



Universidade do Minho
Escola de Engenharia

Pedro Miguel Pinto Reis Gomes **Sistema para aquisição, monitorização
e análise da actividade cardíaca**

Pedro Miguel Pinto Reis Gomes

**Sistema para aquisição, monitorização
e análise da actividade cardíaca**





Universidade do Minho

Escola de Engenharia

Pedro Miguel Pinto Reis Gomes

Sistema para aquisição, monitorização e análise da actividade cardíaca

Programa Doutoral em Engenharia Biomédica

Trabalho efectuado sob a orientação do

Professor Doutor José Higinio Gomes Correia

Professor Catedrático do Departamento de Electrónica Industrial
da Escola de Engenharia da Universidade do Minho

e da

Professora Doutora Filomena O. Soares

Professora Associada do Departamento de Electrónica Industrial
da Escola de Engenharia da Universidade do Minho

Novembro de 2010

É AUTORIZADA A REPRODUÇÃO PARCIAL DESTA TESE APENAS PARA EFEITOS DE INVESTIGAÇÃO, MEDIANTE DECLARAÇÃO ESCRITA DO INTERESSADO, QUE A TAL SE COMPROMETE;

Universidade do Minho, ___/___/_____

Assinatura: _____

Agradecimentos

Gostaria de deixar aqui registada a admiração e o agradecimento aos Professores Filomena O. Soares e J. H. Correia pelo exemplo, dedicação e amizade sempre presentes na orientação deste trabalho.

O agradecimento ao Professor Carlos Lima pelo exemplo, dedicação e amizade sempre presentes no decorrer do trabalho.

O agradecimento ao Doutor Vitorino Pinho pelo exemplo, dedicação e amizade sempre presentes.

O agradecimento ao Professor Cassiano Abreu Lima pela sua disponibilidade e pelos conceitos transmitidos na abordagem inicial ao tema Cardiologia.

O agradecimento ao Dr. Francisco Fernandes pela sua disponibilidade, no decorrer do trabalho, para ajuda e explicação de alguns parâmetros necessários aos exames de ECG.

O agradecimento ao Dr. J. M. Guerreiro, Director dos serviços administrativos da Universidade Lusíada pelo apoio e pelo constante incentivo.

O agradecimento ao Professor Rui Silva, Director da Faculdade de Engenharia da Universidade Lusíada pelo apoio e pelo constante incentivo.

O agradecimento ao Jorge Cardoso, ao Celso e ao Nuno Dias pelo apoio e companheirismo presentes aquando da minha passagem pelos laboratórios de Engenharia Biomédica.

À Universidade Lusíada, à qual pertenço, o meu reconhecimento pela disponibilidade e facilidades oferecidas durante a realização deste projecto.

À Faculdade de Engenharia da Universidade Lusíada, à qual pertenço, o meu reconhecimento pela disponibilidade e facilidades oferecidas durante a realização deste projecto.

Ao Departamento de Engenharia Electrónica Industrial da Universidade do Minho, instituição acolhedora deste trabalho, um registo pelo tempo que por lá passei.

Ao Centro de Investigação CLEGI da Universidade Lusíada, no qual sou colaborador, um obrigado pela ajuda prestada no decorrer deste trabalho.

Ao Centro de Investigação ALGORITMI da Universidade do Minho, no qual sou colaborador, um obrigado pela ajuda prestada no decorrer deste trabalho.

A todos aqueles que acreditaram neste trabalho apoiando-me, sem os quais teria sido difícil terminar a dissertação em tempo devido, um sincero agradecimento.

A todos os meus colegas, docentes, um obrigado pelo seu apoio na distribuição do serviço docente e pelo constante incentivo.

A todos os Colaboradores da Universidade Lusíada um obrigada pelo seu apoio na distribuição do serviço e pelo constante incentivo.

À minha Família: Carolina, Rosa, meus Pais, irmã, avó e todos os outros familiares, um Obrigada pelo apoio e paciência gentilmente oferecidos neste trabalho.

Sumário

A instabilidade eléctrica do coração, que pode ser observada no ECG, produz uma sequência anormal de contracções, o desempenho funcional do coração diminui, pela redução da sua capacidade de bombeamento e eficiência. Este fenómeno denominado de arritmia pode ser classificado como frequente ou esporádico. As arritmias infrequentes podem ser avaliadas pela monitorização de longa duração através de um exame ECG. Essa quantidade enorme de dados necessita de um equipamento de ajuda ao diagnóstico automático, para reduzir o tempo necessário à apresentação de um relatório garantindo assim, um tratamento mais rápido do paciente.

A fibrilhação auricular (AF) é a arritmia mais comum encontrada na prática clínica, afectando a população em geral. A AF não só se associa a sintomas que reduzem a qualidade de vida como também, constitui um factor de risco principal para a morte por doenças cardiovasculares. O diagnóstico desta arritmia é normalmente baseado na análise de ECG.

Esta tese apresenta um sistema de reconhecimento de padrões (ECG-SRPad) baseado em modelos de Markov ocultos (HMMs) de observações contínuas (CDHMMs). O Sistema tem por base um HMM de Bakis ou ligado da esquerda para a direita com seis estados e cinco componentes na mistura Gaussiana por transição. Os sinais de ECG são previamente segmentados em pulsos com recurso à detecção do complexo QRS através do algoritmo de Pan-Tompkins. O modelo de seis estados modela para cada pulso os eventos Q-S, S-T, T, T-P, P e P-Q. Neste trabalho foram implementados, testados e comparados dois métodos de extracção de características; a linearização e a transformada *wavelet* (WT). Os pulsos seleccionados são os pulsos normais (N) e os pulsos com contracção ventricular prematura (PVC) (v). Os tipos de ritmo seleccionados são dois dos mais comuns pertencentes à classe das arritmias supraventriculares (S) denominados: fibrilhação auricular (AF) e *flutter* auricular (AFL) e o ritmo normal (N). Cada gravação tem duas derivações modificadas de ECG nomeadamente MLII e V1 que são modeladas de forma independente. Quando o resultado do reconhecimento é diferente nas duas derivações, os pulsos são seleccionados para posterior análise por um especialista em cardiologia. Os resultados experimentais foram obtidos em dados provenientes da base de dados *MIT-BIH arrhythmia database* e também em dados do sistema implementado de aquisição de dados de baixo custo.

As técnicas, WT e HMM apresentam características que são apropriadas para a modelação de fenómenos de natureza não-estacionária como é o caso do ECG, podendo por isso complementar-se. Foi feito também um estudo comparativo com o método *neuro-fuzzy networks* (N-FN).

Abstract

Electrical instability of the heart, which can be identifiable in the ECG, leads to an abnormal synchronized contraction sequence reducing pumping efficiency. This phenomenon is named arrhythmia and it can be classified as frequent or sporadic. Infrequent arrhythmias can be evaluated by long-term ambulatory ECG monitoring. This huge quantity of data requires automatic-diagnosis equipment which allows to reduce the work time for a medical physician and to accelerate the patient treatment.

Atrial fibrillation (AF) is the most common arrhythmia encountered in clinical practice, affecting the general population. AF is not only related to frequent symptoms and reduced quality of life but also constitutes a major risk factor for stroke and mortality from cardiovascular diseases. AF pathology diagnostics is usually based on ECG analysis.

This thesis is concerned with the classification of ECG pulses (ECG-SRPad) by using continuous density hidden Markov models (CDHMMs). The baseline system is a Bakis or left-to-right CDHMMs with a Gaussian mixture model (GMM) associated to each model transition. The ECG signal is previously sliced in singular pulses by using the Pan-Tompkins algorithm and each pulse class is defined by a six-state model, appearing the Q-S, S-T, T, T-P, P and P-Q events. A comparative study of feature extraction methods was done. The considered feature extraction methods are the standard linear segmentation and wavelet transform (WT). The types of beat being selected are normal (N), premature ventricular contraction (V) which is often precursor of ventricular arrhythmia. The types of rhythm being selected are two of the most common class of supra-ventricular arrhythmia (S), named: atrial fibrillation (AF) and atrial flutter (AFL) and normal rhythm (N). Derivation II modified (MLII) and pre-cordial derivation (VI) are used in the studies. Run-time classification errors can be detected at the decoding stage if the classification of each derivation is different. These pulses are selected for a posterior medical physician analysis. Experimental results were obtained in real data from MIT-BIH arrhythmia database and also in data acquired from a implemented low-cost data-acquisition system.

The techniques WT and HMM have appropriate characteristics for modeling non-stationery signals as ECG signals. Also, these techniques are complementary. Moreover, a comparative study was done with *neuro-fuzzy networks* (N-FN).

Índice

Agradecimentos	III
Sumário	V
Abstract	VII
Índice	IX
Lista de acrónimos e termos	XIII
Lista de figuras	XVII
Lista de tabelas	XXIII
1. Introdução	1.1
1.1 O Coração.....	1.2
1.1.1 Morfologia e anatomia do coração.....	1.2
1.1.2 O ciclo cardíaco.....	1.5
1.1.3 A actividade eléctrica do coração.....	1.7
1.2 O electrocardiograma.....	1.14
1.2.1 A origem do ECG.....	1.14
1.2.2 O sistema de derivações.....	1.17
1.2.3 A morfologia e nomenclatura do sinal ECG normal.....	1.23
1.2.4 Os eléctrodos.....	1.24
1.3 Sistemas de ajuda ao diagnóstico de ECG.....	1.28
1.3.1 O ECG de repouso.....	1.29
1.3.2 O ECG Holter.....	1.30
1.4 Motivação.....	1.32
1.5 Sistema de reconhecimento de padrões.....	1.34
1.6 Organização da dissertação.....	1.37
2. Ritmos Supraventriculares	2.1

2.1 O electrocardiograma normal.....	2.2
2.1.1 A nomenclatura.....	2.2
2.1.2 Metodologia de avaliação e interpretação do ECG normal.....	2.3
2.1.2.1 Frequência cardíaca.....	2.4
2.1.2.2 A onda P.....	2.6
2.1.2.3 Intervalo PQ ou PR.....	2.7
2.1.2.4 Complexo QRS.....	2.8
2.1.2.5 Segmento ST e onda T (intervalo ST).....	2.10
2.1.2.6 Intervalo QT/QT corrigido (QTc).....	2.11
2.2 Ritmos Supraventriculares.....	2.14
2.2.1 Ritmo sinusal normal.....	2.14
2.2.1.1 Bradicardia sinusal.....	2.15
2.2.1.2 Taquicardia sinusal.....	2.16
2.2.1.3 Arritmia sinusal.....	2.16
2.2.2 Arritmias não sinusais.....	2.17
2.2.2.1 <i>Wandering pacemaker</i>	2.17
2.2.2.2 Fibrilhação auricular (AF).....	2.19
2.2.2.3 Flutter auricular (AFL).....	2.21
2.2.2.4 Ritmo juncional.....	2.22
2.3 Arritmias mais frequentes na rotina clínica.....	2.23
2.4 Sistemas contemporâneos de classificação de padrões.....	2.24
2.4.1 Estrutura de um sistema de reconhecimento de padrões.....	2.24
2.4.1.1 Métodos de classificação.....	2.25
3. Sistema de reconhecimento de padrões.....	3.1
3.1 Sistema para análise da actividade cardíaca.....	3.2
3.2 O sistema de aquisição e processamento analógico de ECG.....	3.3
3.2.1 O sinal de ECG.....	3.4
3.2.2 Processamento de sinal analógico de ECG.....	3.5
3.2.2.1 Modelo para aquisição de sinal de ECG.....	3.7
3.2.2.2 <i>Hardware</i>	3.11
3.2.3 Sistema de análise de ECG adquirido.....	3.12
3.2.4 Base de dados do MIT-BIH.....	3.16
3.3 Pré-processamento de sinal.....	3.18
3.3.1 Métodos para a detecção de eventos em sinais de ECG.....	3.19
3.3.1.1 Métodos baseados em derivadas.....	3.21
3.3.1.2 Algoritmo de Pan-Tompkins para detecção do complexo QRS.....	3.24
3.3.2 Métodos para a extracção de características em pulsos de ECG.....	3.26
3.3.2.1 Linearização de pulsos de ECG.....	3.27
3.3.2.2 <i>Wavelets</i>	3.28
3.4 Modelos de Markov Ocultos.....	3.34
3.4.1 O problema da descodificação.....	3.31

3.4.2 O problema da aprendizagem.....	3.41
3.4.2.1 Fundamentos básicos do algoritmo EM.....	3.41
3.4.2.2 O algoritmo EM no contexto dos HMMs.....	3.44
4. Técnicas e métodos utilizados e resultados experimentais.....	4.1
4.1 Resultados do sistema de aquisição de dados.....	4.2
4.2 Resultados do diagnóstico com base na medição de parâmetros temporais.....	4.6
4.3 Resultados da classificação dos pulsos com HMMs.....	4.8
4.3.1 Detecção do complexo QRS.....	4.9
4.3.2 Extração de características.....	4.11
4.3.3 Resultados da classificação.....	4.13
4.3.3.1 Extração de características com duas escalas da DWT.....	4.14
4.3.3.2 Extração de características com três escalas da DWT.....	4.15
4.3.3.3 Comparação de resultados com outros métodos de classificação.....	4.17
4.4 Conclusões	
5. Conclusões e trabalho futuro.....	5.1
5.1 Introdução.....	5.2
5.2 Conclusões finais.....	5.2
5.3 Trabalho futuro.....	5.3
Referências	
Apêndices	
A Impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com diferentes configurações, mantendo contudo, os parâmetros padrão.....	A.2
B Tabelas com a nomenclatura para o tipo de ritmo e o tipo de pulsos utilizados pelo MIT – BIH.....	A.5

Lista de acrónimos e termos

Acrónimo	Descrição
/	Pulsos com não condução da onda P
A/D	Analógico/digital
AC	Corrente alternada
AF/AFIB	Fibrilhação Auricular
AFL	<i>Flutter</i> Auricular
Ag/AgCl	Prata/cloreto de prata
AHA	<i>American Heart Association</i>
AI	Inteligência artificial
Au	Ouro
BIH	<i>Beth Israel Hospital</i>
bpm	Batimentos por minuto
CDHMMs	HMMs de observações contínuas
CMRR	Factor de rejeição em modo comum
CT	Terminal central
CWT	Transformada <i>wavelet</i> contínua
DB	Base de dados
dB	Decibéis
DB MIT	<i>MIT-BIH arrhythmia Database</i>
db-4	Daubechies <i>wavelets</i> com 2 <i>vanishing moments</i>
DC	Corrente continua

DSP	Processador de sinal digital
DWT	Transformada <i>wavelet</i> discreta
ECG	Electrocardiograma
ECG-SRPad	Sistema de reconhecimento de padrões para ajuda ao diagnóstico de ECG
EM	<i>Expectation Maximisation</i>
EMG	Electromiografia
FFT	Transformada rápida de Fourier
FT	Transformadas de Fourier
FWT	Transformada de <i>wavelet</i> rápida
GE	<i>Global Expert</i>
GMM	<i>Gaussian mixture model</i>
GUI	<i>Graphical User Interface</i>
HMMs	Modelos de Markov Ocultos
HP	Filtro passa-alto
IA	Amplificador de instrumentação
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IFT	Transformadas de Fourier inversa
IWT	Transformada <i>wavelet</i> inversa
LA	Braço esquerdo
LE	<i>Local Expert</i>
LL	Perna esquerda
LM	Máquinas lineares
LP	Filtro passa-baixo
LSB	<i>Least Significant Bit</i>
LVH	Hipertrofia ventricular esquerda
LVQ	Quantização vectorial
MA	<i>Moving Average</i>
ME	<i>Mixture of Experts</i>

MLE	<i>Maximum Likelihood Estimation</i>
MLII	derivação II modificada
MLP	Perceptrão multi-camada
MMIE	<i>Maximum Mutual Information Estimation</i>
MSB	<i>Most Significant Bit</i>
N	Pulso normal
N	Ritmo Sinusal
N-FN	Método híbrido baseado em Fuzzy e redes neuronais
NN	Redes neuronais
Nodo AV	Nódulo Auriculoventricular
Nodo SA	Nódulo Sinoauricular
<i>op-amps</i>	Amplificadores operacionais
PAT	Potencial de acção de transmembrana
PCB	Placa de circuito impresso
PL	Potencial limiar
Pr+	Valor preditivo positivo
PT	Pan-Tompkins
PVC/ v	Pulso com contracção ventricular prematura
PWL	<i>Piecewise-linear machine</i>
QMF	Quadrature Mirror Filters
QTc	Intervalo QT corrigido
RA	Braço direito
RBBB	<i>right bundle branch block</i>
RBF	Função de base radial
RF	Rádio frequência
RL	Perna direita
RNN	Redes recorrentes

RVH	Hipertrofia ventricular direita
S	Arritmia supraventricular
STFT	Transformada de Fourier que depende do tempo
SVM	Máquinas de suporte vectorial
Thr	<i>Threshold</i>
VF	Fibrilhação Ventricular
WPW	Wolff-Parkinson-White
WT	Transformada <i>wavelet</i>

Lista de figuras

Figura 1.1 Localização do coração dentro da cavidade torácica (adaptada de [1]).	-----	1.2
Figura 1.2 Anatomia do coração humano e respectivos vasos sanguíneos (adaptada de [2]).	-----	1.3
Figura 1.3 Sistema circulatório: circulação pulmonar e a circulação sistémica (adaptada de [3]).	-----	1.4
Figura 1.4 Ciclo cardíaco (adaptada de [5]).	-----	1.6
Figura 1.5 Forma de onda esquemática, aproximada, de um Potencial de acção: fase de repouso (A), fase de despolarização (B) e fase de repolarização (C) (adaptada de [5])	-----	1.9
Figura 1.6 Diferenças entre os potenciais de acção de uma célula automática (A) e uma célula de resposta rápida (B) (adaptada de [6]).	-----	1.10
Figura 1.7 Sistema de condução cardíaco (adaptada de [2]).	-----	1.11
Figura 1.8 Diferentes potenciais de acção gerados pelas células características do coração (adaptada de [2]).	-----	1.13
Figura 1.9 Galvanómetro de corda (adaptada de [13]).	-----	1.15
Figura 1.10 Evolução do traçado a : a e b – obtido com o electrómetro capilar; c e d – o mesmo corrigido; e e – obtido com o galvanómetro de corda (adaptada de [17]).	-----	1.16
Figura 1.11 Sistema de derivações proposto por Einthoven: representação visual das formas de onda (A), representação triangular das derivações bipolares (B) e representação vectorial das derivações bipolares (C) (adaptada de [25]).	-----	1.18

Figura 1.12 Terminal central de Wilson (CT): esquema do circuito (A). Imagem da localização no espaço (CT') (B) (adaptada de [2]).	-----	1.19
Figura 1.13 Sistema de derivações proposto por Goldberger: exemplo da obtenção da derivação aVR pela desconexão do eléctrodo do braço direito (A) e representação triangular das derivações unipolares aumentadas (B) (adaptada de [25]).	-----	1.20
Figura 1.14 Sistema de derivações proposto por Wilson: Eléctrodos ($V_1 - V_6$) posicionados no peito e o CT ligado aos membros (A) e localização das derivações unipolares pré-cordiais (B) (adaptada de [2] [25]).	-----	1.21
Figura 1.15 A morfologia e nomenclatura do ECG normal (adaptada de [2]).	-----	1.23
Figura 1.16 Diagrama de blocos típico de um sistema de monitorização de ECG.	-----	1.25
Figura 1.17 Eléctrodos, cabos e acessórios utilizados nos ECG convencionais (adaptada de [45] [46] [47]).	-----	1.27
Figura 1.18 Impressão, em papel, de um ECG de 12 derivações com os parâmetros standards.	-----	1.30
Figura 1.19 Impressão, em papel, de um exame Holter com duas derivações de ECG.	-----	1.31
Figura 1.20 Diagrama de blocos do sistema proposto de reconhecimento de padrões para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad).	-----	1.34
Figura 2.2 Nomenclatura das ondas, segmentos e intervalos de um ECG normal – sua localização e limites (adaptada de [2]).	-----	2.2
Figura 2.2 Exemplo de régua para a medição da frequência cardíaca e outros parâmetros (adaptada de [6]).	-----	2.5
Figura 2.3 Morfologias das diferentes ondas P (adaptada de [6]).	-----	2.6
Figura 2.4 Bloqueio aurículo-ventricular de primeiro grau (adaptada de [58]).	-----	2.8

Figura 2.5 Morfologias mais frequentes do complexo QRS (adaptada de [6]).	-----	2.9
Figura 2.6 Morfologias das diferentes ondas T (adaptada de [6]).	-----	2.10
Figura 2.7 Ritmo Normal do coração (adaptada de [2]).	-----	2.14
Figura 2.8 Duas derivações de ECG com ritmo Normal ((N) e pulsos normais (.) (adaptada de [60]).	-----	2.15
Figura 2.9 Bradicardia sinusal (adaptada de [2]).	-----	2.15
Figura 2.10 Taquicardia sinusal (adaptada de [2]).	-----	2.16
Figura 2.11 Arritmia sinusal (A) e traçado de ECG com os momentos respiratórios de expiração e inspiração (B) (adaptada de [2]).	-----	2.17
Figura 2.12 Wandering pacemaker intra-sinusal (A) e Wandering pacemaker sino- nodal (B) (adaptada de [2]).	-----	2.18
Figura 2.13 Traçado de ECG correspondente a AF (adaptada de [2]).	-----	2.19
Figura 2.14 Duas derivações de ECG com ritmo AF ((AFIB), pulsos normais (.) e pulsos PVC (v) (adaptada de [60]).	-----	2.20
Figura 2.15 Traçado de ECG correspondente a AFL (adaptada de [2]).	-----	2.21
Figura 2.16 Duas derivações de ECG com ritmo AFL ((AFL) e com pulsos normais (.) (adaptada de [60]).	-----	2.22
Figura 2.17 Ritmo Juncional (adaptada de [2]).	-----	2.23
Figura 2.18 Princípio de reconhecimento de padrões aplicado aos pulsos de ECG.	-----	2.24
Figura 3.1 Diagrama de blocos do sistema de reconhecimento de padrões proposto para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad).	-----	3.2

Figura 3.2 Diagrama de blocos do modelo base para aquisição de sinal de ECG: amplificador de instrumentação e amplificador operacional para a referência do sinal (A), filtro passa-baixo (B), amplificador operacional para elevar o ganho (C) e filtro passa-alto (D).	-----	3.8
Figura 3.3 Esquema eléctrico base para processamento analógico de sinal ECG.	-----	3.11
Figura 3.4 Placa de circuito impresso PCB com componentes.	-----	3.12
Figura 3.5 Print screen da aplicação em MATLAB (GUI).	-----	3.15
Figura 3.6 Ficheiro Signal (.dat) no formato 212.	-----	3.18
Figura 3.7 Estrutura comum usada na detecção do complexo QRS (adaptada de [98]).	-----	3.19
Figura 3.8 Diagrama de blocos do algoritmo PT para detecção do QRS.	-----	3.24
Figura 3.9 Árvore de decomposição da wavelet.	-----	3.33
Figura 3.10 HMM com 6 estados (S1 a S6).	-----	3.35
Figura 3.11 Princípio de reconhecimento de padrões aplicado aos pulsos de ECG.	-----	3.36
Figura 3.12 HMM ligado da esquerda para a direita (ou Bakis) com 6 estados.	-----	3.37
Figura 4.1 Colocação dos quatro eléctrodos segundo as derivações clássicas.	-----	4.3
Figura 4.2 Colocação dos cinco eléctrodos segundo as derivações modificadas.	-----	4.3
Figura 4.3 Conjunto de pulsos de ECG obtidos da derivação MLII.	-----	4.4
Figura 4.4 Aplicação de filtros digitais a um conjunto de pulsos de ECG da derivação MLII.	-----	4.4
Figura 4.5 Exame ECG de repouso (aquisição de derivações clássicas do plano frontal).	-----	4.5
Figura 4.6 Aplicação em MATLAB (GUI) do sistema de diagnóstico.	-----	4.7
Figura 4.7 Conjunto de pulsos de ECG da DB MIT, derivação MLII.	-----	4.9
Figura 4.8 Aplicação de filtros no domínio das wavelets a um conjunto de pulsos de ECG, derivação MLII.	-----	4.10

Figura 4.9 Detecção do complexo QRS pelo método de Pan-Tompkins.	-----	4.10
Figura 4.10 Resultado da aplicação da DWT a um pulso do ritmo Normal de ECG visto às escalas d1, d2 e d3.	-----	4.15
Figura 4.11 Pulso tipo “A” (A) e pulso tipo “j” (B) para uma análise posterior por um cardiologista.	-----	4.17
Figura A.1 Impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com três traçados de ECG; 1, 2 e 3.	-----	A.3
Figura A.2 impressão, em papel, do relatório correspondente ao paciente da figura A.1	-----	A.4

Lista de tabelas

Tabela 1.1 Descrição e relação matemática das 12 derivações clássicas.	-----	1.22
Tabela 1.2 Nomenclatura e código de cores para eléctrodos (cabo), standards AHA e IEC.	-----	1.26
Tabela 2.1 Determinação da frequência cardíaca no ECG pelo método dois R-R consecutivos.	-----	2.5
Tabela 2.2 Valores indicativos para o QTc segundo a frequência cardíaca.	-----	2.12
Tabela 2.3 Intervalos para valores normais dos parâmetros de ECG de 12 derivações.	-----	2.13
Tabela 3.1 Formato do ficheiro <i>Header</i> do registo 121 (121.hea).	-----	3.17
Tabela 4.1 A matriz confusão associada à linearização.	-----	4.12
Tabela 4.2 A matriz confusão associada à DWT com 2 escalas.	-----	4.13
Tabela 4.3 A matriz confusão associada à DWT com as 2 primeiras escalas d1 e d2.	-----	4.14
Tabela 4.4 A matriz confusão associada à DWT com 3 escalas.	-----	4.16
Tabela 4.5 Comparação do desempenho dos dois classificadores.	-----	4.19
Tabela B.1 Nomenclatura para o tipo de ritmo utilizada pelo MIT – BIH.	-----	A.6
Tabela B.2 Nomenclatura para o tipo de pulso utilizada pelo MIT – BIH.	-----	A.6

1. Introdução

Sumário

Neste capítulo é feito o enquadramento do trabalho, é introduzida uma abordagem global do trabalho, tendo como ponto fulcral as arritmias cardíacas mais frequentes presentes em ritmos supraventriculares.

Apresentam-se os sistemas de ajuda ao diagnóstico existentes para o estudo de arritmias cardíacas, bem como os fundamentos teóricos e contribuições práticas que permitam a construção de um novo modelo para atingir os objectivos em estudo.

Finalmente, apresenta-se a motivação, os objectivos e organização da dissertação.

- 1.1 O Coração
 - 1.2 O Electrocardiograma
 - 1.3 Sistemas de ajuda ao diagnóstico de ECG
 - 1.4 Motivação
 - 1.5 Sistema de reconhecimento de padrões
 - 1.6 Organização da dissertação
-

1.1 O CORAÇÃO

O sistema cardiovascular ou circulatório é composto pelo coração e por uma extensa rede de vasos sanguíneos de vários tipos e tamanhos, que se ramificam por todo o organismo ligando todas as partes do corpo. No interior desses vasos sanguíneos circula o sangue, impulsionado pelas contracções rítmicas do coração.

