comparative study,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 43, no. 1, pp. 103–112, 2010.

- [96] J. Zhou, "Automatic detection of premature ventricular contraction using quantum neural networks," *Third IEEE Symp. Bioinforma. Bioeng. 2003. Proceedings.*, pp. 169–173, 2003.
- [97] B. R. Ribeiro, J. H. Henirques, a. M. Marques, and M. a. Antunes, "Manifold learning for premature ventricular contraction detection," *Comput. Cardiol.*, vol. 35, pp. 917–920, 2008.
- [98] H. L. Chan, C. L. Wang, S. C. Fang, P. K. Chao, and J. Da Wei, "Recognition of ventricular extrasystoles over the reconstructed phase space of electrocardiogram," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 38, no. 3, pp. 813–823, 2010.
- [99] O. Wieben, V. X. Afonso, and W. J. Tompkins, "Classification of premature ventricular complexes using filter bank features, induction of decision trees and a fuzzy rule-based system.," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 37, no. 5, pp. 560–565, 1999.
- [100] G. Bortolan, I. Jekova, and I. Christov, "Comparison of four methods for premature ventricular contraction and normal beat clustering," *Comput. Cardiol.*, vol. 32, pp. 921–924, 2005.
- [101] J.-W. Ahn and S. Y. Syn, "Self Organizing Map Tutorial System," *Self-Organizing Maps*, 2005. [Online]. Disponível em: <http://www.pitt.edu/~is2470pb/Spring05/FinalProjects/Group1a/tutorial/som.html>. [Acedido em: 16-09-2015].
- [102] "neural networks with java," *Kohonen Feature Map*. [Online]. Disponível em: <http://www.nnwj.de/kohonen-feature-map.html>. [Acedido em: 16-Sep-2015].
- [103] R. Burns and R. Burns, "Discriminant Analysis," in *Business Research Methods and Statistics Using SPSS*, .
- [104] and C.-J. L. Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, "A Practical Guide to Support Vector Classification," *BJU Int.*, vol. 101, no. 1, pp. 1396–400, 2008.
- [105] L. Pei, J. Liu, R. Guinness, Y. Chen, H. Kuusniemi, and R. Chen, "Using LS-SVM based motion recognition for smartphone indoor wireless positioning.," *Sensors (Basel)*, vol. 12, no. 5, pp. 6155–75, Jan. 2012.
- [106] "GFBioinfo," *Árvores de Decisão*. [Online]. Disponível em: <http://web.tecnico.ulisboa.pt/ana.freitas/bioinformatics.ath.cx/bioinformatics.ath.cx/indexf23d.html?id=199>. [Acedido em: 18-09-2015].

- [107] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna, "A Wavelet-Based ECG Delineator Evaluation on Standard Databases," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 4, pp. 570–581, 2004.
- [108] J. S. Sahambi, S. N. Tandon, and R. K. P. Bhatt, "Using Wavelet Transforms for ECG Characterization. An on-line Digital Signal Processing System.," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 16, no. 1, pp. 77–83, 1997.
- [109] M. R. Moody GB, Muldrow WE, "A noise stress test for arrhythmia detectors," *Comput. Cardiol.*, vol. 11, pp. 381–384, 1984.
- [110] "Holter-systement: Instruções de utilização." Disponível em: http://intl.welchallyn.com/documents/Cardiopulmonary/Holter/006-700-0041_WA_Holter_System_User_Manual_Portuguese.pdf [Acedido em 20-09-2015].

Anexo A: Algoritmos de Detecção de QRS

Tabela A.1 Comparação de vários algoritmos de detecção de complexos QRS avaliados com a base de dados de dados MIT/BIH. Se significa sensibilidade e +P preditividade positiva. * Indica que a base de dados padrão não foi utilizada na sua totalidade e ** significa que foi utilizada uma base de dados diferente do padrão. Dados retirados de [42], [43].