1.1.1 MORFOLOGIA E ANATOMIA DO CORAÇÃO

O coração, à semelhança de outros órgãos do corpo humano, tem uma função bem definida, sendo a “bomba” impulsionadora do sistema cardiovascular. Localizado na cavidade torácica, atrás do esterno e acima do diafragma, palpita regular e constantemente, bombeando o sangue para todo o corpo, figura 1.1 [1]. É um órgão musculoso cavo com a forma de cone invertido, com o tamanho aproximado de um punho e pesa aproximadamente 250 a 300g. É especial uma vez que pulsa sem a intervenção de uma ordem vinda do cérebro, necessitando apenas de impulsos nervosos para que possa funcionar. O músculo cardíaco, denominado miocárdio, é responsável pelos seus movimentos rítmicos e está envolvido por uma membrana designada por pericárdio.

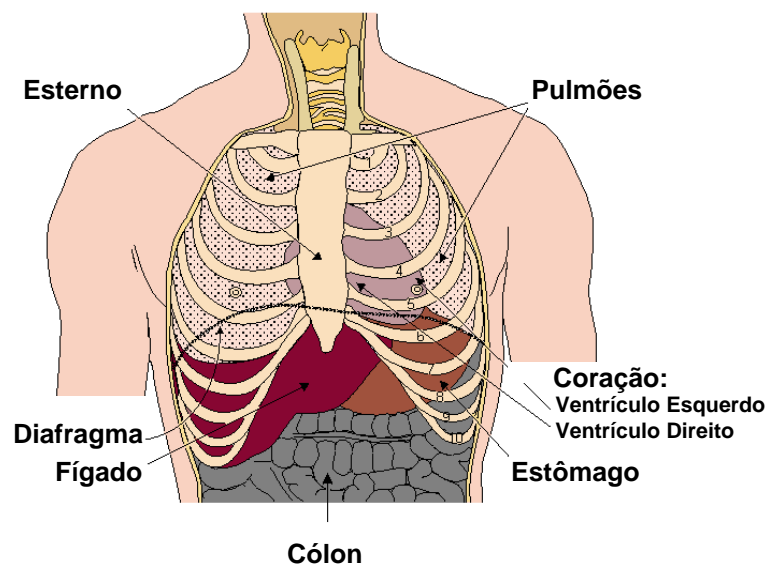


Figura 1.1 Localização do coração dentro da cavidade torácica (adaptada de [1]).

No interior do coração existem quatro cavidades: duas na parte superior designadas aurículas (ou átrios) e duas na parte inferior, denominadas ventrículos. Estas cavidades estão isoladas por um septo que divide o coração em duas metades: a direita e a esquerda, e em cada uma delas, existe uma aurícula e um ventrículo. A espessura das aurículas é inferior à dos ventrículos uma vez que, a actividade contractiva nas aurículas é bastante inferior à dos ventrículos. As aurículas e os ventrículos comunicam entre si, através das válvulas auriculoventriculares ou válvulas cúspides: a aurícula direita comunica com o ventrículo direito através da válvula tricúspide, formada por três lâminas elásticas unidas às paredes do coração, e a aurícula esquerda, por sua vez, comunica com o ventrículo esquerdo através da válvula bicúspide ou mitral, formada por duas lâminas inseridas nas paredes do coração. No início da artéria aorta e da artéria pulmonar existem, ainda, as válvulas semilunares ou sigmóides, figura 1.2 [2]. A principal função destas quatro válvulas é fazer com que o sangue circule correctamente no interior do coração, isto é, sempre das aurículas para os ventrículos e destes para as grandes artérias e nunca em sentido contrário.

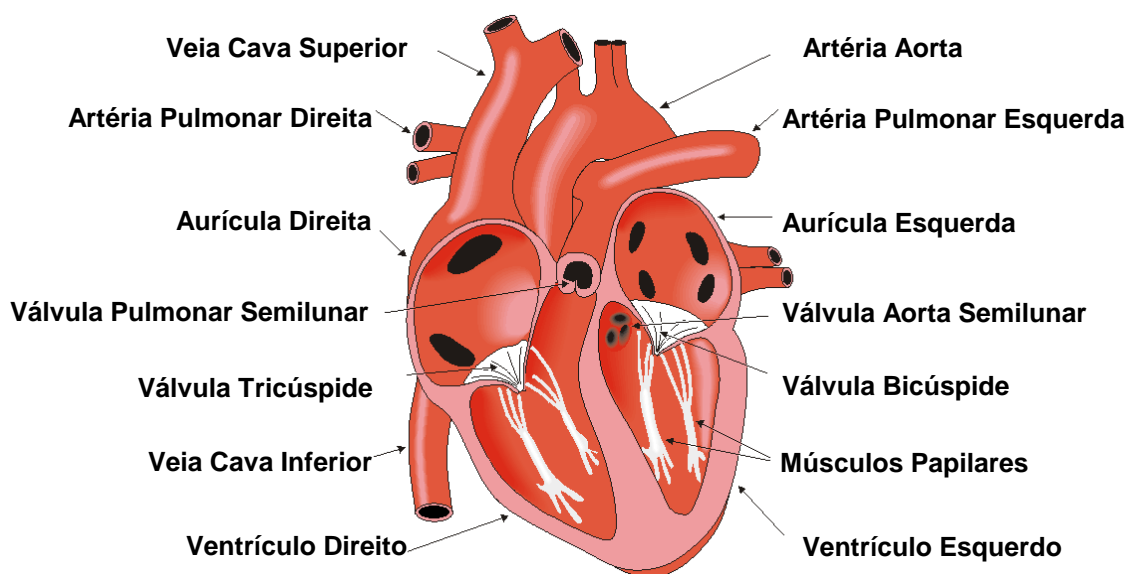


Figura 1.2 Anatomia do coração humano e respectivos vasos sanguíneos (adaptada de [2]).

Cada um dos lados do coração tem uma função específica: o lado esquerdo bombeia o sangue que chega dos pulmões para o resto do corpo e o lado direito faz com que o sangue regresse ao coração sendo enviado, de novo, para os pulmões. Para o efeito, o coração funciona como um par de bombas que trabalham em simultâneo e de forma sincronizada, o que proporciona uma circulação sanguínea dupla: a pequena circulação ou circulação pulmonar e a grande circulação ou circulação sistémica. A figura 1.3 [3] apresenta os dois circuitos que compõem o sistema circulatório: circulação pulmonar e a circulação sistémica.

O sangue que circula pelas veias cavas, entra no coração pela aurícula direita e daí passa para o ventrículo direito através da válvula tricúspide. Uma vez no ventrículo, é bombeado para a artéria pulmonar através da válvula pulmonar semilunar. Esta artéria ramifica-se em dois vasos, um para cada pulmão. Nos pulmões, o sangue circula pelos capilares que chegam até aos alvéolos onde liberta o dióxido de carbono e recebe o oxigénio.

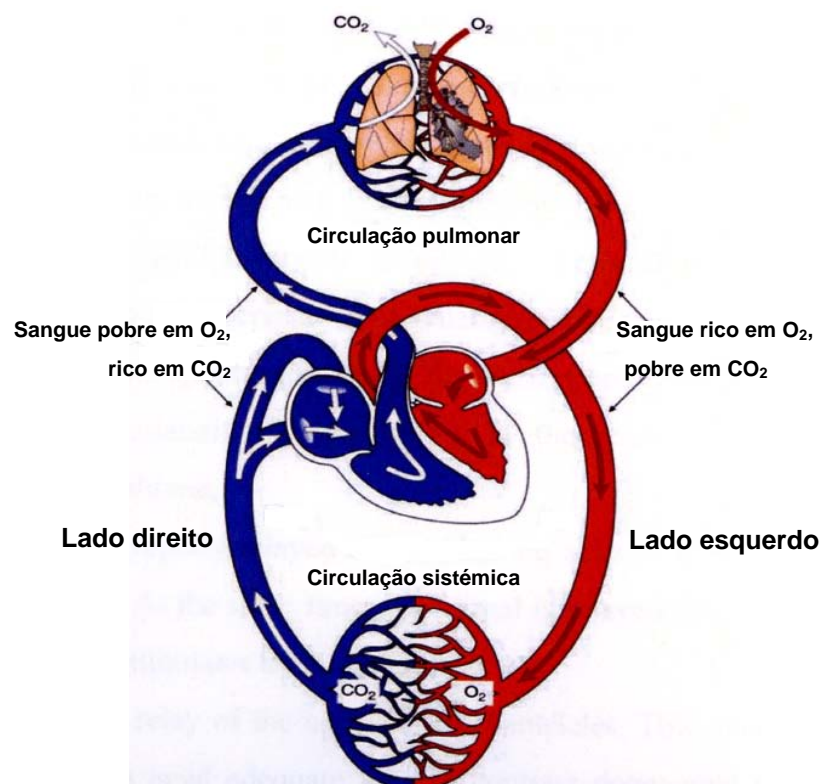


Figura 1.3 Sistema circulatório: circulação pulmonar e a circulação sistémica (adaptada de [3]).

Na etapa seguinte, o sangue arterial (rico em oxigénio) regressa pelas vénulas, que se vão reunindo, para formar as veias pulmonares e entra na aurícula esquerda. Daí passa ao ventrículo esquerdo através da válvula bicúspide e é de novo bombeado através da válvula semilunar para a artéria aorta. O sangue passa a circular noutras artérias, que são ramificações da aorta, até chegar às arteriolas e daí aos capilares, alimentando as células com oxigénio e nutrientes. De regresso, o sangue venoso (rico em dióxido de carbono) circula pelas vénulas que se juntam para formar as veias cavas. A veia cava superior transporta o sangue venoso da cabeça e membros superiores enquanto a veia cava inferior transporta o sangue venoso do resto do organismo, lançando, ambas, o sangue na aurícula direita e o processo recomeça.

A função do lado direito do coração é recolher o sangue saturado de dióxido de carbono do corpo e enviá-lo para os pulmões para aí ser libertado, enquanto o lado esquerdo do coração recebe o sangue oxigenado para distribuir por todo o corpo.

O sistema circulatório é por isso, particularmente importante a nível celular e como tal tem importantes funções vitais no homem. Não só por ser responsável pelo fornecimento de oxigénio e nutrientes às células como também é responsável pela remoção de dióxido de carbono e outros produtos de excreção, bem como por manter um pH óptimo e a mobilidade das proteínas e células do sistema imunitário [4].

1.1.2 O CICLO CARDÍACO

O ciclo cardíaco completo representa uma sequência de acontecimentos que correspondem ao período compreendido entre o início de um batimento cardíaco até ao início do batimento seguinte, figura 1.4 [5]. Assim, o pulsar do coração é uma sequência de relaxamentos e contracções que impulsionam o sangue na sua circulação pelo corpo.

O sangue move-se de uma região para outra devido à diferença de pressão. A passagem do sangue de uma aurícula para um ventrículo deve-se à pressão na aurícula ser maior do que a pressão no ventrículo. A circulação sanguínea entre estas duas cavidades cessa quando elas estão a igual pressão. Por esse motivo, o ciclo cardíaco pode ser dividido em duas fases: o relaxamento designado por diástole e a contracção denominada por sístole. A diástole corresponde à etapa durante a qual as cavidades do coração se enchem de sangue.

A sístole corresponde à fase durante a qual as cavidades do coração se esvaziam, figura 1.4 [5]. Por convenção, considera-se que o ciclo cardíaco normal se inicia na sístole.

As distensões das fibras musculares das aurículas por acção da diástole geral dilatam-se, de forma progressiva, à medida que o sangue chega vindo das veias cavas superior e inferior e das veias pulmonares. Quando as duas cavidades estão cheias de sangue, os músculos das duas aurículas iniciam o período de contracção – sístole auricular. A pressão arterial nestas duas cavidades é superior à pressão nas cavidades inferiores, uma vez que estas se encontram no período de relaxamento. Como consequência desta diferença de pressão, as válvulas tricúspide e bicúspide abrem-se completamente e os ventrículos enchem-se de sangue. Com a dilatação dos ventrículos a pressão intraventricular aumenta rapidamente, o que implica o fecho das válvulas tricúspide e bicúspide e consequentemente o regresso do sangue às aurículas.

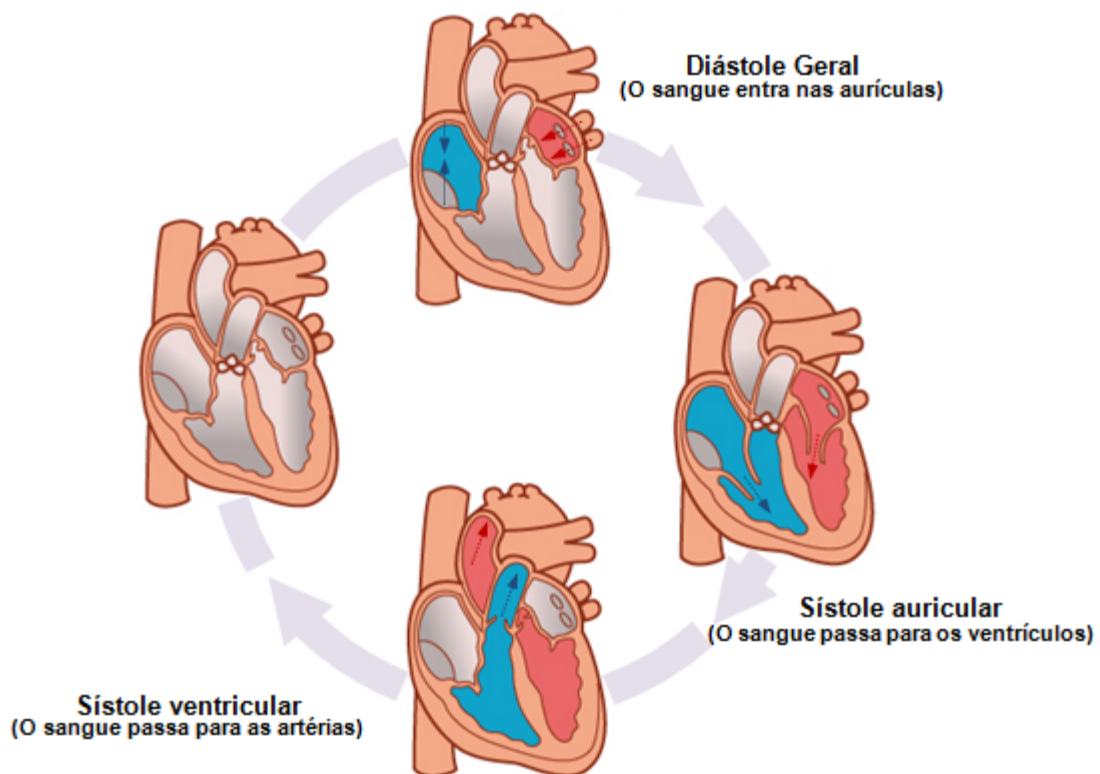


Figura 1.4 Ciclo cardíaco (adaptada de [5]).

Uma vez cheios, os ventrículos contraem-se – sístole ventricular. Assim que a pressão dentro dos ventrículos excede a pressão da artéria aorta e da artéria pulmonar, as válvulas semilunares abrem-se. O sangue do ventrículo direito segue para a artéria pulmonar através

da válvula pulmonar semilunar, enquanto o sangue do ventrículo esquerdo passa para a artéria aorta através da válvula aorta semilunar. Com o aumento de volume de sangue, a pressão nestas duas artérias aumenta e, no momento em que a pressão arterial se torna superior à ventricular, as válvulas semilunares fecham-se – diástole geral. O coração fica em repouso, as válvulas tricúspide, bicúspide e semilunares encontram-se fechadas, as aurículas estão relaxadas e dá-se o início de um novo ciclo.

Num ciclo cardíaco podem-se, então, considerar três fases principais: a sístole auricular, a sístole ventricular e a diástole geral. Em condições normais, a duração da sístole auricular é cerca de 0.1s, a duração da sístole ventricular é 0.3s enquanto a duração da diástole geral é 0.4s. O ciclo completo tem uma duração aproximada de 0.8s [6].

O número de ciclos cardíacos (ritmo cardíaco) é calculado pela quantidade de batimentos, contracções ou pulsos do coração num minuto. Em condições normais, a frequência cardíaca varia entre 60 batimentos por minuto (se o valor for inferior considera-se que há bradicardia) e 100 batimentos por minuto (se o valor for superior diz-se que há taquicardia). A frequência cardíaca altera-se consideravelmente segundo a idade, o sexo ou a actividade (em repouso, em movimento, entre outros) [6]. O estudo do ciclo cardíaco permite entender melhor a coordenação existente entre as funções de relaxamento e de contracção e a actividade eléctrica do coração.

1.1.3 A ACTIVIDADE ELÉCTRICA DO CORAÇÃO

Nos ciclos cardíacos regulares, aurículas e ventrículos contraem-se de uma forma coordenada para impulsionar o sangue pelo corpo. Cada vez que existe uma contracção, esta é precedida e provocada por um estímulo ou impulso eléctrico. Os estudos eléctricos realizados ao coração têm como suporte científico, os seguintes conceitos básicos: campo eléctrico, potencial eléctrico e o de propagação de onda. Aqueles estudos associados a diferentes técnicas são a base de novos conhecimentos científicos, dando origem a novos instrumentos de trabalho [2]. Dado que o conceito de campo eléctrico só é possível pela condição necessária de cargas positivas e cargas negativas, estas cargas estão contidas dentro e em torno das células especializadas do coração.

O coração é um órgão musculoso composto na sua maioria por células musculares contrácteis que funcionam de forma semelhante às células do músculo-esquelético. Porém,

ao contrário do músculo-esquelético, o músculo cardíaco não é estimulado directamente pelo sistema nervoso, por existir em menor número o conjunto de células cardíacas que têm a capacidade de gerar o seu próprio potencial de acção, e através das vias de condução do coração de enviar um estímulo eléctrico até às células contrácteis.

Uma célula pode ser considerada como uma cápsula cujo interior é composto por uma solução aquosa, concentrada. Esta solução aquosa é composta principalmente pelas substâncias químicas básicas: água, electrólitos, proteínas, lípidos e hidratos de carbono. O revestimento da cápsula é feito por uma membrana celular. A actividade eléctrica nos tecidos vivos é um fenómeno que ocorre a nível celular e é dependente, única e exclusivamente da membrana celular [5]. A membrana celular de uma célula excitável impede que as moléculas carregadas a atravessem facilmente e quando o fazem é através dos seus canais, e de uma forma selectiva. Os meios intracelular e extracelular possuem diferentes concentrações iónicas, o que proporciona uma diferença de potencial entre o meio interno e o meio externo. À diferença de potencial permanente entre o interior e exterior de uma célula dá-se o nome de potencial de membrana, potencial de repouso da membrana ou simplesmente potencial de repouso. O interior da membrana celular apresenta uma carga eléctrica catódica menor que a carga eléctrica catódica do exterior. Este facto permite considerar que o potencial intracelular é negativo em relação ao potencial extracelular, que serve como referência (normalmente considerado nulo). O potencial de repouso da membrana é cerca de -70 mV (considera-se o meio exterior à célula como referência) e diz-se que a célula está polarizada ou no estado de repouso [8]. Quando estimulada, acima de um potencial limiar (cerca de -55 mV), uma célula polarizada inverte a sua polaridade isto é, o seu interior fica mais positivo e o exterior mais negativo. Este processo é conhecido como despolarização, que reflecte o fluxo de cargas eléctricas, isto é, uma corrente eléctrica para todas as células ao longo das vias de condução. A célula regressa ao estado de repouso pelo processo denominado repolarização [7]. Este é possível porque, toda a célula capaz de se despolarizar tem intrinsecamente capacidade para se repolarizar e, por conseguinte, se recuperar [6]. Ao processo descrito anteriormente que comporta três fases; repouso, despolarização e repolarização, denomina-se de Potencial de acção, figura 1.5 [5]. As propriedades eléctricas das células cardíacas, que permitem a ocorrência dos processos descritos anteriormente são: capacidade de iniciar um impulso (automatismo), capacidade de responder a um impulso (excitabilidade) e

capacidade de transmitir um impulso (condutividade). A capacidade de responder como acção de bomba (contractilidade) e a capacidade de desactivação da contracção (relaxamento) fazem parte das suas propriedades mecânicas.

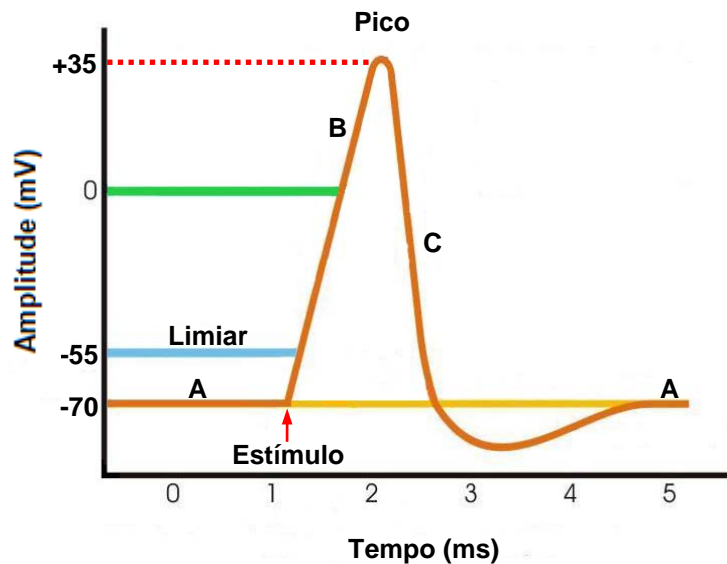


Figura 1.5 Forma de onda esquemática, aproximada, de um Potencial de acção: fase de repouso (A), fase de despolarização (B) e fase de repolarização (C) (adaptada de [5]).

As células cardíacas distinguem-se entre si pelo ponto de vista anatómico-funcional, e dividem-se em dois tipos: células contrácteis e células específicas. As células contrácteis têm fundamentalmente uma função mecânica, a de bomba. Estas células conjuntamente com as células de “*Purkinje*” são chamadas células de resposta rápida dada a sua natureza electrofisiológica por reagirem a estímulos eléctricos. As células específicas são células que se encontram no nódulo Sinoauricular (nodo SA), no nódulo Auriculoventricular (nodo AV) e no restante sistema de condução intra-auricular e intraventricular. Em relação às células contrácteis são diferentes por terem uma resposta mais lenta ao estímulo eléctrico e/ou terem automatismo próprio. A sua função é a de formação e de condução do estímulo eléctrico. Sob o ponto de vista ultra-estrutural existem três tipos de células específicas: células P, ou células “*pacemaker*”, ou células automáticas (conjunto de células com capacidade para a formação de estímulos); células transicionais (conjunto de células

heterogéneas que se encontram normalmente ao longo de todo o sistema de condução cardíaco); e células de “*Purkinje*” (conjunto de células que se encontram nos ramos do feixe de *His* e da rede de *Purkinje*, cuja principal função é a condução do estímulo) [6]. A figura 1.6 mostra as diferenças entre os potenciais de acção de uma célula automática (**A**) e uma célula de resposta rápida (**B**).

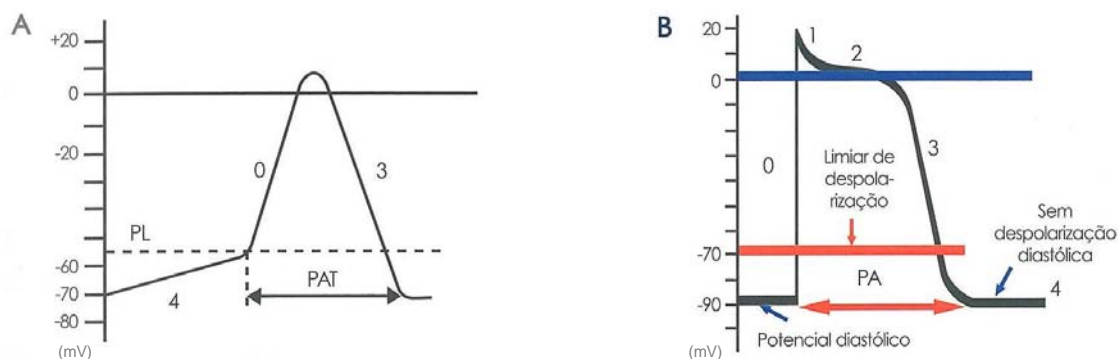


Figura 1.6 Diferenças entre os potenciais de acção de uma célula automática (**A**) e uma célula de resposta rápida (**B**) (adaptada de [6]).

Na célula automática (**A**) apresenta-se o potencial de acção dividido em três fases: 0, 3 e 4 em que, PL é o potencial limiar e o PAT o potencial de acção de transmembrana. Na fase 0, verifica-se a despolarização rápida contudo, menos acentuada do que em (**B**). Na fase 3, observa-se o processo de repolarização. Por fim, na fase 4, considerada instável, o período de repouso é quase inexistente devido ao comportamento dos mecanismos iónicos, o que leva à sua substituição por um período de despolarização lento até ao limiar da excitação. Na célula de resposta rápida (**B**), o potencial de acção aparece dividido em cinco fases: 0, 1, 2, 3 e 4. A fase 0 diz respeito à despolarização rápida, semelhante à observada nas células nervosas. Na fase 1, verifica-se uma repolarização rápida inicial, seguida de um período de manutenção do estado de despolarização observado na fase 2. Na fase 3, observa-se o processo de repolarização rápida até ao potencial de repouso. Na fase 4 dá-se o início ao período de repouso. Em resumo, as fases 1 e 2 correspondem à contracção ou sístole e as fases 3 e 4 ao relaxamento ou diástole. O potencial de transmembrana diastólico (ou potencial de repouso) nas células automáticas é cerca de -70 mV, nas células musculares situa-se nos -90 mV e nas células de Purkinje é aproximadamente -100 mV. O

pico da fase 0 nas células automáticas atinge os +10 mV; por sua vez, nas células musculares vai até aos +20 mV [6]. O sincronismo das actividades descritas anteriormente, permite garantir o bom funcionamento do músculo cardíaco porque o período refractário tem uma duração aproximada à duração da contracção muscular (cerca de 300 ms) evitando assim o seu desgaste mecânico. A sequência destas actividades e processos seguem vias específicas dentro do coração, conhecidas como o sistema de condução eléctrica do coração ou sistema de condução cardíaco.

O sistema de condução cardíaco é composto por quatro estruturas interligadas: nodo SA, nodo AV, feixe de “His” e rede de fibras de “Purkinje”, figura 1.7 [2]. Em condições normais, o nodo SA é o responsável pela fonte do estímulo eléctrico que leva à despolarização das aurículas. Em seguida, o mesmo é conduzido pelos feixes internodais até ao nodo AV. Deste local, com um certo atraso, o impulso espalha-se pelo feixe de “His” para os ramos direito e esquerdo e, por conseguinte, para os ventrículos através da rede de fibras de “Purkinje”, dando início à despolarização ventricular.

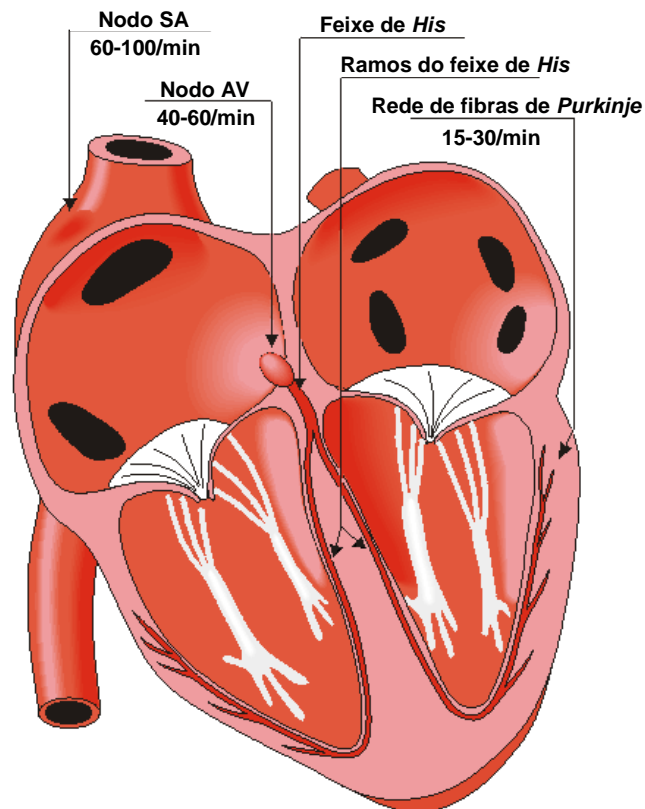


Figura 1.7 Sistema de condução cardíaco (adaptada de [2]).

O nodo SA localiza-se junto ao ponto de união entre a veia cava superior e a aurícula direita. Rico em células específicas automáticas é o responsável pela origem do primeiro potencial de acção. O estímulo eléctrico gerado no nodo SA segue o seu percurso através das vias de condução internodais até ao nodo AV. Neste nodo, também existem células específicas que ficam situadas na fronteira entre as aurículas e os ventrículos. Contudo, estas células específicas são, em grande maioria, do tipo de transição o que implica a condução menos rápida do estímulo eléctrico. Este atraso na propagação do estímulo é fundamental pois, evita que aurículas e ventrículos contraíam em simultâneo e por conseguinte favorece a sua manutenção em termos de desgaste. O nodo AV, em condições regulares é o único meio de condução das aurículas para os ventrículos. Por não possuir automatismo, excepto na junção com o feixe de “*His*”, o ritmo por si gerado é considerado um ritmo juncional e não nodal [6]. Nesta junção, em circunstâncias normais, são gerados cerca de 40 a 60 impulsos por minuto, o que a torna num marca-passo secundário [7]. A propagação do estímulo eléctrico do nodo AV para os ventrículos é feita por células específicas rápidas do tipo “*Purkinje*”. De uma forma simples, pode-se considerar que, este sistema é composto inicialmente pelo feixe de “*His*”. Posteriormente, o feixe divide-se em dois ramos: ramo esquerdo e ramo direito com a direcção para o ventrículo esquerdo e ventrículo direito, respectivamente. Por fim, numa fase terminal de condução do estímulo eléctrico encontram-se as redes de “*Purkinje*”, que se ramificam pelas paredes interiores dos ventrículos. Estas redes proporcionam uma condução rápida do estímulo eléctrico que activa cada uma das células contrácteis aí existentes. Os potenciais de acção gerados pelas várias células contrácteis causam a formação de uma onda que se propaga através da massa ventricular para a parede exterior dos ventrículos, ocorrendo a despolarização dos ventrículos. A figura 1.8 mostra os diferentes potenciais de acção gerados pelas células características do coração [2].

Em condições normais, a estrutura com a frequência intrínseca mais rápida torna-se o marca-passo cardíaco dominante. O nodo SA emite cerca de 60 a 100 impulsos por minuto; o nodo AV 40 a 60 impulsos por minuto; e os marca-passos inferiores, como o marca-passo ventricular, 20 a 40 impulsos por minuto. Como o nodo SA é o marca-passo mais rápido, torna-se o marca-passo primário e dominante do coração. Contudo, apesar do seu funcionamento autónomo, este nodo é influenciado pelo sistema nervoso autónomo através

dos nervos dos sistemas Simpático e Parassimpático. As influências destes dois sistemas são contrárias, isto é, o sistema Simpático aumenta a frequência do nodo SA, a velocidade da condução internodal, a excitabilidade e a força de contracção. Por outro lado, o sistema Parassimpático diminui a frequência do nodo SA, a velocidade da condução internodal e a excitabilidade. Estes efeitos podem resumir-se pela influência do sistema Simpático no aumento da actividade cardíaca e pela influência do sistema Parassimpático na redução da mesma actividade. Se um destes sistemas é bloqueado, os efeitos do outro são observados. Por exemplo, se o sistema Simpático for bloqueado, apenas os efeitos do sistema Parassimpático serão observados [7].

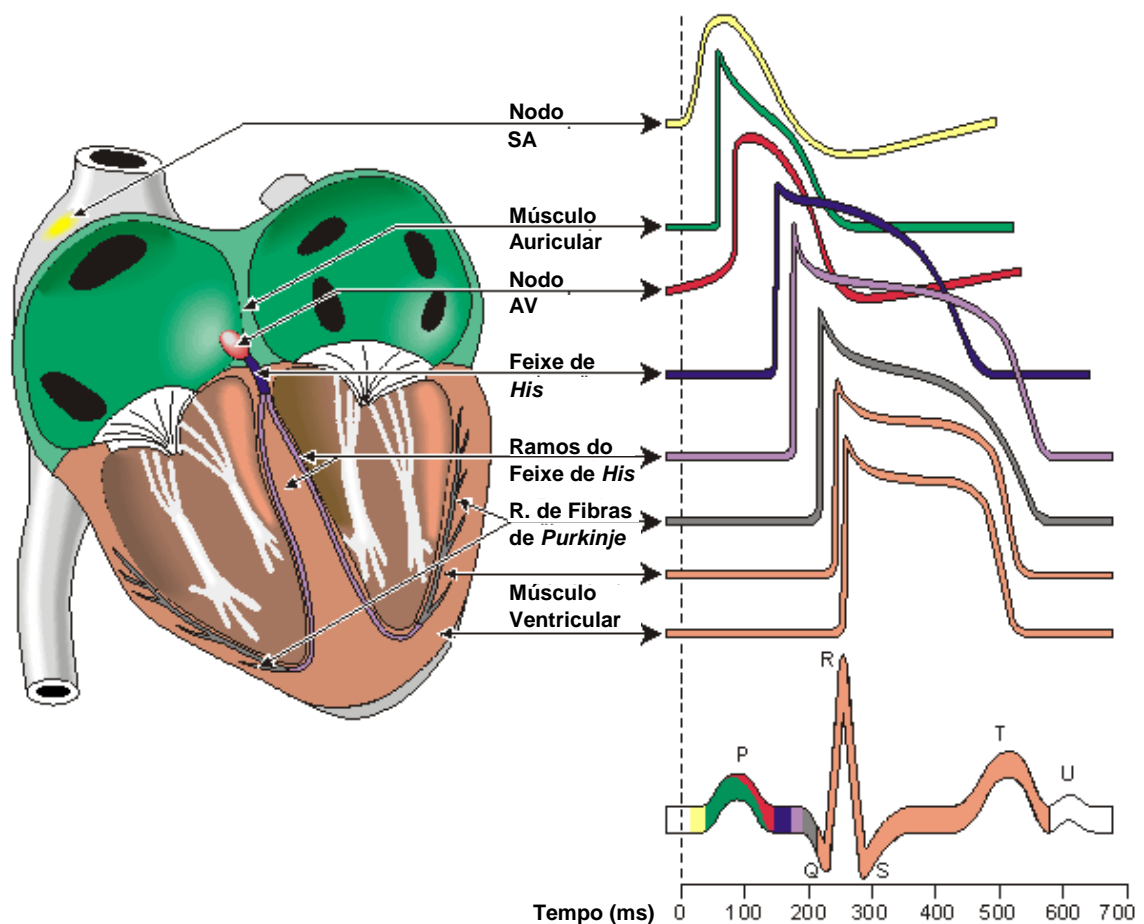


Figura 1.8 Diferentes potenciais de acção gerados pelas células características do coração (adaptada de [2]).

Em circunstâncias anormais se falhar a ligação entre o nodo SA e o nodo AV, o nodo AV adopta a sua frequência intrínseca, se falhar o sistema de condução no feixe de “His”, os ventrículos funcionam com uma frequência intrínseca própria da sua região, que passa a ser considerada a dominante.

1.2 O ELECTROCARDIOGRAMA

A actividade cardíaca é consequência de uma sucessão de acontecimentos resultantes da actividade mecânica e eléctrica das células características (secção 1.1.3) do coração. Como resultado dessa actividade eléctrica celular, há correntes que fluem no organismo humano e que geram diferenças de potencial na superfície da pele, que podem ser medidas com a utilização de equipamentos específicos, como o electrocardiógrafo. O registo gráfico desses potenciais de superfície em função do tempo é denominado electrocardiograma (ECG) [10] [24].

1.2.1 A ORIGEM DO ECG

Os primeiros estudos sobre a existência de actividade eléctrica em animais foram realizados por Luigi Galvani em 1791 [23]. Estes estudos continuaram no século seguinte com outros intervenientes: Matteucci, Kölliker e Muller [23]. Em 1872 Gabriel Lippmann desenvolveu um equipamento conhecido como o electrómetro capilar. Esse dispositivo era capaz de adquirir os sinais eléctricos produzidos pelo coração, directamente através da pele, no entanto, não apresentava resposta adequada a altas frequências, o que limitou o seu uso. Augustus D. Waller ficou conhecido por realizar, com sucesso, em 1887 o primeiro ECG num corpo humano [9]. Enquanto trabalhava no *St. Mary's Hospital*, em Londres, construiu um electrocardiógrafo fixando um electrómetro capilar de Lippmann num projectador em que, o traçado do sinal eléctrico do coração era projectado numa placa fotográfica movimentada por uma composição (máquina mais carruagens) num circuito de comboios (maqueta à escala reduzida) [10] [11]. Em 1897, Clément Ader inventou um dispositivo, conhecido como galvanómetro de corda, para obtenção de registos de correntes em cabos transatlânticos [12]. Willem Einthoven, Professor de Fisiologia da Universidade de Leiden na Holanda, frequentemente chamado de pai da electrocardiografia [7], utilizou nos seus primeiros registos electrocardiográficos um electrómetro capilar. Contudo, esse

equipamento tinha dois inconvenientes: uma grande inércia e o tempo gasto nas constantes correcções matemáticas das curvas produzidas pelo amortecimento do aparelho, o que levou Einthoven a procurar uma nova solução. Este começou por dedicar-se ao estudo do galvanómetro de bobina de Desprez e d'Arsonval e após vários cálculos chegou à conclusão que a solução óptima seria reduzir o número de espiras da bobina, apenas, para meia espira. Como consequência destes estudos, projecta uma solução com base num único fio, ligado a dois suportes, submetido ao campo electromagnético de um electroímã. A solução apresentada ficou conhecida como o galvanómetro de corda de Einthoven, figura 1.9 [13]. Em relação à questão, se foi Einthoven ou Ader quem inventou o galvanómetro de corda, o assunto foi alvo de diferentes opiniões [14] [15].

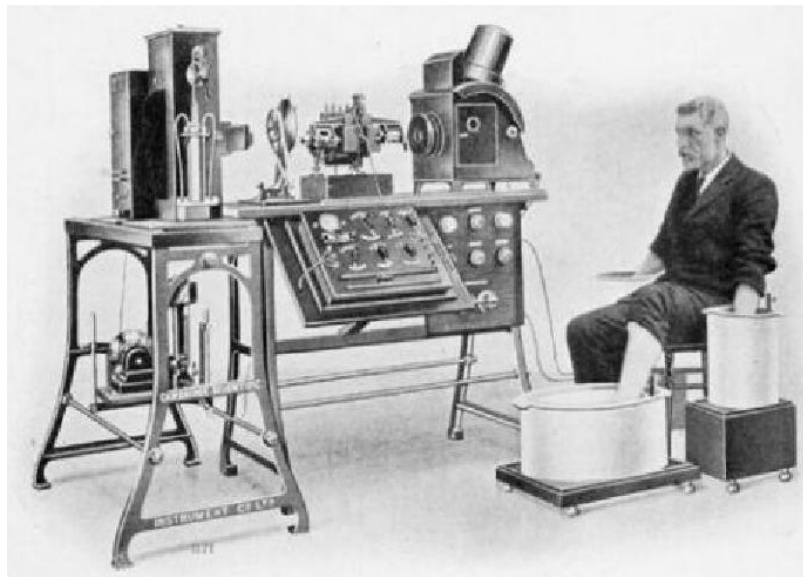


Figura 1.9 Galvanómetro de corda (adaptada de [13]).

Porém, o desenvolvimento e aplicação deste instrumento, por parte de Einthoven, revolucionou o registo de ECG [2] [11] [16]. As vantagens do galvanómetro de corda, em relação ao electrómetro capilar são: sensibilidade, melhor padronização, robustez, entre outras, tendo esse estudo sido publicado em 1903 [17]. A figura 1.10 mostra uma comparação entre os traçados de um electrómetro capilar e do galvanómetro de corda. Em 1908, Einthoven publicou um artigo [18], considerado um clássico, sobre considerações adicionais do ECG, onde abrange o estudo fisiológico do sinal, assim como as suas

aplicações para o diagnóstico clínico. Devido às características do primeiro electrocardiógrafo de corda (cerca de 270 kg e uma grande complexidade técnica) de Einthoven, que não permitiam o seu transporte para o Hospital da Universidade de Leiden, foi desenvolvida uma ligação (cerca de 1,5 km), por fios condutores, entre o Hospital e o Laboratório de fisiologia da mesma Universidade. Esta ligação foi feita através dos fios subterrâneos da rede fixa telefónica de Leiden. Os pacientes eram examinados no Hospital, com as extremidades imersas em cubas que continham uma solução condutora, e o registo era feito no Laboratório. Ao processo da aquisição de registos da actividade eléctrica do coração, por telefone, Einthoven denominou de “Telecardiograma” [19]. Foi desenvolvido, desta forma, o primeiro sistema de Tele-electrocardiografia [11].

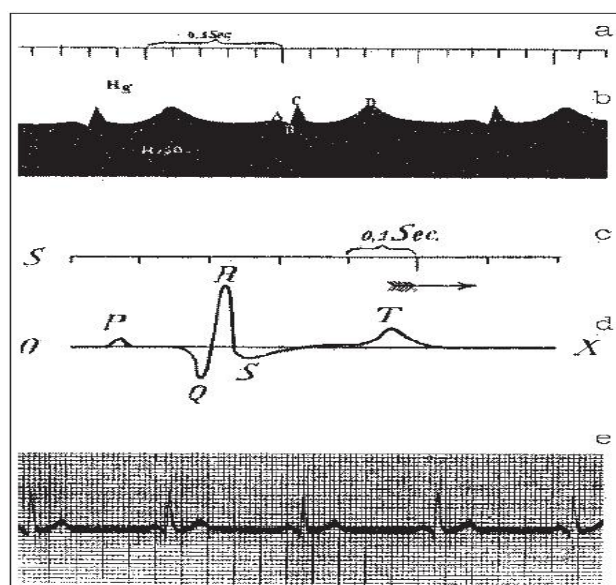


Figura 1.10 Evolução do traçado **a**: **a** e **b** – obtido com o electrómetro capilar; **c** e **d** – o mesmo corrigido; e **e** – obtido com o galvanómetro de corda (adaptada de [17]).

No seguimento dos seus trabalhos, foi compreendendo o significado dos traçados obtidos nos seus registos e atribuiu a cada deflexão as letras P, Q, R, S e T, em que P representa a despolarização auricular, o complexo QRS a despolarização ventricular e T a repolarização ventricular, que relacionou com a sístole e diástole cardíacas [3] [6]. Ao aperfeiçoar o seu sistema de obtenção de registos da actividade eléctrica do coração, obteve dados para concluir sobre um eixo eléctrico cardíaco e por conseguinte apresentar, pela primeira vez,

um triângulo equilátero com as três derivações dos membros, consideradas padrão [20]. O triângulo ficou conhecido como o triângulo de Einthoven de onde se obtêm as três derivações bipolares clássicas I, II e III [2] [21].

Sobre a electrocardiografia clássica fica um registo da aula leccionada em Londres, por Einthoven, em 1912 à *Chelsea Clinic Society* sobre as diferentes formas do electrocardiograma humano e o seu significado [22]. Nessa aula explicou que a aplicação da electrocardiografia no exame clínico produz informações válidas sob dois pontos de vista, o estudo das relações de tempo entre a actividade auricular e ventricular e o exame das alterações das formas do ECG [16].

1.2.2 O SISTEMA DE DERIVAÇÕES

A colocação dos eléctrodos para aquisição dos sinais de ECG e o modo como se posicionam no corpo dependem dos potenciais que se pretende medir (derivações) assim como, dos dispositivos utilizados para aquisição de sinal. No ECG podem encontrar-se dois tipos de derivações [26]. As derivações bipolares que medem a diferença de potencial entre dois pontos (negativo e positivo) do corpo, e as derivações unipolares que medem os potenciais absolutos (positivo) em relação a um ponto comum (referência) [6]. Para esses estudos, em que se considera o ECG de 12 derivações, o coração é visto em dois planos; o plano frontal e o plano horizontal. No plano frontal, os eléctrodos são colocados nas quatro extremidades: braço direito (RA), braço esquerdo (LA), perna esquerda (LL) e perna direita (RL), de onde se obtêm as derivações bipolares clássicas (I, II e III) e as derivações unipolares (aVR, aVL e aVF). No plano horizontal, os eléctrodos exploradores (positivo) são colocados em seis pontos clássicos, definidos no tórax, e de onde obtêm-se as derivações unipolares pré-cordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6) [3] [6]. Por uma questão de uniformização e contextualização com as referências apresentadas optou-se por, neste trabalho, recorrer à nomenclatura Inglesa, sempre que, sejam empregues conceitos padrão.

Em 1912, Einthoven apresentou um sistema padrão para a colocação e posicionamento dos eléctrodos para aquisição dos sinais de ECG [22]. Esse sistema é baseado na convenção de que o coração é o centro de uma esfera homogénea que representa o torso. Assim as posições dos eléctrodos em RA, LA e LL são os vértices de um triângulo equilátero, em que o coração é o centro e os vectores formados pelas três derivações formam também um triângulo equilátero. Isto é, ao assumir-se que o coração pode ser

modelizado como um simples dipolo eléctrico, localizado no centro de uma esfera que representa o torso, com volume e orientação variáveis, valida-se também, que as diferenças de potencial medidas em cada uma das três derivações são proporcionais às projecções do seu vector eléctrico para cada um dos vectores que representam os lados do triângulo equilátero [2]. Cada um dos eixos de projecção desse triângulo forma uma derivação bipolar denominada pelos caracteres numéricos romanos I, II e III, conforme apresentado na figura 1.11 [10] [25].

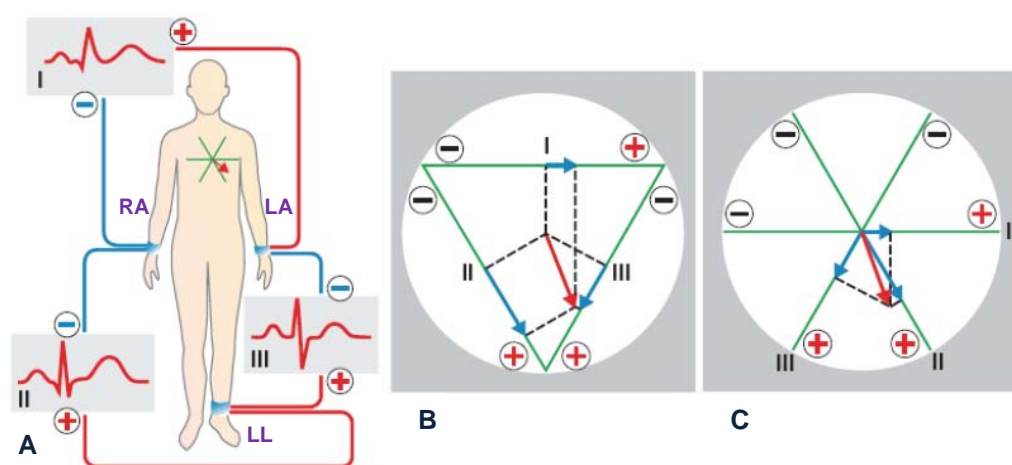


Figura 1.11 Sistema de derivações proposto por Einthoven: representação visual das formas de onda (A), representação triangular das derivações bipolares (B) e representação vectorial das derivações bipolares (C) (adaptada de [25]).

Na figura 1.11 (A) a primeira derivação (I) apresenta a forma de onda (traçado da amplitude do sinal ECG em função do tempo) correspondente à diferença de potencial entre LA (+) e RA (-), a segunda derivação (II) representa a forma de onda relativa à diferença de potencial entre LL (+) e RA (-) e a terceira derivação (III) mostra a forma de onda referente à diferença de potencial entre LL (+) e LA (-). De acordo com a lei de Kirchhoff das malhas ou das tensões, a soma algébrica das tensões instantâneas numa malha (percurso fechado) é igual a zero [29]. O triângulo de Einthoven ilustrado em (B) pode ser considerado como um percurso fechado. A relação entre estas duas condições permite obter a equação 1.1 [21].

$$I + III - II = 0 \quad (1.1)$$

Em 1931, com o objectivo de introduzir mais informação sobre a actividade eléctrica do coração no ECG, um grupo de investigadores, liderado por Frank Norman Wilson, apresentou um conjunto de estudos sobre as diferenças de potencial produzidas pelo coração e a sua relação com o triângulo de Einthoven [27]. Nesses estudos Wilson apresentou um novo conceito para a aquisição dos sinais ECG, o conceito de derivação unipolar, onde propôs que, os três eléctrodos colocados nos membros do corpo: RA, LA e LL medissem, cada um deles, um potencial absoluto (positivo) em relação a uma referência, remota, localizada no infinito [2] [28]. Essa referência foi obtida pela ligação de uma resistência de $5\text{ k}\Omega$ entre cada um dos três eléctrodos e um ponto comum designado por terminal central, actualmente conhecido por terminal central de Wilson (CT), figura 1.12 [2] [11].

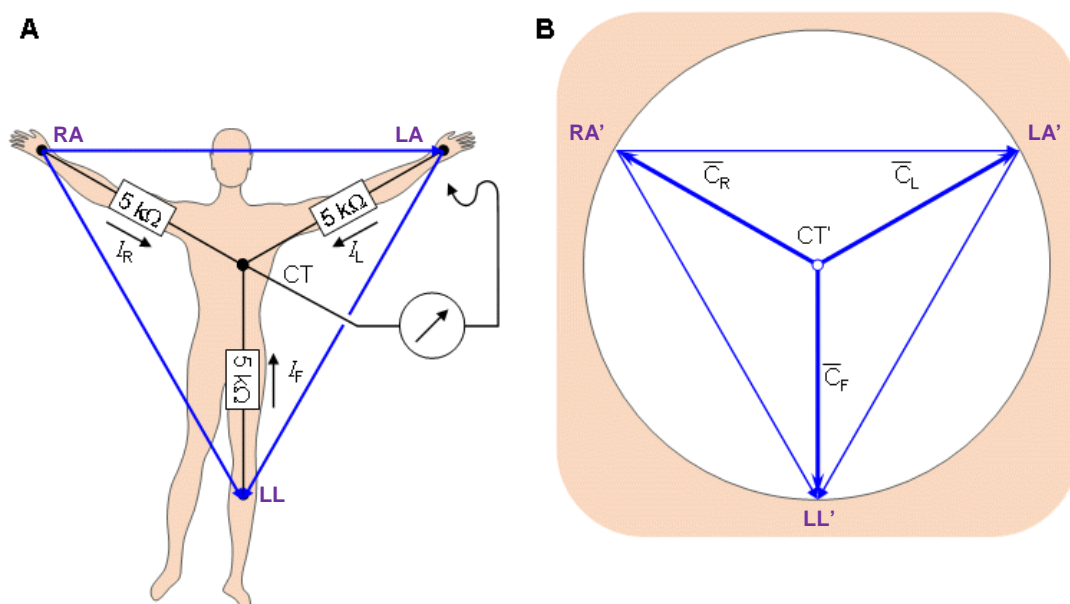


Figura 1.12 Terminal central de Wilson (CT): esquema do circuito (A). Imagem da localização no espaço (CT') (B) (adaptada de [2]).

No seguimento dos estudos apresentados por Wilson, assumiram-se algumas considerações e de entre elas, destaca-se a afirmação que o CT representa a média dos potenciais

absolutos dos três membros, e de acordo com a lei de Kirchhoff dos nós ou das correntes, em qualquer nó (CT) de um determinado circuito a soma algébrica das correntes é nula isto é, $I_R + I_L + I_F = 0$ [29] (figura 1.12 (A)). A imagem da localização no espaço do CT, representada na figura 1.12 (B), mostra que a localização do CT está no centro do triângulo de Einthoven. Ao medir-se a diferença de potencial entre cada membro (RA, LA e LL) e o CT obtêm-se três derivações unipolares do plano frontal denominadas de VR, VL e VF.

Em 1942, Emanuel Goldberger introduziu uma nova técnica para a aquisição das três derivações unipolares do plano frontal [30]. Essa técnica permitiu resolver o problema da amplitude das derivações unipolares do plano frontal propostas por Wilson, que apresentavam uma amplitude baixa em relação às derivações bipolares do mesmo plano. A solução apresentada por Goldberger, de forma a aumentar a amplitude desses sinais, consistiu em retirar a resistência entre o CT e o eléctrodo colocado no membro a ser medido isto é, a desconexão da derivação constituinte do CT mais próxima à derivação unipolar a ser medida, figura 1.13 [2] [25]. As derivações unipolares “aumentadas” apresentadas por esta técnica, iniciam-se com a letra “a” e designam-se por aVR, aVL e aVF [31]. Os sinais obtidos com estas derivações podem apresentar amplitudes (cerca de 50%) maiores do que as obtidas anteriormente [10].

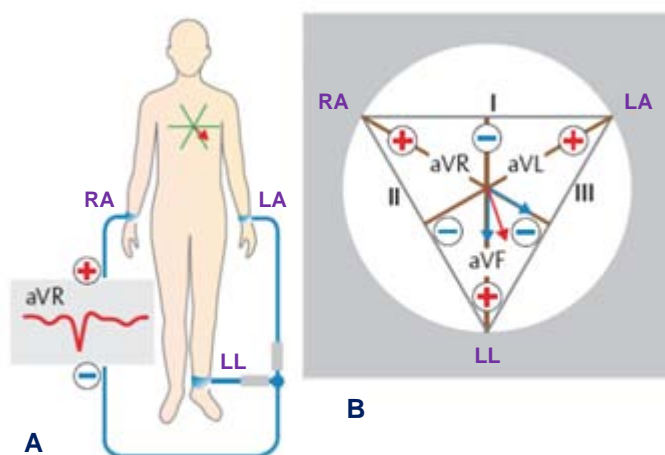


Figura 1.13 Sistema de derivações proposto por Goldberger: exemplo da obtenção da derivação aVR pela desconexão do eléctrodo do braço direito (A) e representação triangular das derivações unipolares aumentadas (B) (adaptada de [25]).

Em 1944, com o objectivo de medir os potenciais perto do coração, Wilson propôs as seis derivações unipolares do plano horizontal, conhecidas como pré-cordiais [32]. As seis derivações designadas por V₁, V₂, V₃, V₄, V₅ e V₆ obtêm-se pela medição dos potenciais absolutos (V₁ – V₆) de cada uma delas em relação ao CT, figura 1.14 [2] [10] [25].