Algoritmo	Tipo de Método	Mínimo (Se,+P)	Esforço Computacional	Eficiência Numérica
Afonso et al.	Bancos de Filtros	>99%	Baixo	---
Fischer et al. **	<i>Vetocardiograma</i>	>99%	Baixo	---
Kohama et al. *	Filtros digitais	>99%	Baixo	---
Kohler et al.	Cruzamento zeros	>99%	Baixo	---
Yu et al. **	Filtros digitais	>99%	Baixo	---
Hamilton & Tompkins	Filtros digitais	>99%	Médio	---
Belforte et al. **	Métodos sintáticos	>99%	Elevado	---
Hu et al. *	Redes neuronais	>99%	Elevado	---
Inoue & Miyazaki	WT	>99%	Elevado	---
Li et al.	WT	>99%	Elevado	---
Sahambi et al. *	WT	>99%	Elevado	---
Xue et al. *	Redes neuronais	>99%	Elevado	---
Elgendi	Filtros digitais	>99%	---	Elevada
Chiarugi et al.	Filtros digitais	>99%	---	Elevada
Christov	Filtros digitais	>99%	---	Elevada
Martinez et al. **	WT	>99%	---	Média
Moraes et al. **	Filtros + derivadas	>99%	---	Média
Zidelmal	WT	>99%	---	Média
Arzeno et al.	Filtros + derivadas	>99%	---	Média
Chouhan and Mehta	Filtros digitais	>99%	---	Média
Arzeno et al. e Benitez et al.	HHT	>99%	---	Média
Ghaffari et al.	WT	>99%	---	Baixa
Bahoura et al.	WT	>99%	Medio	---
Dobbs et al. **	Filtros coincidentes	>99%	Medio	---
Poli et al.	Algoritmos genéticos	>99%	Medio	---
Ruha et al. *	Filtros coincidentes	>99%	Medio	---
Vijaya et al. *	Redes neuronais	>99%	Medio	---
Suppappola & Sun	Filtros digitais	95-99%	Baixo	---
Coast et al. *	Modelos ocultos de Markov	95-99%	Elevado	---
Sörnmo et al. **	Estimação MAP	95-99%	Elevado	---
Udupa & Murthy **	Métodos Sintáticos	95-99%	Elevado	---
Elgendi et al.	Filtros digitais	95-99%	---	Média
Zheng and Wu	DWT	95-99%	---	Baixa
Choukri	WT	95-99%	---	Baixa
Kadambe et al.*	DWT	95-99%	Medio	---
Trahanias *	Morfologia Matemática	90-95%	Baixo	---
Papakonstantinou et al. *	Métodos Sintáticos	90-95%	Elevado	---
Ligtenberg & Kunt **	Filtros digitais	<90%	Medio	---

Anexo B: Resultados da Detecção de QRS

Tabela B.1: Resultados da validação do algoritmo de deteção de complexos QRS com a base de dados MIT-BIH Arrhythmia [91]. A tracejado estão assinalados os ficheiros cuja sensibilidade ou especificidade é inferior a 90%. SE: sensibilidade, SP: especificidade, P+: Preditividade positiva.

Ficheiro	Derivação	Nº batimentos	Nº bat. Detetados	Diferença batimentos	SE (%)	SP (%)	P+ (%)
100	MLII	2273	2273	0	100,00	100,00	100,00
100	V5	2273	2271	-2	99,87	100,00	99,96
101	MLII	1865	1866	1	99,95	100,00	99,89
101	V1	1865	4407	2542	72,01	99,32	30,47
102	V5	2187	2187	0	99,18	100,00	99,18
102	V2	2187	2184	-3	44,72	99,73	44,78
103	MLII	2084	2084	0	100,00	100,00	100,00
103	V2	2084	2184	100	95,15	99,96	90,80
104	V5	2229	2255	26	95,33	99,97	94,24
104	V2	2229	2341	112	95,78	99,95	91,20
105	MLII	2572	2693	121	97,86	99,96	93,46
105	V1	2572	3056	484	86,08	99,81	72,45
106	MLII	2027	1990	-37	97,58	100,00	99,40
106	V1	2027	2273	246	83,08	99,87	74,09
107	MLII	2137	2534	397	99,34	99,91	83,78
107	V1	2137	2137	0	4,07	99,54	4,07
108	MLII	1763	2110	347	95,97	99,91	80,19
108	V1	1763	1836	73	90,07	99,94	86,49
109	MLII	2532	2528	-4	99,72	100,00	99,88
109	V1	2532	2533	1	99,64	100,00	99,61
111	MLII	2124	2154	30	98,59	99,99	97,21
111	V1	2124	2126	2	98,92	99,99	98,82
112	MLII	2539	2554	15	99,92	100,00	99,33
112	V1	2539	2597	58	98,39	99,98	96,19
113	MLII	1795	1795	0	100,00	100,00	100,00
113	V1	1795	1800	5	100,00	100,00	99,72
114	MLII	1879	1879	0	100,00	100,00	100,00
114	V5	1879	1890	11	99,79	100,00	99,21
115	MLII	1953	1953	0	100,00	100,00	100,00
115	V1	1953	1962	9	99,49	100,00	99,03
116	MLII	2412	2391	-21	99,09	100,00	99,96
116	V1	2412	2421	9	99,96	100,00	99,59
117	MLII	1535	1540	5	100,00	100,00	99,68
117	V2	1535	1536	1	100,00	100,00	99,93
118	MLII	2278	2281	3	100,00	100,00	99,87
118	V1	2278	2282	4	99,91	100,00	99,74
119	MLII	1987	2020	33	100,00	99,99	98,37
119	V1	1987	1997	10	100,00	100,00	99,50
121	MLII	1863	1866	3	99,84	100,00	99,68
121	V1	1863	1878	15	99,57	99,99	98,78
122	MLII	2476	2476	0	99,96	100,00	99,96
122	V1	2476	2479	3	87,84	99,93	87,74
123	MLII	1518	1518	0	99,93	100,00	99,93
123	V5	1518	1519	1	99,87	100,00	99,80
124	MLII	1619	1619	0	99,44	100,00	99,44