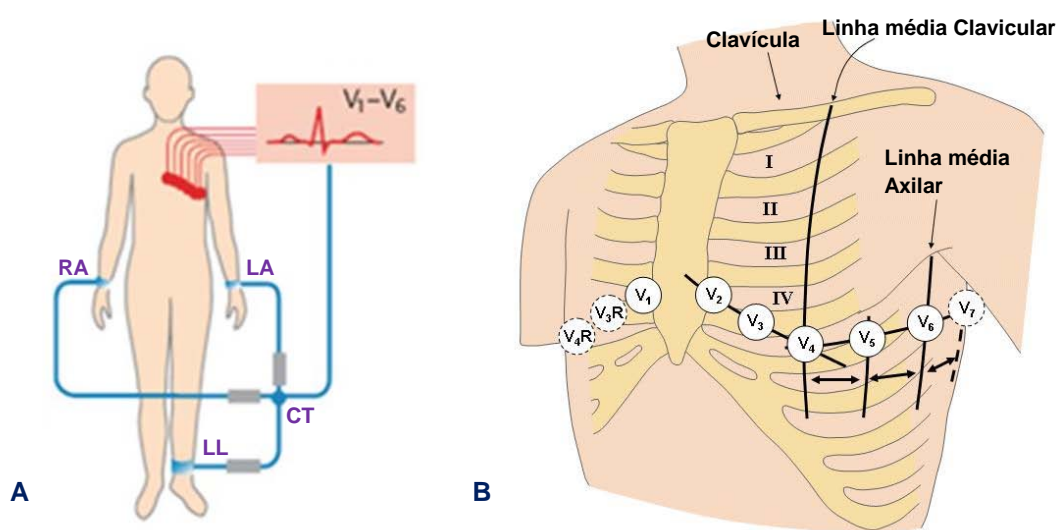


Figura 1.14 Sistema de derivações proposto por Wilson: Eléctrodos (V₁ – V₆) posicionados no peito e o CT ligado aos membros (A) e localização das derivações unipolares pré-cordiais (B) (adaptada de [2] [25]).

Os eléctrodos que medem esses potenciais são aplicados nas posições designadas por clássicas: V₁ e V₂ são colocados no quarto espaço intercostal, do lado direito e do lado esquerdo do esterno, respectivamente; V₃ fica entre V₂ e V₄; V₄ é colocado no cruzamento entre o quinto espaço intercostal e a linha média clavicular esquerda; V₅ fica entre V₄ e V₆, no mesmo nível horizontal que V₄ mas na linha anterior axilar esquerda; e por fim, V₆ é colocado no mesmo plano horizontal de V₄ mas na linha média axilar esquerda [2] [6].

Os sistemas de ECG existentes empregam, na sua maioria, as 12 derivações apresentadas anteriormente. Contudo, devido a interferências nos sinais de ECG provocadas por ruídos que advêm da actividade muscular, respiração, transpiração,

deslocamento dos eléctrodos, entre outros, nas provas de esforço principalmente, podem-se colocar os eléctrodos noutras posições. O sistema mais conhecido que permite minimizar esses ruídos baseia-se numa série de variações das derivações de Einthoven em que, os eléctrodos não são colocados nos membros (RA, LA, RL e LL) mas, em zonas correspondentes no torso. Esse método é conhecido por sistema de Mason-Likar [33].

As seis derivações do plano frontal são obtidas a partir dos mesmos três pontos de medida. Contudo, quaisquer duas destas seis derivações contêm a mesma informação que as outras quatro. Mais de 90% da actividade eléctrica do coração pode ser explicada com base no modelo do dipolo eléctrico [34]. A medição de três componentes individuais é suficiente para caracterizar este dipolo. Para tal, duas derivações bipolares dos membros (I, II e III) podem dar informação sobre o plano frontal e uma derivação unipolar pré-cordial pode ser escolhida para dar informação sobre o plano horizontal. O arranjo de três destas combinações deve ser suficiente para descrever completamente o vector eléctrico do coração [2] [6]. A tabela 1.1 mostra uma descrição e a relação matemática entre as 12 derivações clássicas.

Tabela 1.1 Descrição e relação matemática das 12 derivações clássicas

Autor	Derivação	Eléctrodos usados	Relação matemática
Einthoven	Bipolar	RA, LA, LL e RL	$I = LA - RA$
			$II = LL - RA$
			$III = LL - LA$
Goldberger	Unipolar aumentada	RA, LA, LL e RL	$aVR = RA - \frac{1}{2} (LA + LL)$
			$aVL = LA - \frac{1}{2} (LL + RA)$
			$aVF = LL - \frac{1}{2} (LA + RA)$
Wilson	Unipolar pré-cordial	V_1, V_2, V_3, V_4, V_5 e V_6	$V1 = V_1 - (RA + LA + LL) / 3$
			$V2 = V_2 - (RA + LA + LL) / 3$
			$V3 = V_3 - (RA + LA + LL) / 3$
			$V4 = V_4 - (RA + LA + LL) / 3$
			$V5 = V_5 - (RA + LA + LL) / 3$
			$V6 = V_6 - (RA + LA + LL) / 3$

1.2.3 A MORFOLOGIA E NOMENCLATURA DO SINAL ECG NORMAL

Os sistemas de ECG convencionais registam os traçados das alterações da actividade eléctrica do coração, numa tira de papel padrão que se move com velocidade constante [35]. A padronização é essencial para se poder avaliar adequadamente o tamanho das deflexões, mesmo que o ECG tenha sido aumentado ou reduzido no seu tamanho [7].

O papel de ECG é um papel padronizado em que o registo é feito à velocidade de 25 mm/s (em situações especiais a velocidade pode ser de 50 mm/s) e com uma amplitude cuja sensibilidade é de 0.1 mV/mm. A tira de papel quadriculado está dividida em quadrados grandes de 5 mm de lado. Esses, por sua vez, estão divididos em 5 quadrados mais pequenos de 1x1 mm. A uma velocidade de 25 mm/s, cada quadrado grande corresponde a 0.2 s e cada quadrado pequeno é percorrido em 0.04 s. A uma sensibilidade de 0.1 mV/mm, cada quadrado grande corresponde em tensão a 0.5 mV e a cada 10 mm (dois quadrados grandes) equivale 1 mV, figura 1.15 [2] [6].

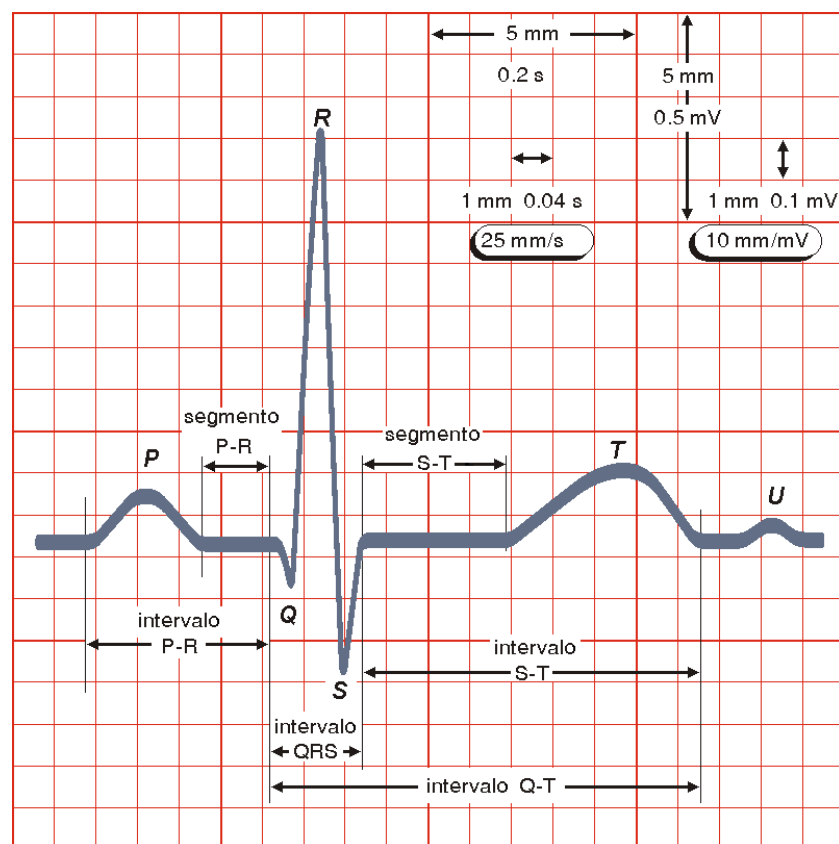


Figura 1.15 A morfologia e nomenclatura do ECG normal (adaptada de [2]).

Na figura 1.15, apresenta-se a morfologia e a nomenclatura do sinal de ECG normal correspondente à II derivação de Einthoven. Nesse registo consta a actividade eléctrica do coração quando este está ou não em repouso. Para se entender melhor esses estados é necessário definir o conjunto de termos utilizados: a linha isoelectrica corresponde ao nível de tensão considerada para o coração em repouso; uma onda é uma variação no nível de tensão que se pode visualizar através de uma deflexão positiva ou negativa e sendo assinalada pelos caracteres alfabéticos P, Q, R, S, T e U; um complexo é um conjunto de várias ondas em que no ECG se atribui ao intervalo QRS; um segmento é a distância entre duas ondas e um intervalo representa vários estados que incluem ondas e segmentos [6] [36]. No que diz respeito à sequência dos eventos de despolarização e repolarização, descritos no ECG normal, durante o ciclo cardíaco pode dizer-se que: no início do processo, após o estímulo eléctrico ter sido gerado no nodo SA, a onda P é aquela que resulta da despolarização das aurículas; o segmento isoelectrico P-R corresponde ao atraso na propagação do sinal no nodo AV; o complexo de ondas QRS representa a despolarização dos ventrículos; o segundo segmento isoelectrico S-T caracteriza a excitação total dos ventrículos; a onda T reflecte a repolarização dos ventrículos e quanto à onda U, por ser considerada inconstante (só aparece em alguns indivíduos), existem diferentes teorias sobre o seu aparecimento [5] [24] [37]. A repolarização auricular possui uma amplitude muito baixa e ocorre muito próximo do complexo QRS o que implica que este estímulo não seja visível no ECG normal [2] [6]. O intervalo P-R representa a actividade eléctrica das aurículas enquanto, o intervalo Q-T representa a actividade eléctrica dos ventrículos. Sobre a morfologia das ondas, e tomando como exemplo a onda P, esta pode ser, positiva, negativa ou difásica [6]. As alterações na morfologia das ondas, em relação ao ECG normal serão abordadas no capítulo II (secção 2.2).

1.2.4 OS ELÉCTRODOS

A observação da forma como determinado processo evolui no tempo implica um conjunto de ferramentas que permitam monitorizar o seu estado e mediante um sistema de controlo ou decisão efectuar acções sobre o mesmo.

Ao admitir-se um estudo sob a óptica da Engenharia, o sistema cardiovascular e em particular o coração, pode ser considerado como um processo (electromecânico), ainda que complexo, em que o seu funcionamento é caracterizado por uma sequência de estados bem

definidos e conhecidos [36] [38]. A figura 1.16 apresenta um diagrama de blocos típico do processo em estudo. Esta figura sugere um sistema em malha fechada contudo, não deve ser interpretado como tal uma vez que o diagnóstico pode levar a que certas acções sejam tomadas pelo cardiologista. Neste processo, como em qualquer outro, a aquisição de sinais é feita através de um sensor para o sistema de processamento. Na prática, nos sistemas convencionais de ECG, o elemento sensor que se utiliza para a aquisição dos sinais gerados pela actividade eléctrica do coração (biopotenciais) e o sistema de processamento denomina-se eléctrodo.

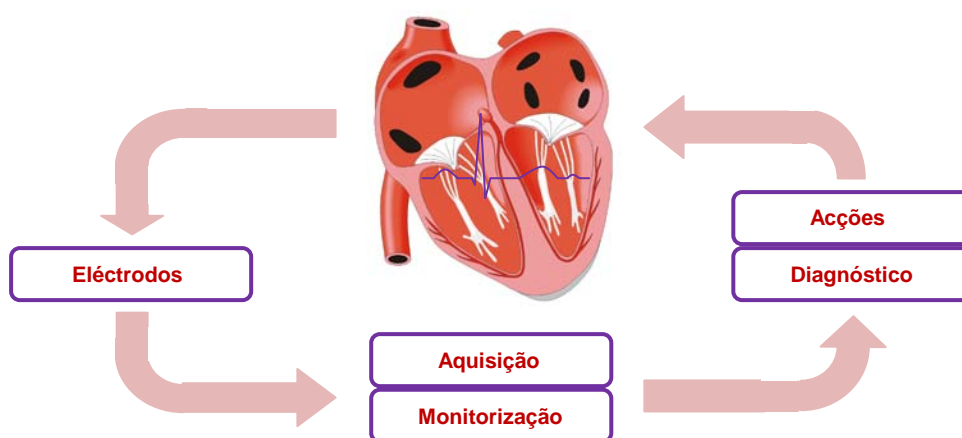


Figura 1.16 Diagrama de blocos típico de um sistema de monitorização de ECG.

Um eléctrodo é um transdutor uma vez que converte as correntes iónicas geradas pela actividade eléctrica do coração em correntes electrónicas, passíveis de serem adquiridas pelos sistemas de processamento [39]. O dispositivo médico, utilizado na aquisição de biopotenciais, é fabricado e comercializado de acordo com as normas padrão da *American Heart Association* (AHA) [43] e da *International Electrotechnical Commission* (IEC) [44]. A tabela 1.2 apresenta a nomenclatura e o código de cores, atribuídos a cada eléctrodo para aquisição dos biopotenciais, conforme os dois padrões apresentados anteriormente [45]. A aquisição dos biopotenciais pode ser realizada por dois tipos de eléctrodos: eléctrodos do tipo invasivo ou eléctrodos do tipo não-invasivo. Os primeiros permitem obter biopotenciais dentro do corpo humano, sendo o seu uso adequado a situações específicas. Os segundos, também conhecidos por eléctrodos de superfície permitem obter biopotenciais à superfície da pele. Estes últimos dividem-se ainda em eléctrodos passivos e

eléctrodos activos [40]. Os eléctrodos passivos, devido ao seu custo reduzido em relação aos eléctrodos activos, são provavelmente os mais utilizados nos ECG convencionais. Estes são, geralmente, fabricados em ouro (Au), em liga de prata com cloreto de prata (Ag/AgCl), ou metálicos revestidos com materiais poliméricos [40]. Para aplicações designadas de “ECG de repouso”, regularmente, são utilizados eléctrodos de sucção para as derivações pré-cordiais e eléctrodos de placa para as derivações das extremidades. Os eléctrodos de Ag/AgCl (normalmente em forma de disco e/ou descartáveis) são utilizados, em grande parte, nas aplicações designadas por “ECG de prova de esforço”, “ECG dinâmico (Holter)” e “ECG ambulatório” [21]. O seu comportamento químico torna-os mais imunes ao ruído de baixa frequência [39]. Sobre os eléctrodos passivos, importa referir que é necessário a utilização de um elemento electrólito que faça o ajuste de impedâncias entre a pele (alta impedância) e o eléctrodo (baixa impedância). O electrólito é um gel que pode utilizar-se em pasta ou creme depois de uma abrasão prévia da pele no local de contacto [41]. Sobre os eléctrodos passivos não descartáveis, é importante a sua limpeza uma vez que pode ocorrer oxidação que dificulte a passagem de corrente eléctrica e a ligação pele/eléctrodo. Por outro lado, a lavagem frequente dos eléctrodos com uma solução com 1/3 de vinagre e 2/3 de água tépida mantém-nos limpos e em bom funcionamento [6].

Tabela 1.2 Nomenclatura e código de cores para eléctrodos (cabo), standards AHA e IEC

Derivações	Nomenclatura AHA	Cores AHA	Nomenclatura IEC	Cores IEC
Extremidades	RA (Braço Direito)	Branco	R (Braço Direito)	Vermelho
	LA (Braço Esquerdo)	Preto	L (Braço Esquerdo)	Amarelo
	LL (Perna Esquerda)	Vermelho	F (Perna Esquerda)	Verde
	RL (Perna Direita)	Verde	N (Perna Direita)	Preto
Pré-cordiais	V1	Vermelho	C1	Vermelho
	V2	Amarelo	C2	Amarelo
	V3	Verde	C3	Verde
	V4	Azul	C4	Castanho
	V5	Laranja	C5	Preto
	V6	Violeta	C6	Violeta

Os eléctrodos activos, também designados por eléctrodos secos, permitem suprimir a necessidade da preparação da pele e do meio condutor isto é, evitam o efeito abrasivo (desgaste da pele para reduzir a impedância de interface) provocado aquando da utilização de eléctrodos passivos. Ao aumentar-se suficientemente as dimensões destes eléctrodos, podem obter-se traçados de ECG sem estes estarem em contacto com a pele [42]. A figura 1.17 mostra alguns tipos de eléctrodos, cabos e acessórios para eléctrodos utilizados nos ECG convencionais [45] [46] [47]. Nesta, pode observar-se a diferença entre os eléctrodos de sucção, referência DRV175 (\varnothing 20mm) e referência DRV174 (\varnothing 15mm) em que, o primeiro é utilizado para adultos e o segundo é utilizado em pediatria.



Figura 1.17 Eléctrodos, cabos e acessórios utilizados nos ECG convencionais (adaptada de [45] [46] [47]).

Os cuidados a observar na colocação dos eléctrodos assim como as suas dimensões, formas e interligações através de cabos e outros acessórios, são de extrema importância para a obtenção de traçados de ECG correctos [6] [21].

1.3 SISTEMAS DE AJUDA AO DIAGNÓSTICO DE ECG

A actividade eléctrica do coração pode ser monitorizada através de diferentes sistemas em que, os dispositivos médicos utilizados possuem características mais ou menos complexas. Esses dispositivos têm custos médios idênticos contudo, sofrem um incremento à medida que se tornam mais complexos [46] [47]. Conforme a idade, sexo, mobilidade, entre outros, os pacientes são sujeitos a diferentes sistemas de monitorização de ECG [21].

Os exames de “ECG de repouso”, considerados de rotina, são realizados em consultórios médicos da especialidade em que em poucos minutos, o diagnóstico é feito de imediato e o relatório é entregue de seguida. Normalmente, neste tipo de exames utilizam-se dispositivos até 12 derivações. Um outro exame que é feito em consultórios médicos da especialidade e no qual, se utilizam dispositivos para 12 derivações é o “ECG prova de esforço”. Contudo, devido ao ruído provocado por diversos factores (secção 1.2.2) os eléctrodos são colocados segundo a configuração proposta por Mason-Likar [33] [48]. Em relação ao número de dados adquiridos, este é bastante superior ao “ECG de repouso” o que implica que o relatório seja entregue posteriormente, habitualmente uma semana, após o exame. Quando é necessário monitorizar a actividade eléctrica do coração por períodos de tempo mais alargados, como é o caso da confirmação de arritmias como causa de sintomas ocorridos durante a actividade diária (de um indivíduo), ou no prognóstico de ocorrências futuras dessa actividade, recorre-se a outro tipo de exames [21]. Nestes casos existe uma divisão quanto ao factor risco. Nos pacientes em que o risco é considerado baixo, o exame pode ser feito por um sistema dinâmico (conforme a colocação dos eléctrodos permitem obter diferentes derivações) conhecido como “ECG Holter” [49] em que a aquisição de ECG é feita durante horas ou até mesmo dias e os dados são guardados em memória para posterior análise [21]. No caso de dados adquiridos em 24 horas o número de pulsos para monitorizar, num indivíduo com um ritmo normal (cerca de 70 batimentos por segundo), ascende os 100 000 pulsos. Conforme as anomalias da actividade eléctrica do coração que se queiram monitorizar, estes sistemas geralmente, utilizam dispositivos para 2 ou 3 derivações obtidas das 12 derivações padrão ou de outras derivações não padrão. Existem derivações ou traçados de ECG mais eficientes que outros na monitorização de certas patologias. Um exemplo, são as derivações MLII (derivação II modificada) e V1 (pré-cordial) para a detecção de arritmias que determinam ritmos

supraventriculares mais frequentes como a Fibrilhação Auricular (AF) e *Flutter* Auricular (AFL) [6] [50]. Em relação aos pacientes cujo risco é considerado elevado, como aqueles que sofrem de paralisias, que necessitam de tratamentos ao nível da fisioterapia e por consequência com mobilidade reduzida, existe uma solução para a realização da monitorização de ECG baseada em dispositivos portáteis de telemetria. Normalmente, esses dispositivos são do tipo “Holter” que podem ter tecnologias de transmissão de dados, entre o paciente e o sistema de monitorização, por rádio frequência (RF). O conjunto desses dispositivos é conhecido por telemetria médica ou “ECG ambulatório” em que os pacientes são monitorizados em tempo real. Assim, pode obter-se um diagnóstico imediato e “agir” sobre o paciente, sempre que necessário [21].

1.3.1 O ECG DE REPOUSO

Os exames de saúde para monitorização da qualidade de vida de um profissional activo podem ser de admissão, periódicos ou ocasionais e obedecem a normas orientadoras definidas na legislação e aplicadas pela Vigilância da Saúde – Medicina no Trabalho. Esses exames obedecem a uma metodologia sendo, por exemplo, no caso dos exames periódicos realizados anualmente para os profissionais com idades inferiores a 18 anos e iguais ou superiores a 50 anos e bienais para os restantes profissionais. Um desses exames tem como objectivo a avaliação da actividade cardíaca e o ECG de repouso é uma das ferramentas mais utilizadas para essa monitorização [51].

No ECG de repouso existe um conjunto de parâmetros (campos que constam na impressão em formato de papel do ECG) padrão, além dos traçados de ECG, que devem ser observados pelos fabricantes de acordo com as normas AHA e IEC [43] [44] [45]. O dispositivo normalmente designado electrocardiógrafo, proposto pelos diversos fabricantes apresenta formatações diferentes para apresentação desses dados em formato de papel. Contudo nessa impressão, os parâmetros padrão aparecem normalmente, por blocos que caracterizam: os dados sobre o paciente como o seu nome, a informação relativa ao dispositivo de aquisição do sinal como a velocidade de aquisição dos traçados de ECG e a amplitude do sinal, os dados sobre a morfologia e nomenclatura do sinal como o complexo QRS e o segmento PQ, a informação sobre a frequência cardíaca e um relatório sobre as conclusões da observação desse exame, assim como o nome do técnico responsável pelo

exame. A figura 1.18 apresenta a impressão, em papel, de um ECG com as 12 derivações e os parâmetros padrão referidos anteriormente.

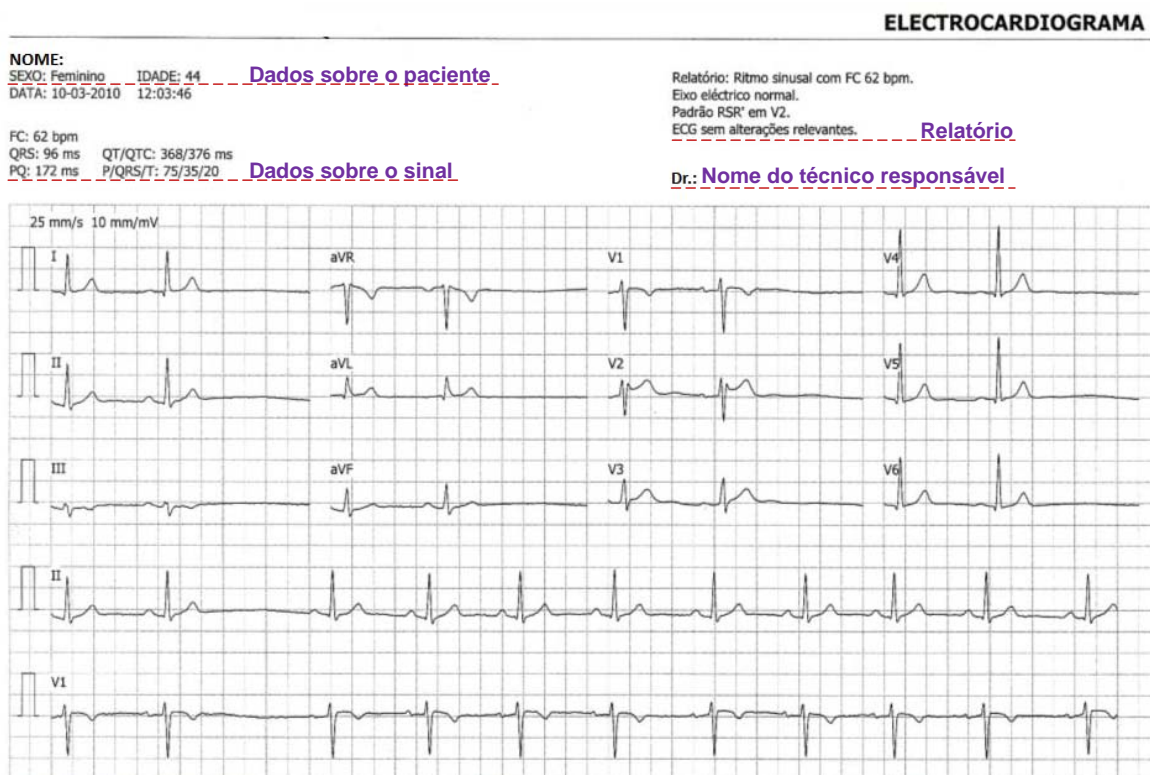


Figura 1.18 Impressão, em papel, de um ECG de 12 derivações com os parâmetros standards.

No apêndice A apresenta-se a impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com diferentes configurações, mantendo contudo, os parâmetros padrão.

1.3.2 O ECG HOLTER

Quando os resultados de um ECG de repouso são inconclusivos, existem dúvidas em relação ao diagnóstico ou o paciente continua com sintomas que justifiquem mais exames, um outro exame pode ser sugerido, o ECG Holter.

A realização de um ECG Holter implica a necessidade de monitorizar a actividade eléctrica do coração por longos períodos de tempo. Os dispositivos usados neste exame são portáteis pelo que características como o peso, as dimensões, entre outros devem ser tidas em conta para conforto do paciente. As derivações ou traçados de ECG mais apropriadas a

cada caso são escolhidas de acordo com a sintomatologia e historial do paciente dependendo por isso também da experiência do cardiologista ou técnico responsável pelo exame [21]. A figura 1.19 apresenta a impressão, em papel, de um exame Holter com duas derivações de ECG.

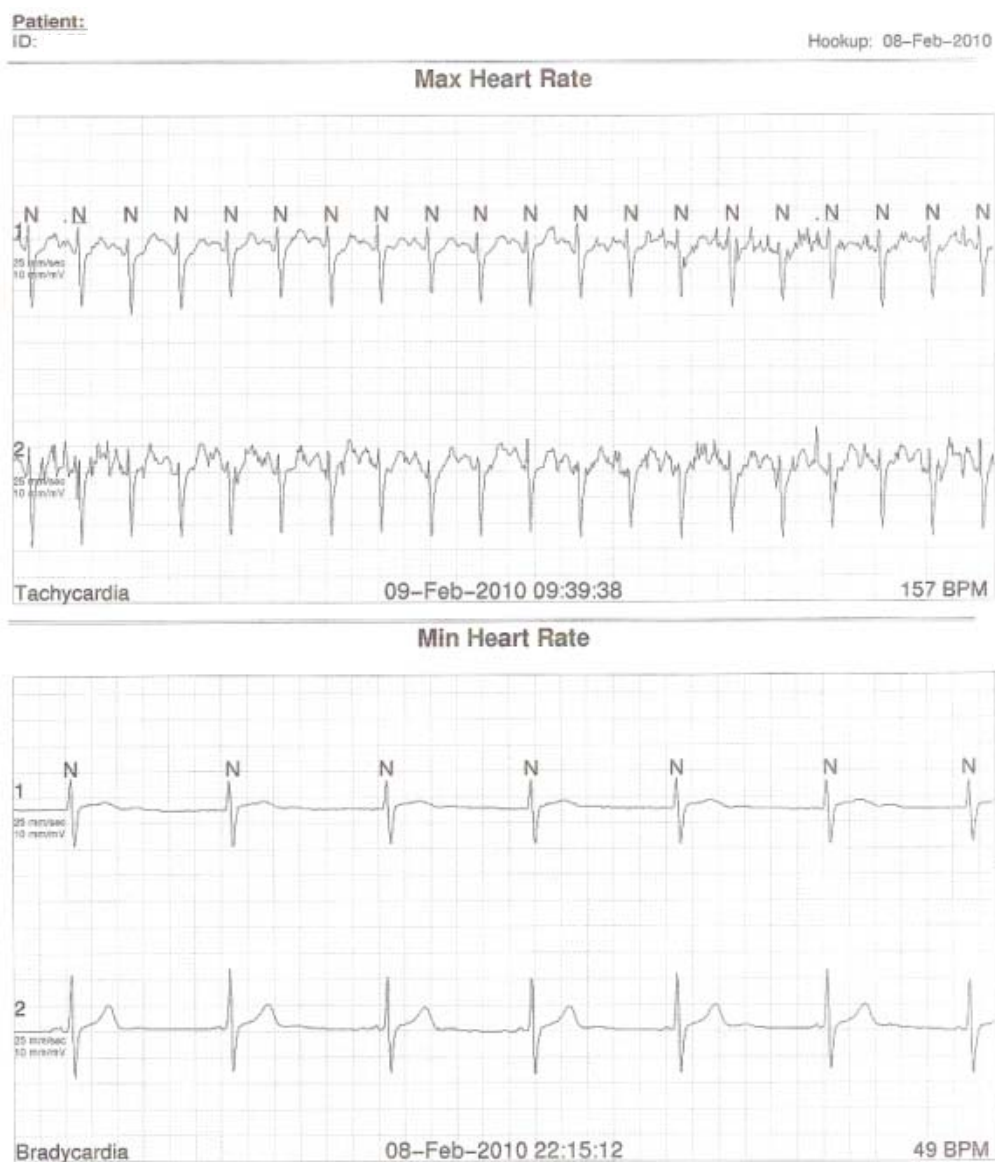


Figura 1.19 Impressão, em papel, de um exame Holter com duas derivações de ECG.

Pela observação da figura 1.19 verificam-se duas derivações com a terminologia 1 e 2, enquanto, na figura 1.18 as derivações aparecem com a nomenclatura padrão. Por este motivo, muitos profissionais de cardiologia atribuem o nome de traçado de ECG a uma determinada derivação de ECG pois, a observação em causa pode ser ou não padrão. Como

o exame ECG Holter decorre, normalmente, num período de 24 horas, os registos gravados permitem obter e sinalizar batimentos cardíacos fora do intervalo considerado normal (60 a 100 batimentos por minuto), como a bradicardia (inferior a 60 batimentos por minuto) ou taquicardia (superior a 100 batimentos por minuto) [6]. Estes dados podem ser obtidos pela medição temporal de duas ondas R consecutivas (intervalo R-R). O número elevado de dados (pulsos de ECG) a observar pelos cardiologistas ou técnicos de cardiologia, neste tipo de exames, torna o processo moroso, repetitivo e muitas vezes cansativo, o que pode levar a alguns erros no diagnóstico.

1.4 MOTIVAÇÃO

O ECG é uma ferramenta de diagnóstico antiga e por consequência considera-se que o ECG é um sinal de interpretação simples estando já bastante explorado. Contudo, neste campo, permanecem problemas de difícil resolução que vêm sendo resolvidos de forma incremental com os avanços nas técnicas de filtragem, reconhecimento de padrões e classificadores. Esses avanços devem-se sobretudo ao incremento na capacidade de memória e processamento que os computadores têm disponibilizado ao longo das últimas décadas [21].

A actividade eléctrica do coração, que pode ser observada no ECG, mostra uma sequência normal ou anormal de contracções (actividade mecânica). No caso de essa actividade ser estável, em que produz uma sequência normal de contracções, o exame ECG de repouso é suficiente para a ajuda ao diagnóstico. No caso em que existe uma instabilidade que por consequência produz uma sequência anormal de contracções, o desempenho funcional do coração diminui, pela redução da sua capacidade de bombeamento e eficiência. Este fenómeno denominado de arritmia pode ser classificado como frequente ou infrequente (esporádico). As arritmias infrequentes podem ser avaliadas pela monitorização de longa duração através do exame ECG Holter. Essa quantidade enorme de dados necessita de um equipamento de ajuda ao diagnóstico automático, para reduzir o tempo necessário à apresentação de um relatório aumentando assim, a qualidade de vida dos pacientes.

De entre as arritmias mais frequentes, a fibrilhação auricular (AF) é talvez, a arritmia mais comum encontrada na prática clínica, afectando aproximadamente 0.5 a 1% da população mundial. A AF está associada a sintomas que reduzem a qualidade de vida como também, constitui um factor de risco principal para a morte por doenças cardiovasculares, entre outras [52].

A monitorização contínua durante um período prolongado de tempo é fundamental para aumentar a compreensão de anomalias cardíacas dos pacientes. Esta situação obriga à monitorização permanente feita pelos cardiologistas ou em alternativa recorrendo a equipamento automatizado para detecção de anomalias que pode identificar tipos diferentes de arritmias. Os dispositivos existentes de ajuda ao diagnóstico tornam-se dispendiosos quando incorporam *software* para a interpretação de dados [46] [47]. As dúvidas sobre a sua robustez aumentam quando falham na interpretação desses dados. Um caso frequente é a atribuição de uma arritmia (por confusão na interpretação dos dados/sensibilidade ao ruído) a um paciente quando este, na realidade, não a tem. Estas falhas obrigam o cardiologista ou o técnico de cardiologia a rever os traçados de ECG e por conseguinte à realização de um novo diagnóstico. Um outro problema prende-se com a incompatibilidade da formatação dos dados apresentada pelos diferentes dispositivos de ECG. Apesar da legislação existente, que obriga à observação das normas padrão [43] [44], por parte dos fabricantes, no que diz respeito à construção dos dispositivos de ECG, o mesmo não se verifica em relação ao *software* em que, cada fabricante desenvolve os seus próprios padrões e por conseguinte não existe compatibilidade entre eles [53]. Os *softwares* de interpretação são, normalmente, desenvolvidos em colaboração com Universidades dos países que fabricam os dispositivos de ECG como é o exemplo da ASPEL de origem Polaca. Um outro exemplo, o dispositivo *LIFEPAK 12 defibrillator/monitor*, da *Physio-Control, Inc.*, incorpora um programa de análise e interpretação de ECG (*GE Medical System 12 SLTM*) desenvolvido por um especialista, que só pode ser comercializado fora dos EUA e não é aconselhado em pediatria [45].

Portanto, pretende-se desenvolver uma ferramenta robusta para análise da actividade eléctrica do coração que contribua para o estudo (e consequente diagnóstico) de arritmias mais frequentes, presentes em ritmos supraventriculares. Esta ferramenta possibilitará, não só, a redução significativa do tempo de análise por recorrer a técnicas avançadas de processamento de sinal, como também a compatibilidade de *software* entre dispositivos e

base de dados (DB) utilizadas, assim como o recurso a *hardware* modular para interface da aquisição de dados, com as vantagens económicas que daí advêm.

1.5 SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES

A figura 1.20 apresenta um diagrama de blocos do sistema proposto de reconhecimento de padrões para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad) desenvolvido.

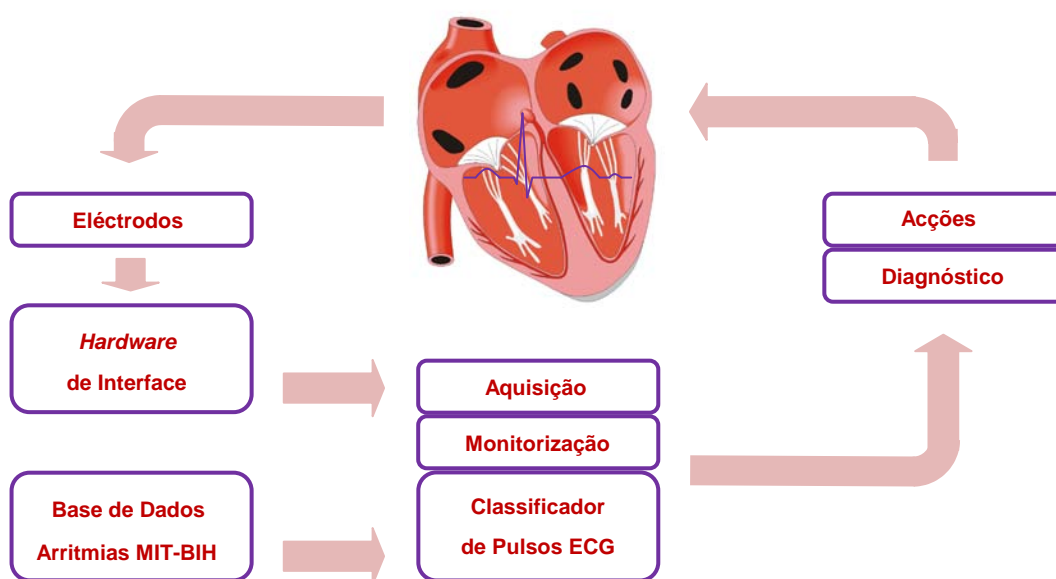


Figura 1.20 Diagrama de blocos do sistema proposto de reconhecimento de padrões para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad).

O ECG-SRPad é um sistema modular que tem como dados de entrada sinais de ECG oriundos do sistema de aquisição de dados desenvolvido e da base de dados de arritmias do MIT-BIH (DB MIT) (*MIT-BIH arrhythmia Database* [54]). Como saídas apresenta uma ferramenta de ajuda ao diagnóstico de ECG baseada num classificador de pulsos de ECG, que tem como suporte a transformada *wavelet* (WT) e os Modelos de Markov Ocultos (HMMs).

O sistema de aquisição de dados apresentado neste trabalho é constituído por duas componentes, uma de *hardware* e outra de *software*. O *hardware* desenvolvido é baseado numa placa de circuito impresso (PCB) com pré amplificador, filtros e interface para os

eléctrodos Ag/AgCl. O sinal da actividade eléctrica do coração é filtrado, amplificado e convertido num sinal digital. Uma placa de aquisição de dados comum, tipo NI 6014 ou NI USB 6210, foi utilizada para controlo do *hardware* e para a conversão analógico/digital (A/D). O *software* para aquisição como para monitorização do sinal ECG foi desenvolvido em MATLAB. Uma base de dados (DB), com os parâmetros obrigatórios descritos [38] [45], foi criada para guardar os sinais adquiridos. Esses sinais foram convertidos, por questões de compatibilidade com a base de dados de arritmias MIT-BIT, no formato MIT-BIH 212.

O sistema de classificação de pulsos de ECG é constituído por um HMM e dois conjuntos de dados; o conjunto de treino e o conjunto de teste. No conjunto de treino o sistema “aprende” os padrões de referência que representam os diferentes ritmos supraventriculares. No conjunto de teste faz-se um reconhecimento, durante o qual um padrão de entrada desconhecido é identificado de acordo com o conjunto dos modelos dos padrões de referência. Os dados de entrada no conjunto de treino são provenientes da DB MIT enquanto, os dados para teste são provenientes da DB do sistema de aquisição desenvolvido e da DB MIT. Os sinais (registos de longos períodos de aquisição de ECG) provenientes dessas bases de dados são novamente filtrados, recorrendo a filtros digitais. Após todo o processamento descrito anteriormente os sinais de ECG são segmentados em pulsos com recurso à detecção do complexo QRS através do algoritmo de Pan-Tompkins. [55]. Uma vez em pulsos individuais, procede-se a extracção de características utilizando a transformada *Wavelet* (WT). Os pulsos são agora caracterizados por observações simultâneas correspondentes às escalas (níveis diferentes de focagem) adequadas ao sinal ECG. A segmentação linear foi outro método testado para extracção de características [56]. Os processos descritos anteriormente são comuns ao conjunto de treino e ao conjunto de teste. No conjunto de treino faz-se, ainda, a selecção do tipo de pulso pela anotação dada individualmente, pelos especialistas em cardiologia do MIT, segundo a tabela B (ver apêndice B) [54]. Nos ritmos estudados neste trabalho, as anotações seleccionadas para treino foram para as observações de um pulso normal o carácter (N) e para as observações de um pulso com contracção ventricular prematura (PVC) o carácter (V). As observações são agrupadas por anotações em que lhe são atribuídas uma classe. Cada classe de observações é modelada posteriormente, segundo o ritmo a que pertence, utilizando um HMM de Bakis, ou ligado da esquerda para a direita, com 6 estados e 5 componentes na

mistura Gaussiana por transição. No âmbito deste trabalho foram treinados, e armazenados, quatro Modelos (padrões de referência sob a forma de modelos de Markov) para o estudo das arritmias mais frequentes, presentes em ritmos supraventriculares. No conjunto de teste introduz-se uma sequência de observações correspondentes a pulsos, de uma determinada gravação, de um determinado paciente em que o processo de reconhecimento consiste em encontrar o HMM padrão para o qual a probabilidade de emissão da sequência observável é máxima. Essa otimização é conseguida recorrendo ao critério da máxima verosimilhança.

No sistema proposto quando existe uma “incerteza elevada” sobre a classificação de um pulso desconhecido, este selecciona o pulso para posterior análise por um especialista em ECG. Daí, dizer-se que, o sistema desenvolvido é um sistema de ajuda ao diagnóstico de ECG.

O ECG-SRPad correspondente ao trabalho desenvolvido nesta tese, tem como objectivo o estudo de arritmias mais frequentes na rotina clínica, como a AF e o AFL, encontradas em ritmos supraventriculares e por conseguinte apresenta um conjunto de vantagens descritas de seguida:

- Sistema Modular que permite diferentes configurações para aquisição de traçados ou derivações de ECG;
- Sistema de baixo custo;
- Sistema concebido com recurso a técnicas avançadas de processamento de sinal como as WT e HMMs;
- Facilmente adaptável ao estudo de outras arritmias presentes, por exemplo, em ritmos ventriculares. Para isso é só mudar a DB de treino;
- *Software* desenvolvido em MATLAB que “corre” tanto no sistema operativo (OS) Windows como no (OS) Linux;
- Formatação compatível dos dados que permite uma troca de informação entre as DB utilizadas.

1.6 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

No presente capítulo foi feita uma introdução à morfologia e anatomia do coração. Apresenta-se a evolução do electrocardiograma (ECG), os seus constituintes assim como, sistemas de ajuda ao seu diagnóstico. Também é apresentado o sistema de reconhecimento de padrões desenvolvido neste trabalho.

No capítulo 2 Apresenta-se uma abordagem sobre os ritmos supraventriculares, mais frequentes, com ênfase para o ritmo sinusal (N), fibrilhação auricular (AF) e *flutter* auricular (AFL). Apresentam-se também alguns métodos para a classificação de sinais do tipo ECG.

O capítulo 3 descreve as técnicas de processamento de sinal e os métodos utilizados para a extracção de características e classificação de pulsos de ECG.

No capítulo 4 apresentam-se as técnicas e métodos utilizados e resultados experimentais.

No capítulo 5 apresentam-se as conclusões do trabalho efectuado e são referidas perspectivas futuras de desenvolvimento.

Finalmente, são apresentados nos apêndices, documentação relevante e complementar do trabalho.

2. Ritmos supraventriculares

Sumário

Neste capítulo faz-se referência ao electrocardiograma normal assim como, à metodologia de avaliação e interpretação dos seus parâmetros padrão.

Apresentam-se também as arritmias consideradas comuns que determinam os ritmos supraventriculares mais frequentes.

No final apresentam-se os sistemas de reconhecimento de padrões mais utilizados para o estudo de sinais de ECG.

- 2.1 O Electrocardiograma normal
 - 2.2 Ritmos supraventriculares
 - 2.3 Sistemas contemporâneos de reconhecimento de padrões
-

2.1 O ELECTROCARDIOGRAMA NORMAL

O electrocardiograma (ECG) considerado normal apresenta uma metodologia de avaliação e interpretação baseada num conjunto de parâmetros padrão [2] [6] [7]. Desses parâmetros faz parte o ritmo cardíaco que em condições normais é designado por ritmo normal ou sinusal do coração. Contudo, podem aparecer outros ritmos considerados de anormais ou não sinusais do coração como a fibrilhação auricular (AF), *flutter* auricular (AFL), entre outros [2] [5] [6].

O ritmo cardíaco normal do coração é um ritmo supraventricular como tal faz parte da secção 2.2 por estar relacionado com a caracterização de ritmos anormais do coração conhecidos como arritmias.

2.1.1 A NOMENCLATURA

O ECG normal é composto por várias ondas, segmentos e intervalos como mostra a figura 2.1. Os conceitos associados a esses termos estão descritos na secção 1.2.3.

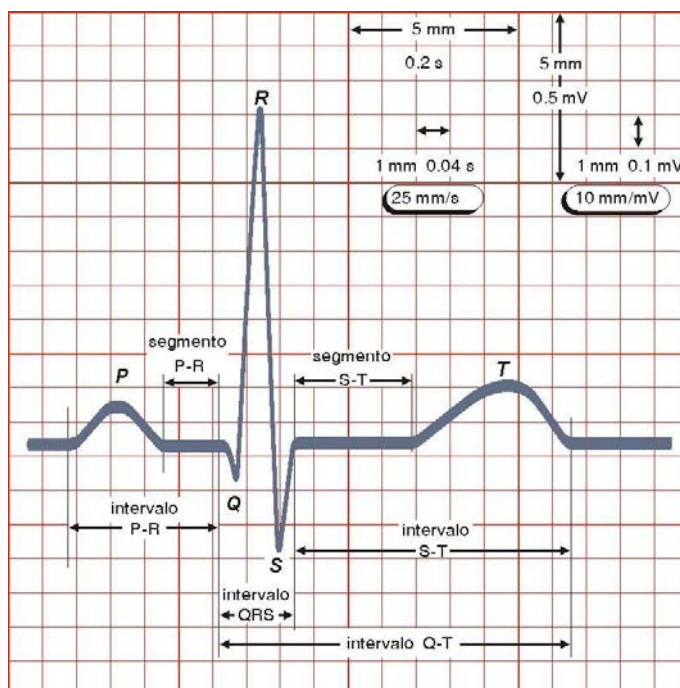


Figura 2.1 Nomenclatura das ondas, segmentos e intervalos de um ECG normal – sua localização e limites (adaptada de [2]).

Porém, para o enquadramento dos temas tratados neste capítulo faz-se referência à nomenclatura do sinal ECG normal, no qual:

- A onda P é normalmente a primeira deflexão que surge no ECG em cada ciclo cardíaco e representa a despolarização das aurículas
- O conjunto das ondas Q, R e S formam o complexo QRS que resulta da despolarização dos ventrículos
- A onda T é normalmente a última deflexão e reflecte a repolarização ventricular
- O segmento P-Q (PQ) ou P-R (PR) é o espaço entre o final da onda P e o início da onda Q, ou entre o final da onda P e o início da onda R, se não aparecer a onda Q, respectivamente
- O segmento S-T é o intervalo de tempo entre o final do complexo QRS e o início da onda T
- O intervalo P-Q (PQ) ou P-R (PR) é o intervalo de tempo entre o início da onda P e o princípio da onda Q do complexo QRS ou o intervalo de tempo entre o princípio da onda P e a origem da onda R respectivamente, se não ocorrer a onda Q
- O intervalo S-T (ST) é o espaço de tempo entre o final do complexo QRS e o final da onda T
- O intervalo Q-T (QT) que representa o espaço entre o início do complexo QRS e o final da onda T [2] [6] [7].

2.1.2 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO E INTERPRETAÇÃO DO ECG NORMAL

Os parâmetros normalmente avaliados, na rotina clínica, para o diagnóstico e interpretação da actividade eléctrica do coração, são [6] [7]:

- Ritmo cardíaco;
- Frequência cardíaca;
- Análise da onda P;
- Intervalo PQ ou PR;
- Análise do complexo QRS;

- Análise do segmento ST e da onda T (Intervalo ST);
- Análise do intervalo QT / QT corrigido (QTc).

As subsecções seguintes descrevem de modo detalhado os parâmetros supramencionados.

2.1.2.1 FREQUÊNCIA CARDÍACA

A frequência cardíaca considerada normal para um indivíduo adulto, em repouso, está contida num intervalo entre 60 a 100 batimentos por minuto (bpm). No entanto, em condições anormais, a frequência cardíaca pode aumentar ou diminuir. Um valor acima de 100 bpm pode originar um estado de Taquicardia e um valor abaixo de 60 bpm pode provocar um estado de Bradicardia. A frequência cardíaca é um dos factores mais importantes no estudo do ritmo cardíaco [5] [6]. No ECG normal a determinação da frequência cardíaca pode ser feita de várias formas sendo, uma delas, a medida do intervalo de tempo entre duas ondas R consecutivas (método dois R-R consecutivos) [5] [6]. Por este método, a uma velocidade padronizada do papel de 25 mm/s cada quadrado pequeno representa uma duração de 0,04 s e cada quadrado grande (contém cinco quadrados pequenos) corresponde a 0,2 s (figura 2.1) [2] [6]. No caso em que a velocidade do papel é alterada na impressão do ECG, esse novo valor deve ser indicado e registado, para não existirem erros de interpretação por parte dos profissionais de cardiologia [6] [7]. A obtenção da frequência cardíaca implica contar o número de quadrados grandes entre duas ondas R consecutivas e dividir por 300 [6] [7]. A tabela 2.1 apresenta a medição da frequência cardíaca pelo método dois R-R consecutivos. No entanto, numa arritmia completa, existem métodos mais práticos e mais seguros de avaliar a frequência cardíaca. No caso de ocorrer uma arritmia completa, conta-se o número de ondas R existentes em 6 segundos ou em 150 mm de papel padronizado de ECG (150 mm de papel padronizado de ECG corresponde a 6 segundos), multiplica-se esse número por 10 e obtém-se a frequência cardíaca por minuto. No caso de suceder uma arritmia não completa, o cálculo pode ser feito atendendo a duas vertentes: na primeira, cada 1500 quadrados pequenos (1x1 mm) de papel padronizado de ECG corresponde a 1 minuto. Ao dividir-se esse número pelo número de quadrados pequenos existentes entre duas ondas R consecutivas, obtém-se a frequência cardíaca por minuto; na segunda, cada quadrado pequeno de papel padronizado de ECG equivale a 0,04 s.

Tabela 2.1 Determinação da frequência cardíaca no ECG pelo método dois R-R consecutivos

Nº de quadrados grandes	Frequência cardíaca (bpm)
01	300
02	150
03	100
04	75
05	60
06	50
07	43
08	37
09	33
10	30

Cada minuto tem 6000 centésimas de segundo (1500 quadradinhos pequenos x 4 centésimas de segundo). Ao dividir-se 6000 pelo número de centésimas de segundo existentes entre duas ondas R consecutivas, obtém-se a frequência cardíaca por minuto [6] [7]. Existem no mercado régua conhecida como régua de electrocardiografia para a medição da frequência cardíaca e outros parâmetros do ECG. A figura 2.2 mostra uma dessas régua [6].

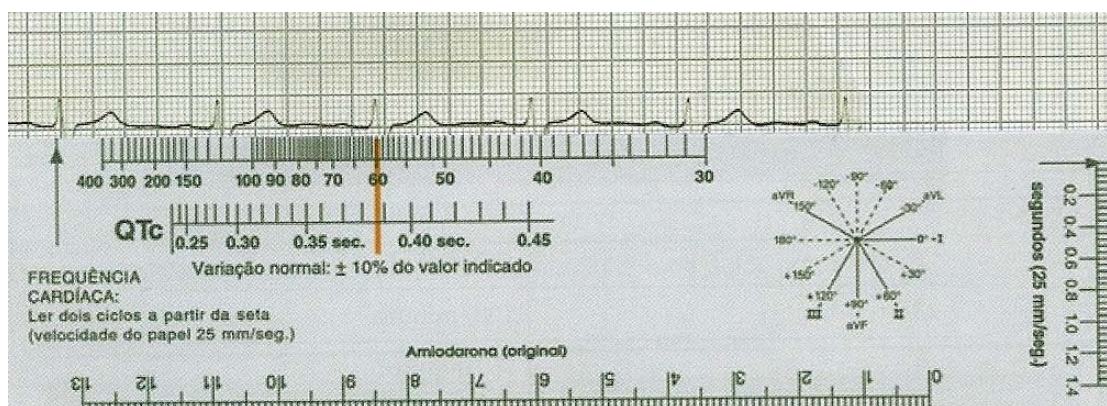


Figura 2.2 Exemplo de régua para a medição da frequência cardíaca e outros parâmetros (adaptada de [6]).

Na determinação da frequência cardíaca existem outros elementos para além dos abordados anteriormente, cuja influência está associada à idade e às variações dos padrões de ECG em relação a algumas raças [6].

2.1.2.2 A ONDA P

No início do traçado de ECG, após o estímulo eléctrico ter sido gerado no nodo SA, a onda P é a que resulta da despolarização das aurículas. A figura 2.3 apresenta a morfologia das diferentes ondas P [6]. A sua medição normal deve ser feita de preferência, na derivação II, desde o início do seu ramo ascendente até ao final do seu ramo descendente.




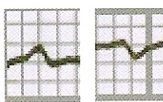




MORFOLOGIA	ONDAS P
Positivas	
Negativas	
Aplanadas	
Difásicas (mais-menos)	
Difásicas (menos-mais)	
Isodifásicas (mais-menos)	
Isodifásicas (menos-mais)	
Bimodais	

Figura 2.3 Morfologias das diferentes ondas P (adaptada de [6]).

A sua duração normal está contida entre os 0,08 e os 0,10 s. A sua amplitude normal, é medida verticalmente desde a linha isoelectrica até ao seu cume, está acima de 0,1 mV e não deve ascender aos 0,25 mV [2] [6] [7]. A anormalidade na morfologia da onda P indica anomalias nas aurículas. As ondas P denominam-se de positivas quando estão totalmente acima da linha isoelectrica e negativas quando estão totalmente abaixo da mesma linha. Quando têm duas fases chamam-se difásicas porque têm uma fase positiva e outra negativa. São isodifásicas quando a fase positiva ocupa uma área igual à fase negativa. Quando estas são positivas mas com dois modos (em dorso de camelo) chamam-se bimodais ou entalhadas [6] [7]. A ausência da onda P indica problemas nas aurículas e por exemplo, quando estas ondas são substituídas por ondas do tipo f conhecidas como ondas caóticas é sinónimo de fibrilhação auricular (AF) ou seja as aurículas não contraem [6] [7]. As ondas f são caracterizadas por amplitudes não coerentes com a morfologia de uma onda normal.