124	V4	1619	1617	-2	92,46	99,97	92,58
200	MLII	2601	2607	6	99,69	100,00	99,46
200	V1	2601	1418	-1183	47,75	99,96	87,59
202	MLII	2136	2140	4	99,81	100,00	99,63
202	V1	2136	2147	11	99,81	100,00	99,30
203	MLII	2980	2979	-1	98,46	99,99	98,49
203	V1	2980	3388	408	93,15	99,86	81,94
205	MLII	2656	2653	-3	99,89	100,00	100,00
205	V1	2656	2702	46	99,13	99,98	97,45
207	MLII	2332	2201	-131	86,49	99,96	91,64
207	V1	2332	2205	-127	85,85	99,95	90,79
208	MLII	2955	2952	-3	99,02	99,99	99,12
208	V1	2955	2272	-683	69,78	99,95	90,76
209	MLII	3005	3012	7	99,97	100,00	99,73
209	V1	3005	3492	487	89,98	99,82	77,43
210	MLII	2650	2649	-1	99,32	100,00	99,36
210	V1	2650	2872	222	95,21	99,92	87,85
212	MLII	2748	2752	4	100,00	100,00	99,85
212	V1	2748	1943	-805	65,87	99,97	93,15
213	MLII	3251	3249	-2	99,94	100,00	100,00
213	V1	3251	3251	0	99,94	100,00	99,94
214	MLII	2262	2261	-1	99,60	100,00	99,65
214	V1	2262	2258	-4	99,07	100,00	99,25
215	MLII	3363	3363	0	99,97	100,00	99,97
215	V1	3363	3420	57	99,20	99,98	97,54
217	MLII	2208	2210	2	99,68	100,00	99,59
217	V1	2208	2075	-133	82,38	99,94	87,66
219	MLII	2154	2154	0	100,00	100,00	100,00
219	V1	2154	2150	-4	99,81	100,00	100,00
220	MLII	2048	2047	-1	99,95	100,00	100,00
220	V1	2048	2052	4	99,85	100,00	99,66
221	MLII	2427	2420	-7	99,67	100,00	99,96
221	V1	2427	2615	188	95,84	99,94	88,95
222	MLII	2483	2525	42	89,45	99,93	87,96
222	V1	2483	2487	4	99,88	100,00	99,72
223	MLII	2605	2594	-11	99,50	100,00	99,92
223	V1	2605	2589	-16	98,89	100,00	99,50
228	MLII	2053	2080	27	99,32	99,99	98,03
228	V1	2053	2053	0	97,81	99,99	97,81
230	MLII	2256	2256	0	100,00	100,00	100,00
230	V1	2256	2261	5	100,00	100,00	99,78
231	MLII	1571	1571	0	100,00	100,00	100,00
231	V1	1571	1578	7	99,24	100,00	98,80
232	MLII	1780	1819	39	99,89	99,99	97,75
232	V1	1780	1913	133	98,20	99,96	91,37
233	MLII	3079	3076	-3	99,84	100,00	99,93
233	V1	3079	3065	-14	96,01	99,98	96,44
234	MLII	2753	2753	0	100,00	100,00	100,00
234	V1	2753	2768	15	99,93	100,00	99,39
Média				1,50	99,59	100,00	99,37
Tempo total (segundos)						1531,633	
Tempo médio (segundos)						31,258	

Anexo C: Sinais Ruidosos

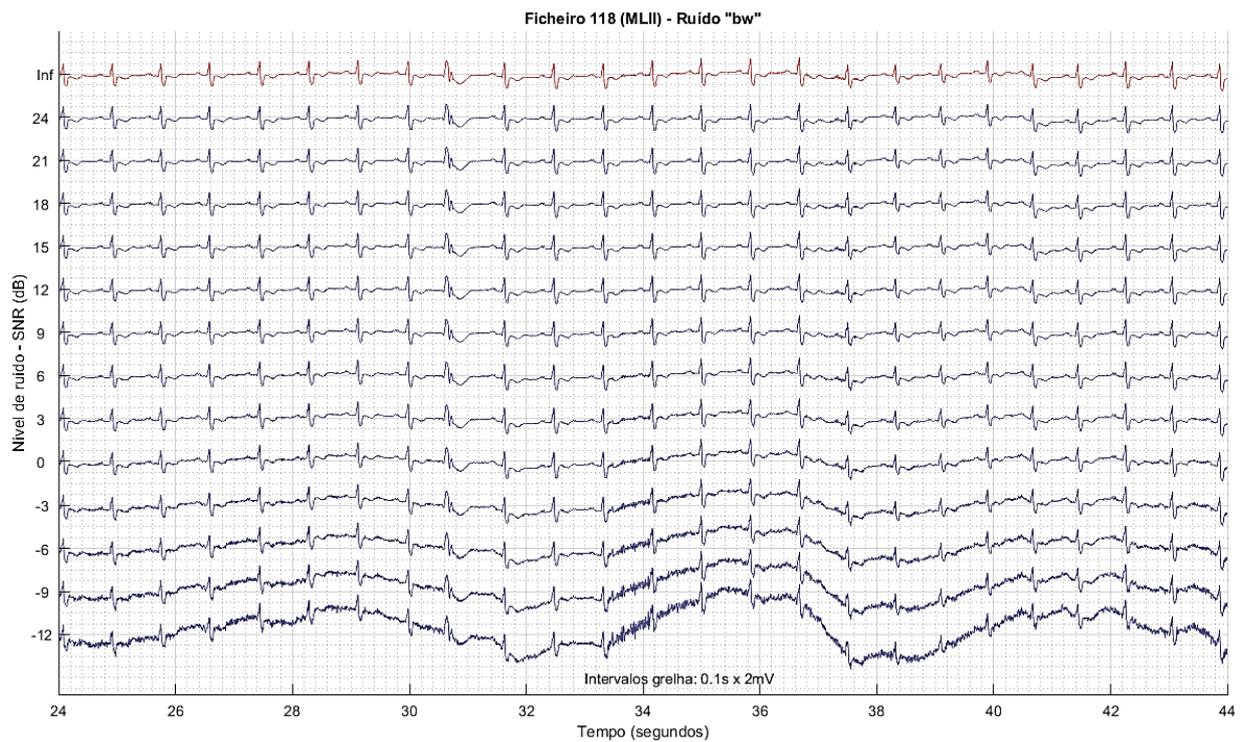


Figura C.1: Segmentos de sinais ruidosos construídos utilizando o ficheiro 118 (derivação MLII) da base de dados [91], [92] e ruído bw da base de dados [92], [109]. Inf simboliza o sinal ECG original (limpo).