A avaliação da dispersão da onda P (diferença entre a onda P de duração máxima e a onda P de duração mínima entre todas as 12 derivações), no ECG de 12 derivações simultâneas, pode ser um bom indicador útil para a prevenção de AF [57]. A dispersão da onda P constitui um diagnóstico precoce da AF numa fase de sintomatologia ainda praticamente nula, no entanto esta patologia está relacionada com problemas de hipertensão arterial, abuso excessivo de álcool, entre outros pelo que a prática de exercício físico e uma alimentação saudável contribuem para a sua prevenção.

2.1.2.3 INTERVALO PQ OU PR

O intervalo PQ ou PR (ver secção 2.1.1) representa a actividade eléctrica das aurículas. A sua medição deve ser feita, de preferência na derivação II, desde o início da onda P até ao início da onda Q ou da onda R, conforme o intervalo seja PQ ou PR, respectivamente. A sua duração normal varia entre os 0,12 e os 0,20 s. O cálculo deste intervalo é importante na medida em que, um aumento anormal, para valores superiores a 0,20 s representa um atraso na propagação dos impulsos eléctricos das aurículas para os ventrículos. Por outro lado, neste intervalo, uma diminuição anormal, para valores inferiores a 0,12 s, pode implicar distúrbios no ritmo cardíaco uma vez que, um avanço da propagação do estímulo eléctrico faz com que as aurículas e ventrículos possam contrair em simultâneo e por consequência um maior desgaste do coração [3] [6] [7]. A figura 2.4 apresenta um bloqueio

aurículo-ventricular de primeiro grau (1° A – V) que pode ser detectado, na derivação II, por um alongamento excessivo do intervalo PQ ou PR [38] [58].

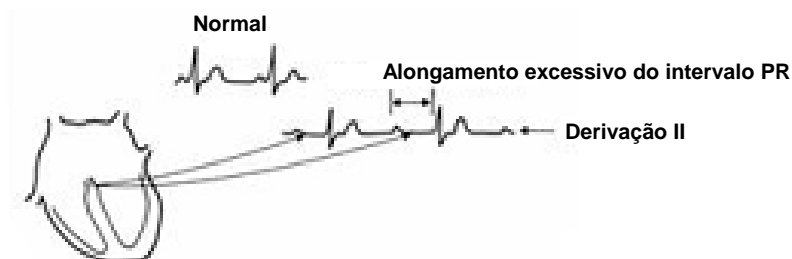


Figura 2.4 Bloqueio aurículo-ventricular de primeiro grau (adaptada de [58])

2.1.2.4 COMPLEXO QRS

A contracção das fibras musculares dos ventrículos origina uma sequência de ondas conhecida como o complexo QRS que representa a despolarização dos ventrículos. A primeira onda do complexo (onda Q) apresenta uma deflexão negativa (normalmente invertida) para baixo da linha isoelectrica do ECG. A segunda onda (onda R) mostra uma deflexão positiva para cima da linha isoelectrica do ECG. Na parte terminal do complexo QRS, a deflexão negativa para baixo da linha isoelectrica do ECG que ocorre normalmente após a onda R, é a onda S. A duração normal do complexo QRS está compreendida entre 0,08 e no máximo 0,10 s [2] [5]. Um valor acima dos 0,10 s representa uma perturbação na condução intraventricular. O aumento do intervalo do complexo QRS pode ser observado nos bloqueios do ramo direito e ramo esquerdo do feixe de *His* [5] [6] [7]. A existência, a amplitude e a polaridade das ondas do complexo QRS pode variar dependendo do posicionamento dos eléctrodos e das perturbações causadas pelas doenças do coração. A figura 2.5 apresenta as morfologias mais frequentes do complexo QRS [6].

Sempre que no complexo QRS qualquer uma das ondas Q, R ou S tiver menos do que 0,5 mV de amplitude, (inferior a 5 mm, o equivalente a menos do que um quadrado grande no papel padronizado de ECG) estas devem escrever-se com letra minúscula, isto é, q, r ou s, respectivamente. No caso em que a amplitude é maior do que 0,5 mV devem escrever-se em maiúsculas Q, R ou S [5] [6] [7]. Assim no complexo QRS, a primeira onda negativa

denomina-se Q ou q, a primeira onda positiva designa-se por R ou r, sendo S ou s a segunda onda negativa.

rS	qrS	rSr'	rSR'	rSr's'
qR	qRs	qRS	Qr	QR
QS	R	Rs	RS	R(entalhada)

Figura 2.5 Morfologias mais frequentes do complexo QRS (adaptada de [6])

Se existir uma segunda onda positiva depois de S ou s, denomina-se R' ou r', se acontecer uma terceira onda negativa depois de R' ou r', chama-se S' ou s', se houver apenas uma onda positiva, denomina-se R ou r e se existir apenas uma onda negativa, designa-se por QS [6]. Sempre que a diferença de amplitude (em valor absoluto) entre o valor do pico da onda R e o valor mínimo da onda S nas três derivações bipolares clássicas for inferior a 1,5 mV é considerado que existe um decréscimo no valor da amplitude normal do complexo. Nas derivações pré-cordiais este valor não deve ser inferior a 0,5 mV em V1 e V6 a 0,7 mV em V2 e V5, e 0,9 mV em V3 e V4. O acréscimo ou decréscimo dos valores normais da amplitude do sinal do complexo QRS tem como principal causa o incremento ou decréscimo da massa muscular. No caso, por exemplo, em que a diferença de amplitude entre os extremos (R e S) seja superior a 2,5 mV é considerado que existe uma hipertrofia ventricular direita ou esquerda. Esta diferença no valor da amplitude do sinal pode ser superior a 4 mV [5] [6]. A observação de uma onda Q significativa com, no mínimo um terço da altura do complexo QRS e duração de 0,04 s tem sido associada a um risco acrescido de enfarte do miocárdio [6] [7].

2.1.2.5 SEGMENTO ST E ONDA T (INTERVALO ST)

O segmento ST e a onda T compõem o intervalo ST. O estudo deste intervalo é importante na medida em que, neste podem observar-se as alterações da repolarização ventricular como a hipertrofia, o bloqueio de ramo, a repolarização precoce, doença coronária, entre outros. Contudo, frequentemente, a abordagem seguida por diferentes autores separa as duas componentes, uma vez que estas têm significados diferentes no ECG [2] [5] [6] [7].

A onda T é normalmente a última deflexão registada no ECG e representa a repolarização dos ventrículos. A figura 2.6 apresenta a morfologia das diferentes ondas T [6].

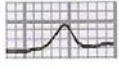

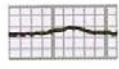

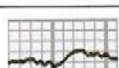

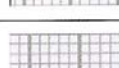
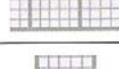
MORFOLOGIA	ONDAS T
Positivas	
Negativas	
Aplanadas	
Difásicas (mais-menos)	
Difásicas (menos-mais)	
Isodifásicas (mais-menos)	
Isodifásicas (menos-mais)	
Bimodais	

Figura 2.6 Morfologias das diferentes ondas T (adaptada de [6]).

A sua medição normal deve ser feita, de preferência na derivação I ou II, desde o final do segmento ST (início do seu ramo ascendente) até ao final do seu ramo descendente. A sua amplitude normal não deve passar os 0,5 mV nas derivações do plano frontal, nem 1 mV nas derivações pré-cordiais [6] [7]. A irregularidade na morfologia da onda T indica anomalias na repolarização dos ventrículos.

As ondas T chamam-se positivas quando estão totalmente acima da linha isoelectrica e negativas quando estão totalmente abaixo da mesma linha. Quando têm duas fases chamam-se difásicas porque têm uma fase positiva e outra negativa. São isodifásicas quando a fase positiva ocupa uma área igual à da fase negativa. Quando estas são positivas mas com dois modos chamam-se bimodais [6] [7]. Uma onda T invertida após uma elevação do segmento ST pode ser observada num enfarte do miocárdio [6].

O segmento ST tem início no final do complexo QRS (ponto de junção J) e termina no início da onda T. É normalmente isoelectrico ou ligeiramente desnivelado (não superior a 0,5 mm) para cima ou para baixo da linha isoelectrica. A sua amplitude deve ser idêntica à amplitude do segmento PQ ou PR. Segmentos ST elevados podem indicar enfarte do miocárdio, enquanto segmentos deprimidos podem indicar bloqueio do ramo esquerdo do feixe de *His* [6] [7].

2.1.2.6 INTERVALO QT / QT CORRIGIDO (QTc)

O intervalo QT representa a actividade eléctrica dos ventrículos. A sua medição normal deve ser feita, de preferência na derivação II, desde o início da onda Q até ao final da onda T. A sua duração normal varia entre os 0,35 e 0,42 s. Este intervalo pode ser alterado pela frequência cardíaca por isso, o mais correcto é medir o intervalo QT corrigido (QTc) em relação à frequência [6] [7]. O intervalo QTc para a mesma frequência cardíaca é sempre maior no sexo feminino que no sexo masculino. Um método para medir o intervalo QTc é o recurso a tabelas de consulta que indicam o valor do intervalo QTc segundo a frequência cardíaca. Um exemplo de uma dessas tabelas é apresentado na tabela 2.2 [7]. Um outro método prático para medir o intervalo QTc é utilizar a régua de electrocardiografia, como exemplificado na figura 2.2. Essa régua apresenta o valor médio do intervalo QTc. O valor normal é igual ao valor médio (medido com a régua para essa frequência) +/- 10% [6].

Tabela 2.2 Valores indicativos para o QTc segundo a frequência cardíaca

Frequência cardíaca (bpm)	Intervalo QTc (s)
040	0,46
060	0,39
080	0,35
100	0,31
120	0,29
140	0,26
160	0,25

No entanto, as medições conseguidas pelos métodos anteriores são aproximadas e por conseguinte, um outro método mais exacto, baseado em cálculos, pode ser utilizado para a medição do intervalo QTc. A fórmula mais utilizada para o cálculo do intervalo QTc, para o sexo masculino (M) e para o sexo feminino (F), foi apresentada por Bazett [59]:

$$M = 0,37 \times \sqrt{R-R (s)} \quad F = 0,40 \times \sqrt{R-R (s)} \quad (2.1)$$

em que R-R é o intervalo entre duas ondas R consecutivas. O intervalo QT anormal pode dar informação acerca dos níveis de cálcio uma vez que, existe uma relação inversa entre o intervalo QT e o nível de cálcio. Um intervalo QT acima dos valores normais pode ser visto no ECG de indivíduos com hipocalcemia (nível baixo de cálcio) enquanto um intervalo abaixo dos valores normais pode ser observado em pessoas com hipercalcemia (nível elevado de cálcio) [6] [7].

Após a caracterização dos diversos parâmetros do ECG e atendendo às diversas patologias que podem ser detectadas especificamente em cada momento (ondas, intervalos e segmentos), estes parâmetros apresentam-se por blocos considerados padrão a imprimir num ECG de 12 derivações [2] [5] [6] [7]. Assim, a interpretação de um ECG pode ser efectuada segundo quatro blocos em que se analisa a despolarização auricular, a despolarização ventricular e repolarização ventricular e são apresentados como:

1. RITMO E FREQUÊNCIA

- Intervalo PR
- Anormalidades da onda P detectadas pela sua morfologia e/ou intervalo da sua duração
- Anormalidades do Ritmo detectadas pela morfologia do sinal ECG e pela frequência cardíaca.

2. COMPLEXO QRS

- Duração
- Anormalidades do complexo QRS detectadas pela amplitude e morfologia das ondas que o compõem.

3. SEGMENTO ST E ONDA T (repolarização ventricular)

- Duração do intervalo ST
- Anormalidades no segmento ST e onda T detectadas pela sua morfologia

4. INTERVALO QT

- Duração

A tabela 2.3 apresenta os valores normais dos parâmetros considerados como padrão para um ECG de 12 derivações. Esses valores são apresentados em intervalos e são referenciados em segundos [2] [6] [7].

Tabela 2.3 Intervalos para valores normais dos parâmetros de ECG de 12 derivações

Parâmetros	Valores Normais (s)
Onda P	0,08 – 0,10
Intervalo PQ ou PR	0,12 – 0,20
Complexo QRS	0,08 – 0,10
Intervalo ST	0,27 – 0,33
Intervalo QT	0,35 – 0,42

2.2 RITMOS SUPRAVENTRICULARES

A actividade cardíaca normal é consequência de uma sucessão de acontecimentos resultantes da actividade mecânica e eléctrica das células características do coração. Como resultado dessa actividade existe uma sequência de activação, despolarização e repolarização de aurículas e ventrículos, que produzem no ECG diferentes deflexões com várias amplitudes. Todas estas deflexões são impressas no ECG com uma determinada frequência característica do estado de saúde do coração. A cada frequência está associado um tipo de ritmo que pode ser dividido em duas classes, ritmo supraventricular (acima dos ventrículos) e ritmo ventricular. Os ritmos supraventriculares têm origem nas aurículas ou na junção do nodo AV com o feixe de *His* e o estímulo eléctrico resultante segue para os ventrículos através do feixe de *His* para os ramos direito e esquerdo e, por conseguinte, para os ventrículos através da rede de fibras de *Purkinje*, dando início à despolarização ventricular [2].

2.2.1 RITMO SINUSAL NORMAL

O ritmo sinusal normal do coração ou simplesmente ritmo normal é aquele que é gerado no nodo SA e, em repouso, emite cerca de 60 a 100 impulsos ou batimentos por minuto (bpm). O diagnóstico médico do ECG com base neste ritmo não apresenta dificuldades uma vez que as três deflexões, P, QRS e T aparecem da forma sequencial normal com os espaços entre elas bem definidos. A figura 2.7 esquematiza o ritmo normal do coração [2] [5].

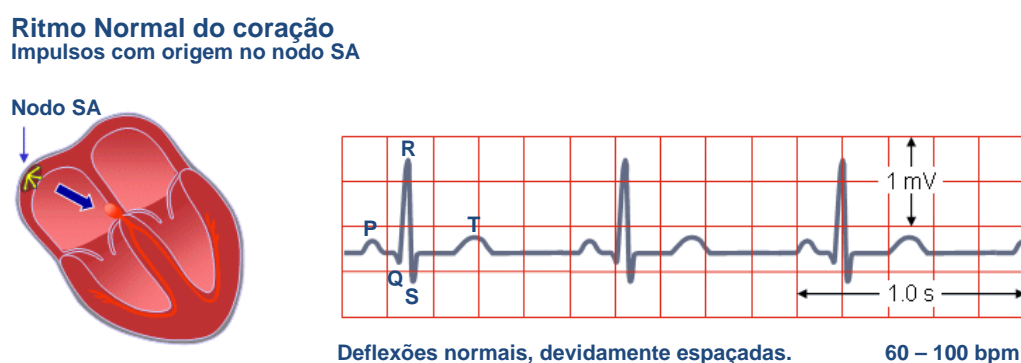


Figura 2.7 Ritmo normal do coração (adaptada de [2]).

As ondas P do ritmo normal são positivas nas derivações I, II e aVF e negativas em aVR. Cada onda P deve ser seguida de um complexo QRS e cada complexo QRS deve ser precedido de uma onda P. O Intervalo PR normal tem uma variação normal entre os 0,12 e os 0,20 s. A frequência é constante e está compreendida entre 60-100 bpm [7]. A figura 2.8 mostra duas derivações (MLII e V1) de ECG usadas no bloco de treino do ECG-SRPad, em que o ritmo é considerado normal ((N) com pulsos normais (. ou N) [60].

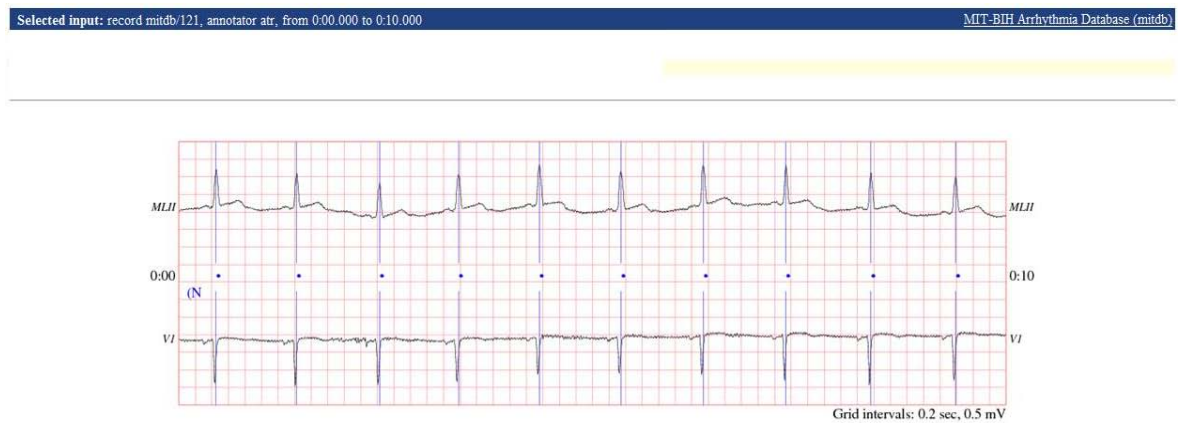


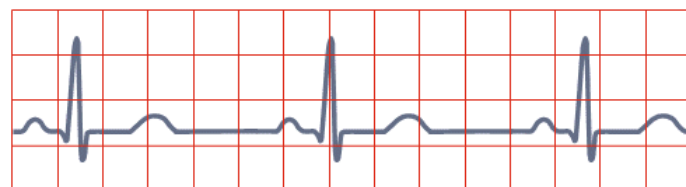
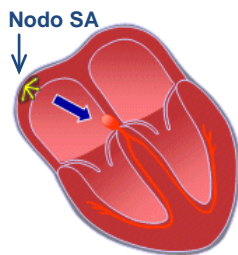
Figura 2.8 Duas derivações de ECG com ritmo normal ((N) e pulsos normais (.)) (adaptada de [60]).

2.2.1.1 BRADICARDIA SINUSAL

A bradicardia sinusal é caracterizada pelo batimento lento do coração. Uma vez cumpridos todos os critérios do ritmo sinusal normal, se a frequência cardíaca for menor do que 60 bpm, o ritmo é chamado de bradicardia sinusal, figura 2.9 [2] [7].

Bradicardia sinusal

Impulsos com origem no nodo SA



Deflexões normais, devidamente espaçadas

< 60 bpm

Figura 2.9 Bradicardia sinusal (adaptada de [2]).

2.2.1.2 TAQUICARDIA SINUSAL

A taquicardia sinusal é caracterizada pelo batimento rápido do coração. Uma vez satisfeitos todos os critérios do ritmo sinusal normal, se a frequência cardíaca for maior do que 100 bpm, o ritmo é denominado de taquicardia sinusal, figura 2.10 [2] [7].



Figura 2.10 Taquicardia sinusal (adaptada de [2]).

2.2.1.3 ARRITMIA SINUSAL

A arritmia sinusal satisfaz todos os critérios descritos para o ritmo sinusal normal, excepto para a frequência cardíaca. O que contribui para a irregularidade no ritmo são as variações nos intervalos de tempo entre a onda T e a onda P seguinte. Os intervalos PR são constantes mas os intervalos entre dois R-R consecutivos alternam continuamente. Apesar de esta situação ser comum para todas as classes etárias, ela é mais visível em pessoas jovens. Esta mudança na frequência cardíaca tem sido associada aos ciclos respiratórios em que, inspirar imprime, no ECG, um intervalo mais curto entre R-R consecutivos e expirar imprime um intervalo mais longo. Por este motivo a frequência cardíaca, neste ritmo, pode variar cerca de 10% entre pulsos consecutivos [2] [7]. A figura 2.11 esquematiza a arritmia sinusal e apresenta um traçado de ECG com os momentos de inspiração e expiração.

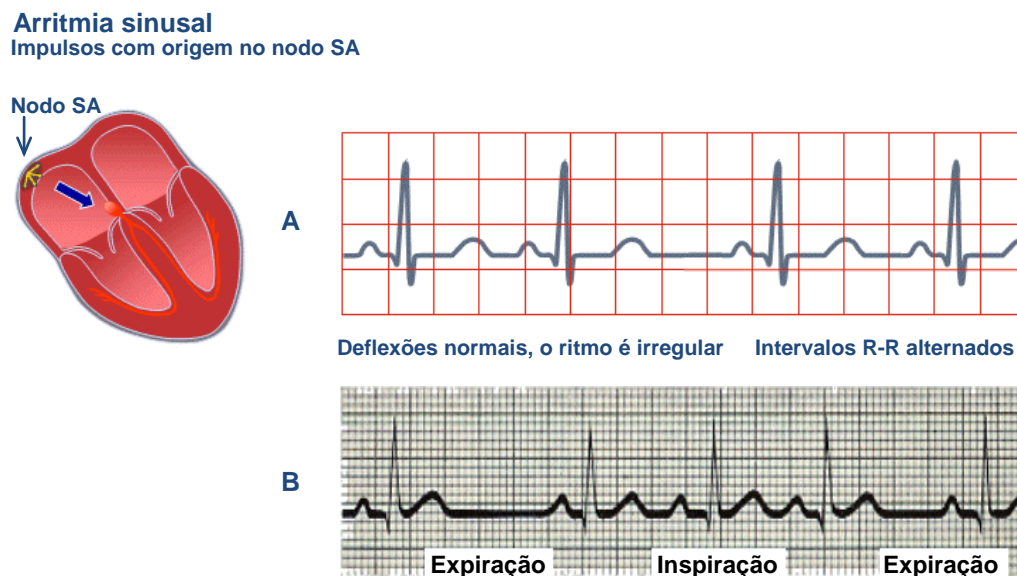


Figura 2.11 Arritmia sinusal (A) e traçado de ECG com os momentos respiratórios de expiração e inspiração (B) (adaptada de [2]).

2.2.2 ARRITMIAS NÃO SINUSAIS

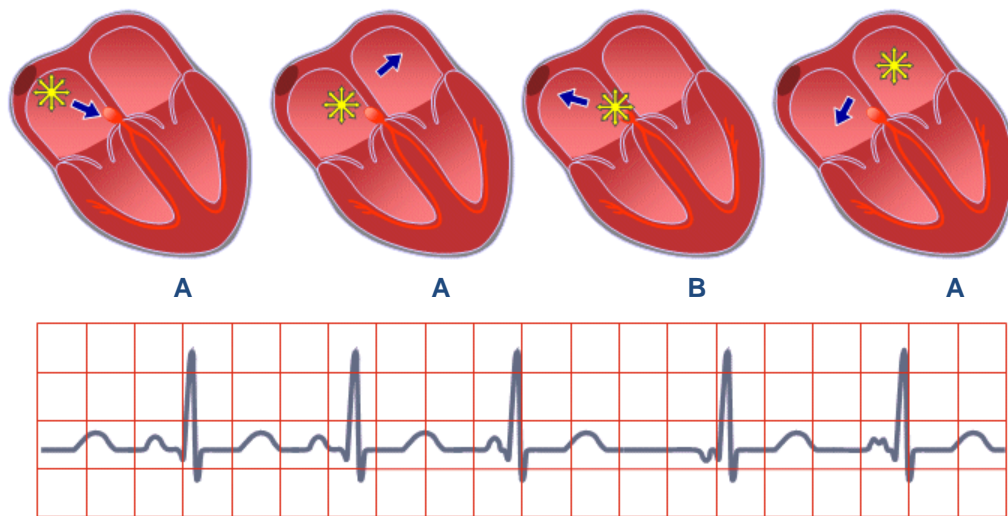
No ECG podem aparecer outros ritmos supraventriculares mas não sinusais. A origem do estímulo eléctrico pode ser num ponto qualquer das aurículas ou mesmo no nodo SA. Contudo, se o local for a junção do nodo AV com o feixe de *His*, a despolarização auricular ocorre na direcção oposta à considerada normal. Como consequência, a onda P aparece no ECG com polaridade oposta [2] [7]. Este fenómeno pode ser visível no ritmo *Wandering pacemaker* sino-nodal e no ritmo Juncional.

2.2.2.1 WANDERING PACEMAKER

Existem dois tipos de ritmo *Wandering pacemaker*, o *Wandering pacemaker* intra-sinusal e o *Wandering pacemaker* sino-nodal (a palavra nodal refere-se sempre ao nodo AV e não ao nodo SA). A figura 2.12 mostra um esquema com os diferentes tipos de activação do estímulo eléctrico no ritmo *Wandering pacemaker* [2].

Wandering pacemaker

Impulsos gerados em diferentes locais das aurículas



Variações: na forma de onda P, intervalo PR e nos intervalos P-P e R-R

Figura 2.12 *Wandering pacemaker* intra-sinusal (A) e *Wandering pacemaker* sino-nodal (B) (adaptada de [2]).

As principais diferenças entre o primeiro e o segundo ritmo estão no critério de observação da onda P no ECG. Assim, no *Wandering pacemaker* intra-sinusal:

- as ondas P têm origem sinusal
- a sua morfologia é variável sendo gradual e cíclica
- na mesma derivação nenhuma onda P inverte a sua polaridade
- os intervalos P-P são irregulares e uma maior amplitude de uma onda P corresponde a uma maior frequência e o intervalo PR ou PQ está normalmente dentro dos limites normais podendo apresentar pequenas variações.

Por outro lado, no *Wandering pacemaker* sino-nodal:

- as ondas P têm origem em grande parte na junção do nodo AV com o feixe de *His*
- a sua morfologia é inconstante sendo cíclica e de mudança gradual
- os intervalos P-P são variáveis e o intervalo PR ou PQ apresenta variações significativas. O seu valor pode ser menor que 0,12 s quando o estímulo eléctrico é gerado na junção do nodo AV com o feixe de *His* e costuma ser maior quando é gerado num outro ponto das aurículas [2] [7].

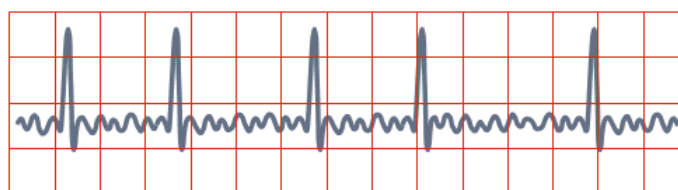
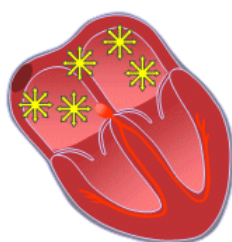
Na tabela 2.3 apresentou-se para o intervalo PR ou PQ os valores compreendidos entre 0,12 e 0,20 s como sendo aqueles considerados normais para a actividade das aurículas. As variações deste intervalo são consideradas pequenas se o valor registado estiver muito próximo dos valores limite desse intervalo como por exemplo 0,11 s. Por outro lado para um valor igual ou inferior a 0,10 s é considerada uma variação significativa uma vez que não é respeitado o tempo de espera de propagação do estímulo eléctrico e por consequência um maior desgaste do coração [7].

2.2.2.2 FIBRILHAÇÃO AURICULAR (AF)

De entre as arritmias mais frequentes, a fibrilhação auricular (AF) é talvez, a arritmia mais comum encontrada na prática clínica, afectando aproximadamente 0.5 a 1% da população mundial. A AF não só se associa a sintomas que reduzem a qualidade de vida como também, constitui um factor de risco principal para a morte por doenças cardiovasculares [6] [52]. A AF caracteriza-se por contracções desordenadas e ineficazes das aurículas (cerca de 350 a 600 bpm), isto é, as aurículas não contraem, limitam-se apenas a ter uma oscilação base. Por conseguinte, as ondas P não são observadas no ECG sendo substituídas por ondas f [7]. A figura 2.13 esquematiza o traçado de ECG correspondente a AF [2].