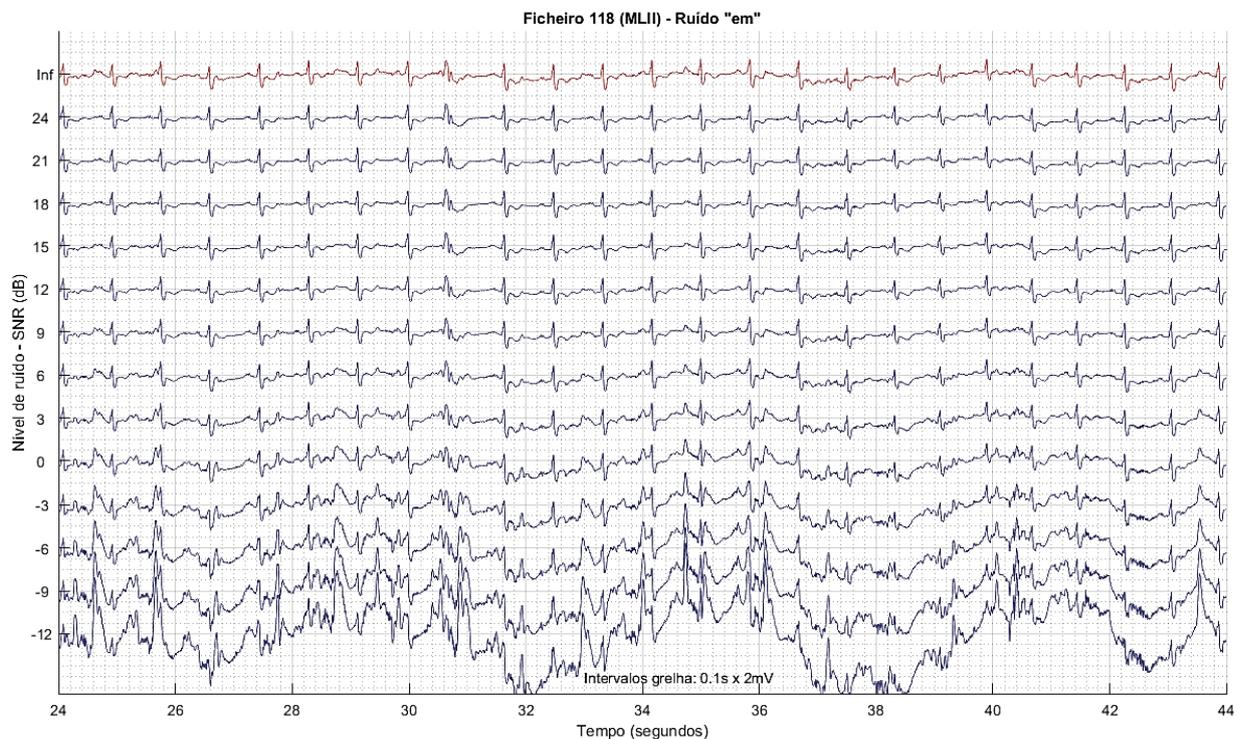


Figura C.2: Segmentos de sinais ruidosos construídos utilizando o ficheiro 118 (derivação MLII) da base de dados [91], [92] e ruído em da base de dados [92], [109]. Inf simboliza o sinal ECG original (limpo).