Fibrilhação auricular (AF)

Impulsos caóticos com origem em locais diferentes das aurículas



Linha isoelectrica irregular, resposta ventricular irregular

Figura 2.13 Traçado de ECG correspondente a AF (adaptada de [2]).

A morfologia da onda auricular caracteriza-se pela irregularidade de ondas desordenadas com anomalias na amplitude e na duração (ondas f), apresentando uma actividade eléctrica desordenada onde a linha isoelectrica é substituída por pequenas ondas irregulares [6]. As ondas f podem ser de dois tipos, umas de tipo “fino” com ondas pequenas e irregulares e

outras do tipo “grosseiro” com maior amplitude mas também desordenadas. A derivação onde se observa melhor as ondas f é a derivação pré-cordial V1. Por outro lado quando esta arritmia é completa, a resposta ventricular é completamente irregular não existindo dois intervalos R-R iguais. Para uma frequência auricular de, por exemplo, 520 bpm com uma frequência ventricular de 130 bpm significa que, um em cada quatro impulsos é conduzido irregularmente para os ventrículos [7]. Nas circunstâncias em que a arritmia é completa podem aparecer ondas R anormais em quatro situações:

- O intervalo R-R é muito curto, o segundo R pode ser anormal (bloqueio em fase 3)
- Após uma pausa longa, a primeira onda R pode ser anormal (bloqueio em fase 4)
- Ocorrendo uma pausa longa, o segundo R, após a pausa, pode ser anormal
- No síndrome de Wolff-Parkinson-White (WPW). O WPW ocorre quando os impulsos eléctricos são conduzidos das aurículas para os ventrículos por vias consideradas anómalas como o feixe de *Kent*.

A figura 2.14 apresenta duas derivações (MLII e V1) de ECG usadas no bloco de treino do ECG-SRPad, em que o ritmo considerado é AF ((AFIB), com pulsos normais (.) ou N) e com pulsos de contracção ventricular prematura (PVC) (v) [60].

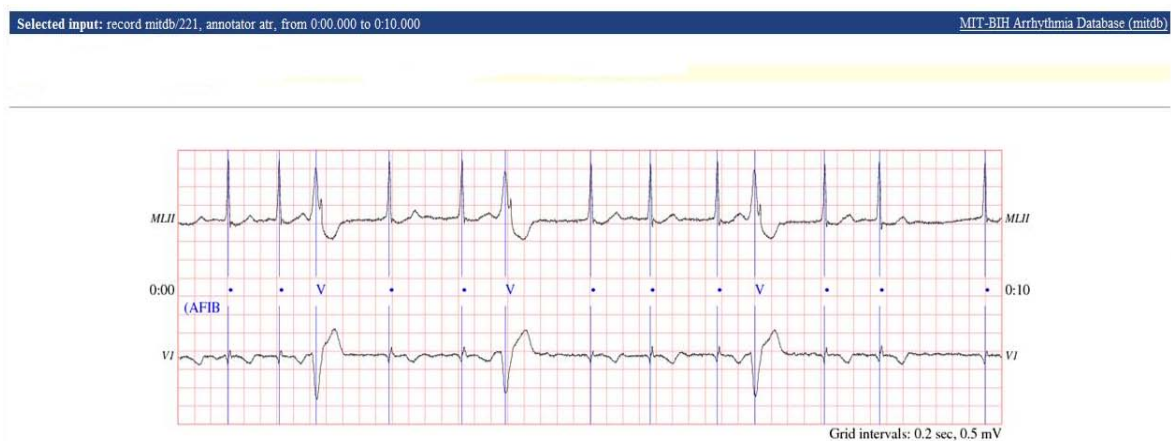


Figura 2.14 Duas derivações de ECG com ritmo AF ((AFIB), pulsos normais (.) e pulsos PVC (v) (adaptada de [60]).

A AF é particularmente grave no síndrome WPW porque a condução rápida na via anômala provoca respostas bruscas dos ventrículos o que leva a uma dispersão dos períodos refractários das fibras ventriculares que proporcionam taquicardias ou fibrilhação ventricular e pode acontecer morte súbita. O traçado de ECG com a AF, com intervalos R-R regulares pode indicar um bloqueio aurículo-ventricular completo [6] [7].

2.2.2.3 FLUTTER AURICULAR (AFL)

O estudo da arritmia *flutter* auricular (AFL) é importante na medida em que à semelhança da arritmia AF, quando associada a outros distúrbios da actividade cardíaca como, por exemplo, o WPW pode conduzir à morte súbita [6]. A morfologia típica da onda auricular, no ritmo AFL, caracteriza-se por um conjunto de ondas regulares em “dente de serra” (ondas F) que substituem a normal linha isoelectrica existente entre o final da onda T e o inicio da onda P, assim como deixa de ser visível a tradicional onda P, figura 2.15 [2].

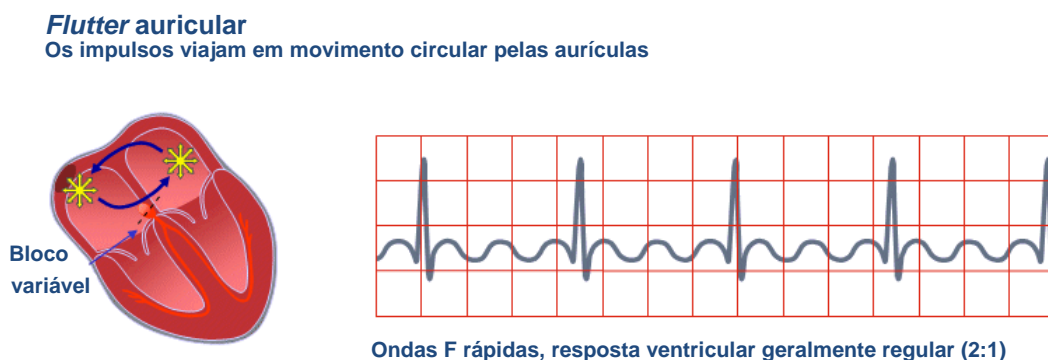


Figura 2.15 Traçado de ECG correspondente a AFL (adaptada de [2]).

Essas ondas têm uma subida rápida, com menor duração, que corresponde à despolarização auricular e uma descida lenta de maior duração e têm maior visibilidade nas derivações do plano frontal II, III e aVF. Nestas condições, a morfologia é facilmente identificada contudo, as ondas regulares podem alterar-se quando ocorrem em simultâneo com o complexo QRS ou segmento S-T. A frequência auricular típica deste ritmo é aproximada e varia entre os 220 e 300 bpm [2], entre os 250 e 350 bpm [7] e 250 e 400 bpm [6]. Porém, a resposta ventricular é geralmente regular para a condução de 2:1 (duas ondas F para um complexo QRS). Num bloqueio aurículo-ventricular esta relação pode ser

de 3:1 ou 4:1, conforme a frequência auricular e a frequência ventricular. Por exemplo, num bloqueio aurículo-ventricular de segundo grau, para uma frequência auricular de 300 bpm e para uma frequência ventricular de 75 bpm, a relação é de 4:1 isto é, por cada 4 ondas F imprimidas no ECG aparece um complexo QRS. No exemplo apresentado, o nodo AV tem um papel importante na protecção do coração pois, não permite que cada impulso (2, 3 ou 4 ondas F) seja transmitido aos ventrículos. A protecção do coração é assegurada pela relação de condução [6] [7]. As anormalidades graves de condução ventriculares surgem quando existem respostas ventriculares muito rápidas, não permitindo aos ramos do feixe de His tempo de recuperar [6]. A figura 2.16 apresenta duas derivações (MLII e V1) de ECG usadas no bloco de treino do ECG-SRPad, em que o ritmo considerado é AFL (AFL), com pulsos normais (. ou N) [60].

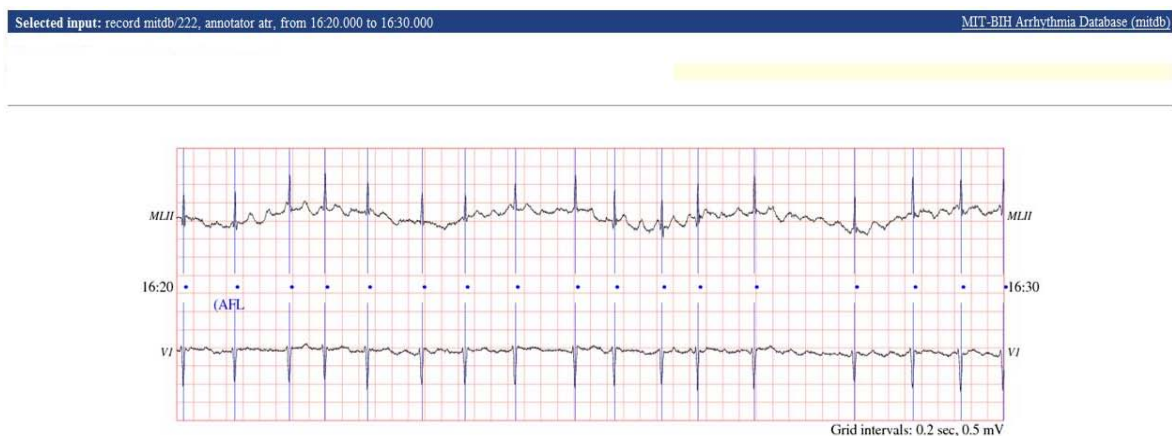


Figura 2.16 Duas derivações de ECG com ritmo AFL ((AFL) e com pulsos normais (.) (adaptada de [60]).

2.2.2.4 RITMO JUNCIONAL

O ritmo juncional, hisiano ou da união aurículo-ventricular refere-se a um ritmo originado na junção do nodo AV com o feixe de His e é caracterizado por uma frequência baixa, cerca de 40 a 55 bpm. Quando a junção do nodo AV com o feixe de His se torna o marcapasso dominante, o único impulso gerado nessa junção propaga-se em duas direcções, figura 2.17 [2] [7]. Os ventrículos são despolarizados normalmente, uma vez que o impulso se transmite através do feixe de His para os seus ramos esquerdo e direito e

de seguida, para a rede de fibras de Purkinje, conduzindo à despolarização ventricular. Portanto, os complexos QRS são normais. As aurículas, por sua vez, são despolarizadas de maneira contrária à normal. Esse acontecimento é conhecido como despolarização auricular retrógrada e pode ser observado no ECG, por uma onda P negativa (abaixo da linha isoelectrica) nas derivações do plano frontal II, III e aVF [6] [7].

Ritmo Juncional

Impulsos com origem na junção do nodo AV com o feixe de His

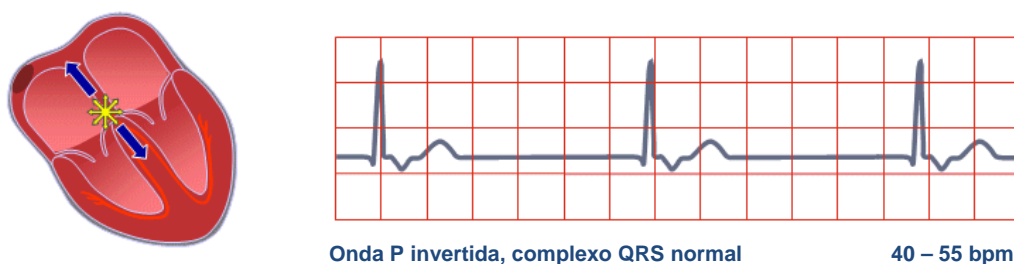


Figura 2.17 Ritmo Juncional (adaptada de [2]).

Dependendo do tempo de propagação do impulso gerado na junção do nodo AV com o feixe de His para as aurículas estas, vão despolarizar-se antes, durante ou depois da despolarização dos ventrículos. No caso em que a despolarização das aurículas é antes ou depois da despolarização dos ventrículos, uma deflexão negativa (onda P) no ECG pode ser observada antes ou depois do complexo QRS, respectivamente. No caso em que existe a despolarização simultânea de aurículas e ventrículos, a onda P deixa de ser visível no ECG [2] [7].

2.3 ARRITMIAS MAIS FREQUENTES NA ROTINA CLÍNICA

Na secção 1.5 apresentou-se como objectivo desta dissertação o estudo das arritmias mais frequentes na rotina clínica encontradas em ritmos supraventriculares. Do conjunto de ritmos supraventriculares apresentados na secção 2.2 foram escolhidos para este estudo os ritmos, normal do coração (N), fibrilhação auricular (AF) e *flutter* auricular (AFL). A

grande prevalência e potencial perigo destas arritmias AF e AFL tem justificado em grande parte a importância que lhe tem sido atribuída [52] [96].

2.4 SISTEMAS CONTEMPORÂNEOS DE CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES

O ser humano tem uma capacidade natural para identificar continuamente objectos, sons, símbolos, entre outros através dos sinais captados pelos seus órgãos sensoriais. Em condições normais faz estas operações de forma quase automática e sem aparente dificuldade. As mesmas operações são difíceis de realizar por meios computacionais, a menos que se assumam hipóteses restritivas acerca dos objectivos a atingir [97].

Um objecto genérico pode ser identificado pela escolha de entre um conjunto limitado de hipóteses que melhor se adapta às observações feitas. Este problema de decisão é fundamental em aplicações diversas como reconhecimento em electrocardiogramas [56] em fala [107] e em acústica [113] sendo a sua solução concretizada através de métodos matemáticos conhecidos [97]. Uma ferramenta para reconhecimento de padrões tem como objectivo a resolução do problema de decisão.

2.4.1 ESTRUTURA DE UM SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES

A figura 2.18 mostra o princípio básico da abordagem do reconhecimento de padrões aplicado a pulsos de ECG.

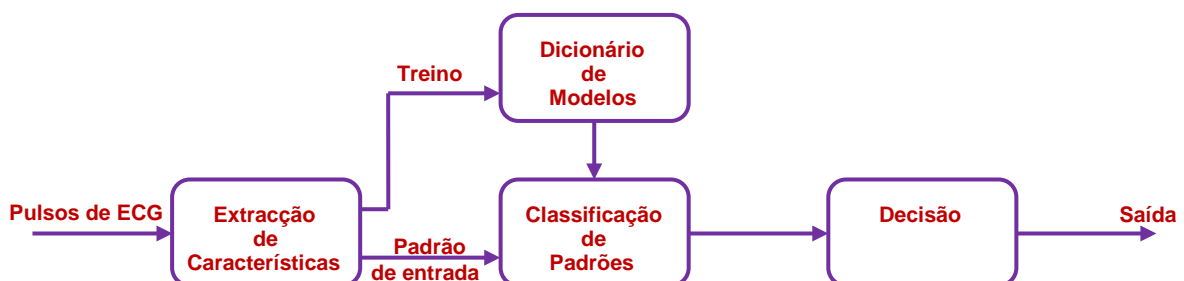


Figura 2.18 Princípio de reconhecimento de padrões aplicado aos pulsos de ECG.

O funcionamento de um sistema deste tipo pressupõe duas fases:

- Uma **fase de treino**, durante a qual o sistema “aprende” os padrões de referência que representam os diferentes tipos de ritmo (normal-N), fibrilhação auricular (AF) e *flutter* auricular (AFL)) que constituem o dicionário de modelos da aplicação. A fase de aprendizagem necessita de algoritmos de aprendizagem eficientes para prover o sistema com padrões de referência verdadeiramente representativos.
- Uma **fase de reconhecimento**, durante a qual um padrão de entrada desconhecido é identificado de acordo com o conjunto dos modelos dos padrões de referência. A classificação de padrões é obtida por cálculo de uma medida de semelhança entre o padrão de entrada e cada padrão de referência.

2.4.1.1 MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO

Os métodos de classificação mais comuns são baseados em modelos lineares, não-lineares e estatísticos. Nos modelos lineares aparecem as máquinas lineares (LM) como as PWL (*piecewise-linear machine*), nos modelos não-lineares aparecem os métodos baseados em inteligência artificial (AI) como as redes neuronais (NN) e as máquinas de suporte vectorial (SVM) e nos modelos estatísticos aparecem métodos baseados em máquinas estatísticas como os *Hidden Markov Models* (HMM) [21].

Os modelos lineares têm sido substituídos pelos seus equivalentes não-lineares com inegáveis vantagens ao nível do desempenho [21].

Os métodos não-lineares mais comuns são as redes neuronais (NN) cujo objectivo é tentar modelar algumas características conhecidas do neurónio biológico. A rede neuronal mais usada é porventura o chamado perceptrão multi-camada (MLP) [118]. A saída de uma rede neuronal deste tipo é uma função não-linear de uma combinação linear do vector observação. Este modelo não leva em conta a estrutura do sinal a modelar, apenas pressupõe que é possível encontrar um conjunto de coeficientes que garante o mapeamento de todos os padrões de entrada para um valor de saída com um erro mínimo. As máquinas SVM são outro método que pode ser usado para o reconhecimento de padrões. Os algoritmos de classificação são baseados na ideia da maximização da distância entre classes [117].

O sinal de ECG é por natureza não-estacionário uma vez que as suas características nomeadamente espectrais variam no tempo especialmente de evento para evento. As diferentes repetições de cada evento apresentam também características diferentes, o que significa que podem ser modeladas estatisticamente. Por outras palavras um ECG é composto por uma sequência de eventos de natureza estatística e que normalmente ocorrem sempre na mesma ordem. Um modelo adequado a este tipo de sequência deve comportar uma máquina de estados duplamente estatística que possa modelar não só a estatística de cada evento como também a estatística de transição entre eventos. Um HMM é justamente uma máquina apropriada para modelar este tipo de eventos uma vez que se trata de modelos com capacidade para segmentar um sinal não-estacionário (ECG) em segmentos quase estacionários (eventos de um ECG), sendo cada um destes modelado por um modelo estatístico como por exemplo uma mistura Gaussiana. Os HMMs garantem uma metodologia robusta e flexível de um modelo estatístico para descrever diversos e diferentes tipos de dados sequenciais. O termo “sequenciais” representa neste contexto a existência de uma ordem natural de ocorrência no tempo dos eventos para modelação [21].

A variante das redes neuronais (NN) que permite uma modelação dinâmica são as chamadas redes recorrentes (RNN). Estas redes são obtidas com base no perceptrão multi-camada não existindo uma versão recorrente para as SVMs, pelo que quando se fala em recorrência em termos de NN o perceptrão multi-camada recorrente está sempre subjacente. No entanto, do ponto de vista teórico, estes modelos são mais aptos para modelarem a repetibilidade de sequências de eventos, que sequências de eventos de natureza estocástica. Embora a modelação não-linear inerente à RNN possa ainda capturar alguma da variabilidade dos eventos do sinal de ECG o HMM parece mais adequado à morfologia do sinal de ECG, tendo sido por esta razão o classificador escolhido.

3. Sistema de reconhecimento de padrões

Sumário

Neste capítulo faz-se uma introdução sobre o sistema para análise da actividade cardíaca desenvolvido.

Descreve-se o sistema de aquisição de dados e faz-se referência ao processamento de sinal analógico de sinais de ECG.

No pré-processamento descrevem-se os métodos utilizados para a detecção de eventos em sinais de ECG assim como, para a extracção de características dos pulsos de ECG.

Apresentam-se os conceitos associados aos modelos de Markov ocultos utilizados no sistema de reconhecimento de padrões.

- 3.1 Sistema para análise da actividade cardíaca
 - 3.2 O Sistema de aquisição e processamento analógico de ECG
 - 3.3 Pré-processamento de sinal
 - 3.4 Modelos de Markov ocultos
-

3.1 SISTEMA PARA ANÁLISE DA ACTIVIDADE CARDÍACA

O sistema de reconhecimento de padrões de sinais ECG proposto neste trabalho tem por base, um conjunto de *hardware* e *software* desenvolvidos com o objectivo de criar uma ferramenta robusta para ajuda ao diagnóstico de ECG. A figura 3.1 apresenta um diagrama de blocos sobre o sistema de reconhecimento de padrões proposto para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad).

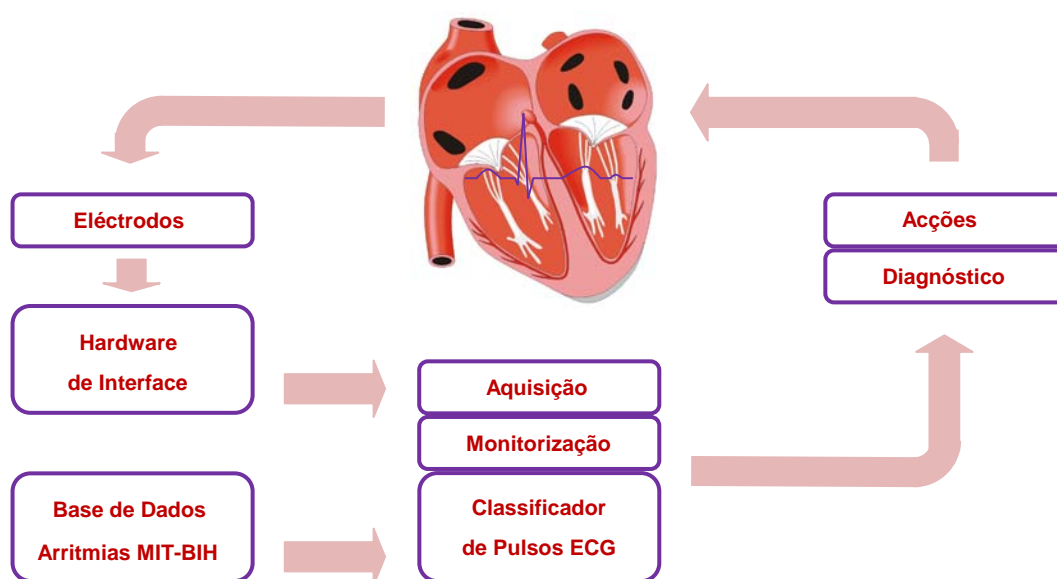


Figura 3.1 Diagrama de blocos do sistema de reconhecimento de padrões proposto para ajuda ao diagnóstico de ECG (ECG-SRPad).

O presente capítulo pretende apresentar as ferramentas e métodos utilizados na realização do trabalho proposto. Assim, para uma melhor compreensão optou-se por fazer uma divisão clara entre as ferramentas desenvolvidas para aquisição e monitorização dos sinais de entrada do ECG-SRPad, provenientes do sistema de aquisição de dados desenvolvido e/ou da base de dados de arritmias do MIT-BIH (DB MIT) [62], e as ferramentas e métodos desenvolvidos para o sistema de classificação de pulsos de ECG.

No que diz respeito às ferramentas desenvolvidas para aquisição e monitorização dos sinais de entrada, a componente de *hardware* é composta por pré-amplificadores, filtros e

interfaces para os eléctrodos. Faz-se também uma abordagem sobre considerações relacionadas com a instrumentação biomédica (BI) e em particular com a aquisição de sinais de ECG. Os esquemas eléctricos, o projecto, o tipo de filtros e processamento de sinal analógico são apresentados na secção (3.2.2). A componente de *software* para aquisição, monitorização e registo (DB) foi desenvolvida em MATLAB. Para o controlo de *hardware* na aquisição e conversão analógica/digital (A/D) foi usada uma placa comum de aquisição de dados do tipo NI 6014 ou NI USB 6210 de baixo custo. No processamento digital do sinal recorreu-se, a filtros no domínio do tempo e no domínio da frequência, à transformada rápida de Fourier (FFT), entre outros. Em relação aos sinais provenientes da DB MIT faz-se, também, uma abordagem sobre a forma como foram adquiridos, convertidos e guardados. Os sinais (registos de longos períodos de aquisição de ECG) provenientes dessas bases de dados (DB e DB MIT) são novamente filtrados, recorrendo a filtros no domínio das *wavelets*. Os conceitos teóricos associados a esta ferramenta são apresentados na secção (3.3.2.2).

Após todo o processamento descrito anteriormente os sinais de ECG são segmentados em pulsos com recurso à detecção do complexo QRS através do algoritmo de Pan-Tompkins. Em seguida extraem-se-lhe as características utilizando as ferramentas no domínio das *wavelets*. Por fim são classificados recorrendo aos modelos de Markov ocultos (HMMs).

3.2 O SISTEMA DE AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO ANALÓGICO DE ECG

O sistema de aquisição de dados desenvolvido no âmbito deste trabalho para a aquisição e monitorização da actividade eléctrica do coração é composto por duas componentes, uma de *hardware* e outra de *software*. A componente de *hardware* é flexível no sentido em que permite configurações diferentes dos eléctrodos conforme as derivações a adquirir, sendo composta por uma ou mais placas de circuito impresso (PCB) com pré amplificadores, filtros, interfaces para os eléctrodos utilizados e fonte de alimentação. A componente de *software* para aquisição e monitorização foi desenvolvida em MATLAB e permite a gravação de dados com alguns campos identificativos do paciente e de alguns parâmetros de aquisição. Para controlo de *hardware* na aquisição e conversão analógica/digital (A/D)

foi usada uma placa de aquisição de dados da *National Instruments* (inicialmente NI 6014 e depois NI USB 6210).

3.2.1 O SINAL DE ECG

Um sistema de aquisição de dados para sinais de ECG deve ser projectado de forma a adquirir sinais de amplitude reduzida compreendidos entre os 0,5 mV e os 5 mV. Estes sinais contêm uma componente contínua de cerca +/- 300 mV (consequência da interface eléctrodo/pele) e uma componente em modo comum de aproximadamente 1,5 V de amplitude, que resulta da diferença de potencial entre os eléctrodos e a massa. Um dispositivo padrão para aquisição de sinais de ECG tem normalmente uma banda de frequências compreendida entre os 0,5 Hz e o 100 Hz; contudo, essa gama pode variar conforme certas aplicações consideradas específicas [64] [88] [89]. A banda de frequências é importante na medida em que a escolha de valores da frequência de corte para os extremos da banda pode implicar distorções nas componentes, tanto de alta como de baixa frequência do sinal [89]. A frequência de amostragem é 1 kHz para a maior parte das aplicações de ECG consideradas normais. Por exemplo, a frequência de amostragem para aplicações como a análise do intervalo PR deve ser no mínimo de 500 Hz até 1 kHz [21]. Contudo, em aplicações “*pacemaker*” a frequência de amostragem deve ser superior a 1 kHz [88] [89].

Durante o processo de aquisição, um sinal de ECG sofre diversas interferências externas ao processo biológico que originam componentes no sinal que são indesejáveis. Algumas fontes destas interferências são conhecidas o que, em certa medida, permite um melhor controlo do seu nefasto efeito. As fontes conhecidas mais comuns são:

- **Interferências da rede de alimentação:** provoca o aparecimento de picos nos 50 Hz e de harmónicos múltiplos desta frequência.
- **Contacto entre eléctrodos/pele:** o contacto quando instável, entre o eléctrodo e a pele gera desvios na linha de base (*baseline*). Além de dificuldades ao nível da detecção automática do complexo QRS esta degradação dificulta a interpretação de certos parâmetros como seja por exemplo a elevação da onda S, mesmo por parte de um técnico especializado com experiência.

- **Artefactos do movimento:** provocam alterações na impedância da interface eléctrodo/pele o que produz deslocamentos da linha de base.
- **Contrações musculares:** os músculos geram sinais de electromiografia (EMG) que aparecem misturados com os sinais de ECG
- **Respiração:** a actividade de inspiração e expiração causa desvios na linha base
- **Interferências electromagnéticas:** outros dispositivos electrónicos geram interferências que são captadas através da cablagem dos eléctrodos servindo estes como antenas
- **Acoplamento:** o ruído de outros equipamentos electrónicos próximos é acoplado normalmente nas altas frequências.