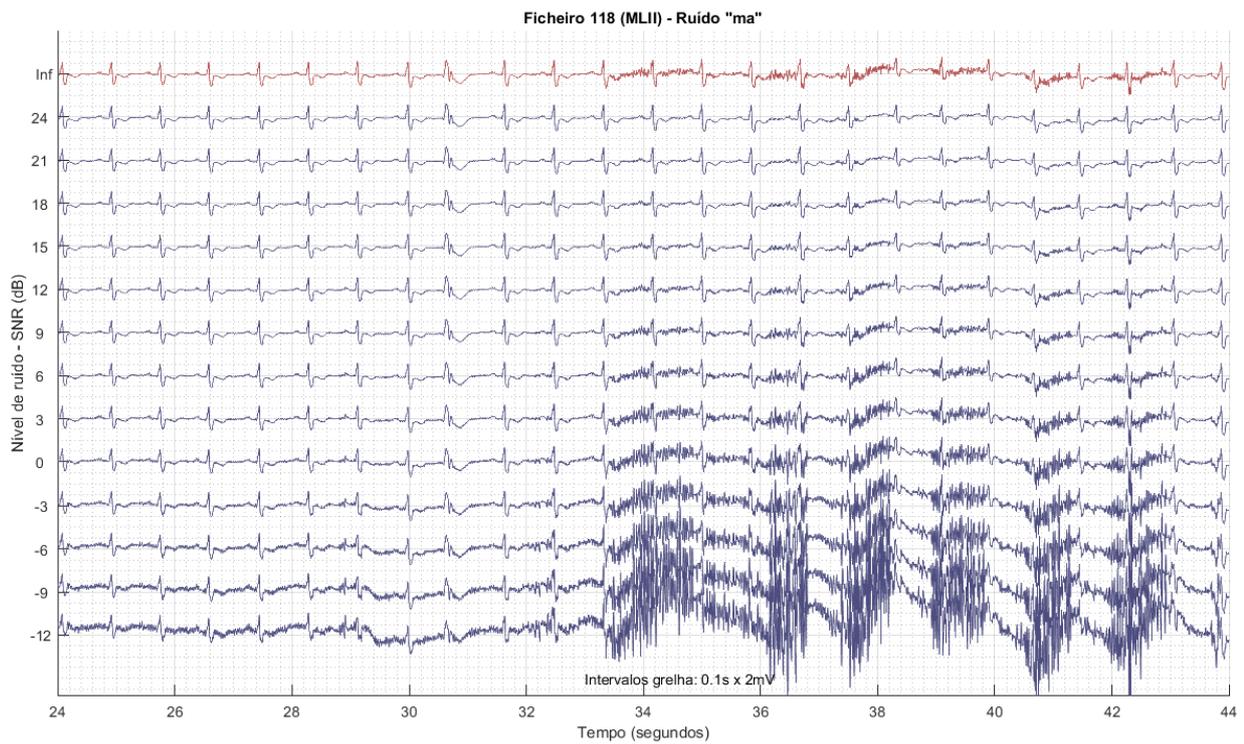


Figura C. 3: Segmentos de sinais ruidosos construídos utilizando o ficheiro 118 (derivação MLII) da base de dados [91], [92] e ruído ma da base de dados [92], [108]. Inf simboliza o sinal ECG original (limpo).

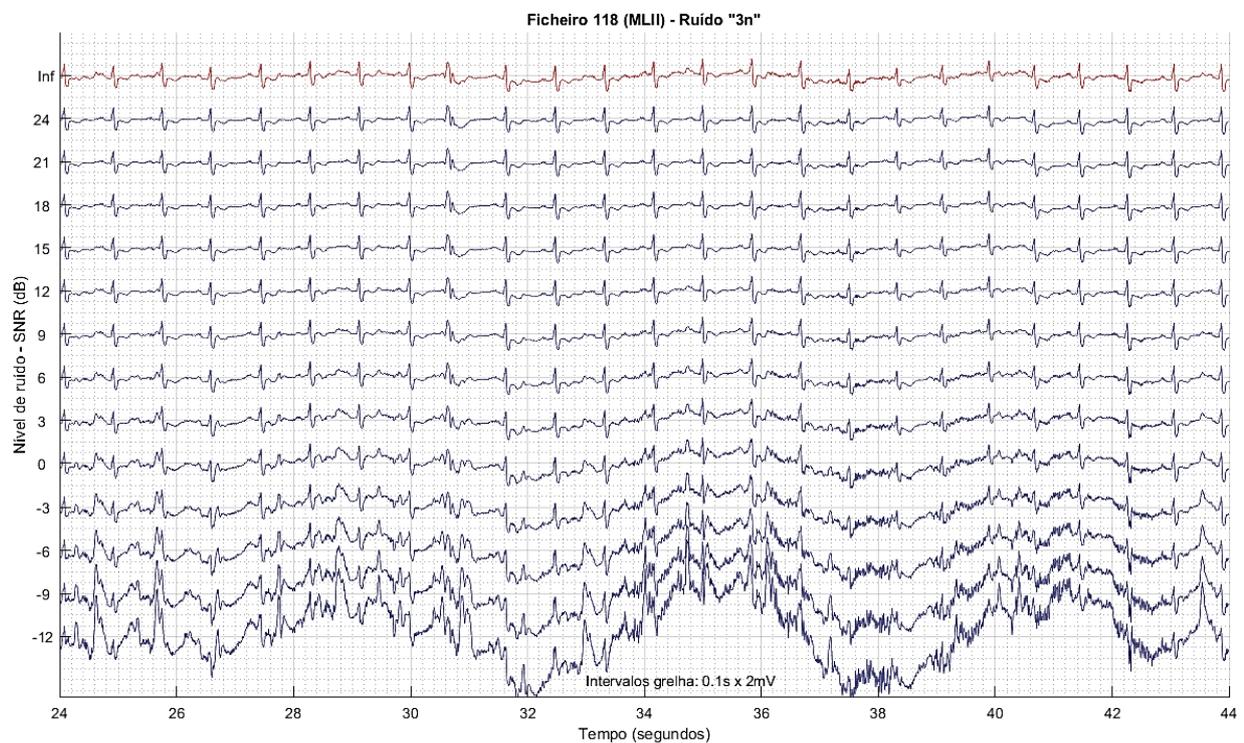


Figura C.4: Segmentos de sinais ruidosos construídos utilizando o ficheiro 118 (derivação MLII) da base de dados [91], [92] e ruído 3n. Inf simboliza o sinal ECG original (limpo).

Apêndice A: Artigo conferência Hcist

Apêndice com conteúdo privado.

Apêndice B: Pré-experiência

Apêndice com conteúdo privado.