3.2.2 PROCESSAMENTO DE SINAL ANALÓGICO DE ECG

Os sinais de ECG são inicialmente adquiridos através dos eléctrodos colocados no corpo humano segundo as derivações ou traçados padrão. Em seguida, o sistema de aquisição de dados deve eliminar ou atenuar o ruído de baixa frequência causado pelo contacto entre eléctrodos/pele, artefactos do movimento e respiração, assim como o ruído de alta frequência causado pelas contrações musculares, interferências da rede e interferências electromagnéticas. Por fim, o sinal de ECG é filtrado e amplificado [88] [89].

A qualidade do sinal de ECG adquirido depende da eficiência do controlo sobre algumas fontes de ruído no sistema de aquisição. Existem algumas características dos sistemas de aquisição que são fundamentais para uma boa aquisição. Algumas destas características são:

- **Isolamento e protecção:** Qualquer circuito eléctrico que utilize uma fonte de alimentação com uma potência considerável (caso da rede de baixa tensão 230/400 V, 50 Hz) e que possa vir a estar em contacto com o corpo humano requer que, a placa de circuito impresso (PCB) contenha secções isoladas e outras não isoladas. Estas secções devem estar afastadas entre si, no mínimo 10 mm, dependendo da constante dieléctrica do PCB. Pequenas correntes de fuga (na ordem dos 100 μ A) que possam percorrer o paciente podem provocar uma Fibrilhação Ventricular (VF), o que pode ser fatal [63]. O isolamento entre essas

secções deve conter conversores de corrente contínua para corrente contínua. Devem ser colocadas resistências de valor elevado entre cada entrada (*input*) e a massa, para protecção de tensões de Fibrilhação estática. Para além disso, uma resistência para limitar a corrente deve ser colocada na saída (*output*) do sinal, para o caso de existirem falhas nos amplificadores operacionais (*op-amps*) [21].

- **Factor de rejeição em modo comum:** Desde que os edifícios começaram a ser alimentados pela energia da rede (baixa tensão 230/400 V, 50 Hz) que os harmónicos produzidos pelos dispositivos alimentados pela corrente alternada (AC) produzem ruídos, como o ruído electromagnético, que interferem na leitura de outros sinais de menor amplitude. O espectro do sinal ECG é extenso mas as componentes até 1 kHz são suficientes para representar o sinal numa resolução já considerada alta. Um filtro *notch* de 50 Hz pode ser usado para remover esse ruído. Tipicamente este filtro pode conter também zeros nos harmónicos de ordem superior contudo poderá não ser necessário atenuar esses harmónicos atendendo a que a interferência provocada pela rede de alimentação é aproximadamente sinusoidal e a utilização de um filtro passa-baixo (LP) na ordem dos 100 Hz ou menor evita a necessidade de atenuação dos harmónicos de ordem superior. Outra estratégia para remoção de ruído induzido é a utilização de um amplificador operacional de instrumentação com alto factor de rejeição em modo comum. O factor de rejeição em modo comum (*CMRR – Common Mode Rejection Rate*) de um amplificador diferencial mede a sua tendência para rejeitar sinais comuns nos dois terminais de entrada. Um alto *CMRR* é importante em aplicações onde o sinal de interesse é representado por uma pequena flutuação da tensão numa possível tensão elevada de offset, ou então quando existe uma informação relevante na diferença de tensão entre os dois sinais (ECG). O *CMRR* é expresso em decibéis (dB) que constitui uma unidade logaritmica que mede a amplitude de uma tensão relativamente a um nível de referência [21].
- **Filtro passa-alto:** Após o sinal de ECG ser amplificado pelo amplificador operacional de instrumentação, este deve passar por um filtro passa-alto (HP) de 0,05 Hz em ECG convencionais [64]. Contudo, em aplicações de monitorização contínua (ECG Holter) deve-se utilizar um filtro HP de 0,5 Hz. Como o paciente

não se encontra em repouso, este valor do filtro contribui para a atenuação de ruídos de baixa frequência causados pela movimentação dos eléctrodos [55]. O filtro HP serve para remover a componente DC do sinal, devido à diferença de potencial entre os eléctrodos assim como, outros sinais de baixas frequências normalmente causados por flutuações da linha isoelectrica como por exemplo a actividade respiratória [21]. O filtro HP deve ser um filtro tipo *notch* ou seja com tantos pólos como zeros tal que o efeito de uns anule os outros excepto na frequência próxima dos 0 Hz. De outro modo as ondas de baixa frequência do ECG como as ondas P e S desaparecerão e será além disso amplificado o ruído de alta frequência.

- **Filtro passa-baixo:** O espectro de um ECG pode ocupar mais do que 1 kHz [65]. De acordo com o teorema de Nyquist a frequência de amostragem deve ser duas vezes superior à frequência de corte de um filtro passa-baixo (LP) para evitar *aliasing*. Como a implementação de um filtro nunca é ideal, deve ter-se em consideração a relação entre o tipo de filtro, a frequência de corte do filtro e a taxa de amostragem do ADC para produzir uma aceitável e pequena quantidade de *aliasing* [21]. Uma série de estudos sobre a frequência de corte de um filtro LP e a frequência de amostragem para aplicações de ECG em crianças indicam que, para uma frequência de corte de 150 Hz, o sinal deve ser amostrado a uma frequência de 500 Hz [90] [91] [92]. Para algumas aplicações pediátricas a frequência de corte do filtro LP pode ir até os 250 Hz [92].

3.2.2.1 MODELO PARA AQUISIÇÃO DE SINAL DE ECG

O modelo base (uma derivação ou traçado) para aquisição de sinal de ECG é constituído por um conjunto de blocos que caracterizam as várias fases em que o sinal tem de passar desde a sua origem até à conversão analógico/digital, figura 3.2. Uma vez que o sistema de aquisição é flexível permitindo diferentes configurações para aquisição de traçados ou derivações de ECG, o modelo final para cada aplicação conforme os traçados ou derivações a adquirir é composto pelo conjunto de vários modelos base [95].

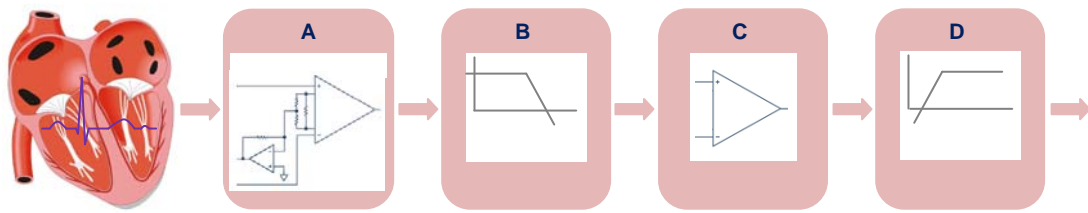


Figura 3.2 Diagrama de blocos do modelo base para aquisição de sinal de ECG: amplificador de instrumentação e amplificador operacional para a referência do sinal (A), filtro passa-baixo (B), amplificador operacional para elevar o ganho (C) e filtro passa-alto (D).

O sinal de ECG é adquirido através dos eléctrodos Ag/AgCl conforme o posicionamento padrão proposto por Einthoven ou o posicionamento modificado proposto pelo sistema de Mason-Likar, secção (1.2.2). Em seguida na figura 3.2 (A), o sinal é tratado e amplificado usando uma abordagem clássica composta por um amplificador de instrumentação e um amplificador operacional de *feedback* em modo comum para o membro inferior direito (RL) no caso da aquisição das derivações padrão de Einthoven ou para o torso (lado direito em baixo) no caso da aquisição de traçados proposto pelo sistema de Mason-Likar (derivações modificadas). O amplificador de instrumentação (IA) utilizado foi o AD620A da *Analog Devices* [93]. Este IA de baixo custo tem uma elevada precisão e uma excelente performance em que, para uma frequência próxima de 1 kHz consegue manter o CMRR maior ou igual a 100 dB, tem uma tensão de entrada máxima de *offset* de 50 μV , possui também uma baixa corrente de entrada (1 ηA máximo) e uma baixa tensão de ruído (0,28 μV de 0,1 Hz até 10 Hz). O AD620A é alimentado a uma tensão simétrica de $\pm 5\text{ V}$. Para evitar a saturação da saída, o ganho é limitado pela variação da máxima tensão de alimentação deste IA, sendo esta aproximada a $\pm 3,8\text{ V}$. A variação da entrada é cerca de $\pm 5\text{ mV}$ mais a componente contínua de *offset* em modo comum de aproximadamente $\pm 300\text{ mV}$. Nestas condições o ganho máximo é de 12,45. O ganho (G) do AD620A é condicionado por duas resistências internas de valor 24,7 $\text{k}\Omega$ e uma resistência exterior R_G , sendo o valor deste obtido pela equação (3.1)

$$G = \frac{49.4\kappa\Omega}{R_G} + 1 \quad (3.1)$$

de onde se pode obter

$$R_G = \frac{49.4\kappa\Omega}{G - 1} \quad (3.2)$$

O amplificador operacional (*opamp*) de *feedback* utilizado em modo comum para o membro inferior direito (RL) ou para o torso foi o OP97. Este *opamp* tem um baixo consumo, alta precisão e um CMRR elevado (no mínimo 114 dB). O ganho (G) em tensão em modo comum do OP97, cuja montagem se mostra na figura 3.3 é dado pela equação (3.3)

$$G = \frac{R2}{R3 \parallel R4} \quad (3.3)$$

com um filtro passa-baixo válido na condição de $R2 \gg R1$ cujo objectivo é estabilizar o sinal

$$f_{-3dB} = \frac{1}{2\pi \times R1 \times C1} \quad (3.4)$$

O circuito aplica uma versão invertida da interferência em modo comum ao membro inferior direito (RL) ou ao torso com o objectivo do cancelamento de interferências.

A figura 3.2 (B) mostra um filtro de segunda ordem obtido através de dois filtros passa-baixo em cascata com frequências de corte um pouco acima de 100 Hz por onde o sinal passa para retirar o ruído de frequências de interferência e os harmónicos de ordem superior causados pela interferência da rede de alimentação (50 Hz).

$$f_c \approx \frac{1}{2\pi \times R7 \times C2} \approx \frac{1}{2\pi \times R8 \times C3} \quad (3.5)$$

A equação (3.5) é aproximada e válida na condição em que $R8 \times C2 \gg R7 \times C3$. Este tipo de aproximação evita assim o uso de um *ampop* na configuração *buffer* entre o primeiro e o segundo filtro LP.

No seguimento do filtro aparece o último andar de amplificação, figura 3.2 (C) com uma montagem característica não inversora do *ampop* OPA251. Este *ampop* é caracterizado por uma tensão baixa de *offset* de cerca de $\pm 250 \mu\text{V}$ e com um CMRR alto (124dB). O ganho (G) em tensão do OPA251 é dado pela equação (3.6)

$$G = 1 + \frac{R10}{R9} \quad (3.6)$$

Por último é colocado um filtro passa-alto, figura 3.2 (D) com frequência de corte abaixo de 0,5Hz, retirando então a componente contínua do sinal

$$f_c = \frac{1}{2\pi \times (R11 + R12) \times C4} \quad (3.7)$$

A figura 3.3 apresenta o esquema eléctrico base (uma derivação ou traçado) para o processamento analógico de sinal. Uma derivação ou um traçado são adquiridos entre os pontos INA e INB e a referência à perna direita (RL) ou lado direito inferior do torso no ponto INREF. A saída do sinal é feita no ponto OUT. A equação 3.1 é alterada pelas resistências R3 e R4. A resistência R_G é dada pela soma de R5 com R6. Assim o ganho (G) do AD620A é dado por $[G = 1 + 49.4 \text{ K}\Omega / R_G + (49.4 \text{ K}\Omega / 2) / 22 \text{ K}\Omega]$ [94]. Ao atribuir às resistências $R5 = 180 \Omega$ e $R6 = 1.8 \text{ K}\Omega$ equivale a um valor para a resistência $R_G = 6.98 \text{ K}\Omega$ de onde se obtém um ganho de 9 ($\pm 1 \%$).

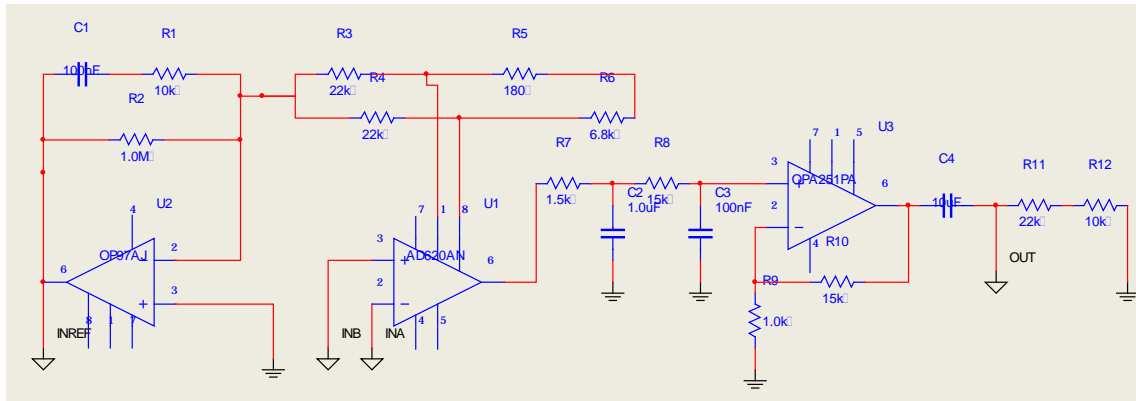


Figura 3.3 Esquema eléctrico base para processamento analógico de sinal ECG.

O *ampop* OP97 tem um ganho de tensão em modo comum dado pela equação (3.3) sendo o seu valor de 91. O filtro LP válido na condição de $R2 \gg R1$ tem uma frequência de corte superior de 160Hz obtida através da equação (3.4).

A equação (3.5) permite calcular a frequência de corte para o filtro passa-baixo sendo o valor obtido de 106,4 Hz.

No último andar de amplificação, com uma montagem característica não inversora do *ampop* OPA251 obtém-se através da equação (3.6) um ganho (G) em tensão de 16. Assim, o sinal de ECG é amplificado num total de 144 vezes pelos AD620A e OPA251.

Por último o filtro HP é calculado para uma frequência de corte inferior de 0,5Hz dada pela equação (3.7).

No decorrer do trabalho foi necessária, em algumas aplicações, nomeadamente na aquisição de sinal com o paciente em movimento a substituição da placa de aquisição de dados da *National Instruments* NI 6014 pela placa NI USB 6210. Esta circunstância associada à componente do peso e dimensões futuras da placa PCB originaram que os filtros passa-alto (HP) e redução da interferência do ruído provocado pela rede de alimentação fossem projectados no domínio digital.

3.2.2.2 HARDWARE

Os testes iniciais foram feitos em placas de ensaios (*breadboard*) para circuitos electrónicos. A figura 3.4 mostra uma placa de circuito impresso (PCB) para o modelo base.

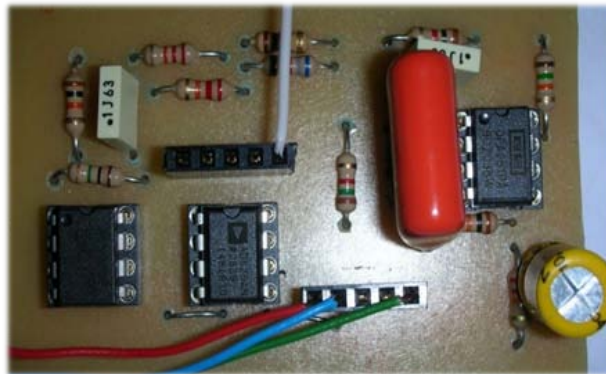


Figura 3.4 Placa de circuito impresso PCB com componentes.

No projecto do PCB foi tido em conta o isolamento da placa em termos das pistas relativamente à massa pelo que se inseriu um plano de massa em toda a placa fazendo, deste modo, com que as pistas ficassem isoladas umas das outras.

Uma placa comum de aquisição de dados da *National Instruments* NI 6014, de baixo custo, foi usada nos primeiros testes para aquisição e conversão analógica/digital (A/D) do sinal de ECG. No decorrer do trabalho e por uma questão de facilidade de mobilidade optou-se pela utilização de uma placa também de baixo custo NI USB 6210.

3.2.3 SISTEMA DE ANÁLISE DE ECG ADQUIRIDO

Foi desenvolvido um sistema de análise aos parâmetros fundamentais de um ECG, em parte para validação do restante sistema de aquisição. Este sistema pode ainda ser usado para fazer um diagnóstico preliminar e pouco elaborado do ECG. Este diagnóstico inclui:

1. RITMO E FREQUÊNCIA

- **A onda P:** A amplitude da onda P normalmente é inferior a 0,25 mV, um aumento significativo deste valor pode ser um indicativo de hipertrofia ventricular direita (RVH) [6] [7]. Os parâmetros amplitude e duração da onda P são também importantes na detecção de Fibrilhação auricular (AF). Neste caso em particular pela detecção da ausência da onda P.

- **O intervalo PR ou PQ:** A detecção de um alongamento excessivo no tempo do intervalo PR pode indicar um bloqueio aurículo-ventricular de primeiro grau (1° A – V) [38] [58]. Um intervalo PR prolongado também pode estar associado à hiperpotassemia (caracterizada por um nível elevado de potássio) ou à hipercalcemia (caracterizada por um nível elevado de cálcio) [7].
- **Distúrbios no ritmo:** O marca-passo dominante do coração é o nodo SA que emite cerca de 60 a 100 impulsos por minuto. Em situações normais está associado ao ritmo Normal do coração. O nodo SA pode emitir aproximadamente 160 bpm no estado de repouso contudo valores desta ordem estão frequentemente associados a outros marca-passo [6] [7].

2. COMPLEXO QRS

- **Duração:** A duração normal do complexo QRS está compreendida entre 0,08 e 0,10 s. Durações de QRS acima deste valor estão normalmente associadas a bloqueios num, ou em ambos os ramos do feixe de *His* [5] [6] [7].
- **Anormalidades:** A hipertrofia ventricular direita ou esquerda pode ser detectada no caso em que a diferença de amplitude entre os extremos (R e S) seja superior a 2,5 mV [5] [6].

3. SEGMENTO ST E ONDA T

- **O segmento ST:** O segmento ST é normalmente isoeletrico ou ligeiramente desnivelado. A sua amplitude não deve ser superior a 0,5 mV para cima ou para baixo da linha isoeletrica. Segmentos ST com amplitudes superiores a 0,5 mV podem indicar enfarte do miocárdio, enquanto segmentos ST inferiores a – 0,5 mV podem indicar bloqueio do ramo esquerdo do feixe de *His* [6] [7]
- **A onda T:** A amplitude normal da onda T não deve ser superior a 0,5 mV nas derivações do plano frontal, nem a 1 mV nas derivações pré-cordiais. Um alongamento excessivo na amplitude da onda T pode indicar uma hiperpotassemia [6] [7]. A evidência clínica associada a

ondas T invertidas ou seja, ondas T com amplitude para baixo da linha isoelectrica no ECG é frequentemente associada a enfarte do miocárdio. Nesta patologia existe uma obstrução ao envio de sangue para uma área do coração e como consequência pelo menos uma parte do músculo cardíaco pode morrer [6] [7].

4. INTERVALO QT

- **Duração:** O intervalo QT representa a actividade eléctrica dos ventrículos. Um alongamento excessivo deste intervalo pode ser associado a hipocalcemia em que o nível de cálcio é considerado baixo enquanto um intervalo QT reduzido pode ser um indicativo de hipercalcemia [6] [7].

A ferramenta de diagnóstico acima apresentada baseou-se numa análise da amplitude e duração do sinal ECG em função dos parâmetros da secção 2.1 e da tabela 2.3. Numa fase preliminar de diagnóstico do sinal ECG os parâmetros apresentados são importantes para a detecção do ritmo cardíaco, aumento ou redução dos intervalos característicos de despolarização e repolarização do coração, detecção de amplitudes anormais nas ondas características do ECG, entre outros mas, não são suficientes para um diagnóstico mais elaborado e/ou específico. Uma restrição por exemplo é a detecção de um bloqueio aurículo-ventricular de segundo grau (bloqueio Mobitz tipo I). Este bloqueio é cíclico em que de início o intervalo PR é pouco prolongado mas aumenta progressivamente de batimento em batimento até não existir resposta ventricular e iniciar-se um novo ciclo [7].

O *software* para aquisição e monitorização do sinal ECG foi desenvolvido em MATLAB. A abordagem para guardar os sinais adquiridos foi concebida com os campos; data de aquisição, nome, idade e sexo do paciente. Por cada sinal adquirido foi criado um novo ficheiro nesta nova DB. Os sinais de ECG foram guardados em dois vectores contendo um a amplitude e outro os instantes da amostragem. A substituição da placa de aquisição de dados da *National Instruments* NI 6014 pela placa NI USB 6210 implicou a implementação de um filtro *notch* para reduzir o ruído da componente da rede de alimentação 50 Hz e um filtro HP para eliminação da componente contínua do sinal. Depois o sinal foi analisado no domínio da frequência através da transformada rápida de

Fourier (FFT) para detecção da onda R. Seguidamente com recurso a funções básicas do MATLAB extraiu-se informação relevante do ECG como a amplitude das ondas P, Q, R, S e T, segmentos e respectivos intervalos. Este processo consistiu no cálculo adaptativo de vários *thresholds* de acordo com os parâmetros da secção 2.1 e da tabela 2.3. Para cada onda R detectada foi encontrada a sua amplitude e o respectivo instante de ocorrência ou índice temporal. Este índice permitiu a obtenção dos parâmetros relevantes para estudo do ECG. As amplitudes das ondas Q e S assim como os índices correspondentes no tempo foram obtidos através de funções de máximo e mínimo num intervalo heurísticamente conhecido. Após a caracterização do complexo QRS no tempo e na amplitude foram obtidos os parâmetros dos outros eventos (P, T, P-R e Q-T) pelo mesmo método.

A figura 3.5 apresenta a aplicação em MATLAB com o tratamento do sinal de ECG adquirido.

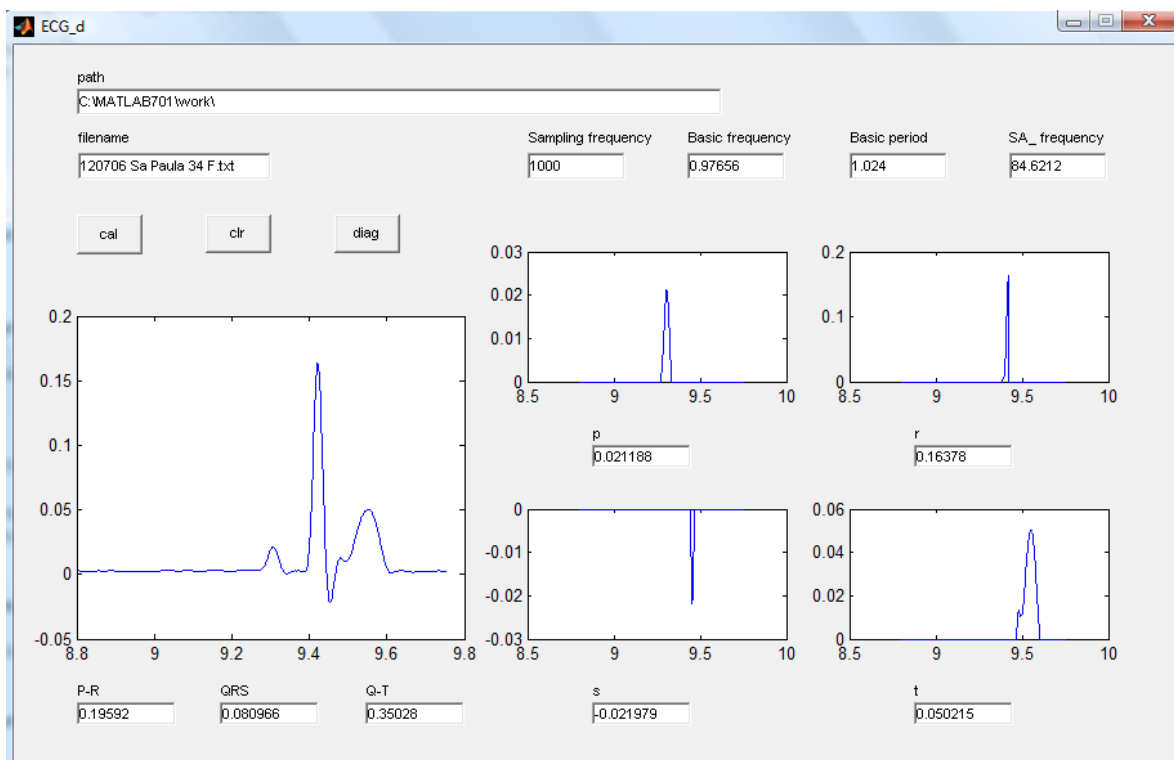


Figura 3.5 *Print screen* da aplicação em MATLAB.

Os sinais de ECG da base de dados (DB) inicial foram convertidos, por questões de compatibilidade com a base de dados de arritmias MIT-BIT (DB MIT), no formato MIT-BIH 212.

3.2.4 BASE DE DADOS DO MIT - BIH

A base de dados MIT – BIH (DB MIT) nasceu da cooperação entre o *Massachusetts Institute of Technology* (MIT) e o *Beth Israel Hospital* (BIH) com o objectivo de desenvolver sistemas de análise em tempo real dos sinais de ECG. Está disponível na página de entrada da *Physionet* [62] a biblioteca (*WFDB Library*) composta por um conjunto de programas em linguagem C, MATLAB, entre outras que “correm” tanto no sistema operativo Linux como no sistema operativo Windows. A DB MIT é composta por um conjunto de 4000 registos obtidos no *Beth Israel Hospital Arrhythmia Laboratory* entre 1975 e 1979. Para utilização estão disponíveis 48 registos, 23 classificados de 100 a 124 (não constam os registos 110 e 120) e escolhidos ao acaso do conjunto atrás referido e os restantes 25 registos estão classificados de 200 a 234 (não constam os registos 204, 206, 211, 216, 218, 224, 225, 226, 227 e 229) escolhidos da mesma forma que os anteriores. Cada um destes registos contém aproximadamente 30 minutos de sinal o equivalente a 1800 segundos e 650000 amostras.

A gravação destes registos foi feita com dispositivos analógicos e posteriormente reproduzidos nesse formato para conversão digital. Foi aplicado aos sinais de ECG contidos nesses registos um filtro passa-banda entre 0,1 e 100 Hz para evitar a saturação do ADC e para suavizar o sinal. O sinal filtrado foi gravado a 360 Hz, com um *ganho* de sinal de 200 adu/mV (unidade analógica para digital por miliVolt), com uma resolução de 11 Bits e um intervalo entre +/- 5mV de amplitude. Isto é, as amostras têm valores compreendidos entre 0 e 2047 sendo que 1024 (*ADCzero*) representa 0 mV (linha isoelectrica). Para se poder obter o valor analógico do sinal (*Vin*), em mV, correspondente a cada valor da amostra (*Vam*) utiliza-se a seguinte equação (3.8).

$$V_{in} = (V_{am} - ADC_{zero}) / \text{ganho} \quad (3.8)$$

Para cada paciente foi criado um conjunto de ficheiros. Este conjunto é composto por ficheiros de cabeçalho ((*Header*) (.hea)), ficheiros de sinais ((*Signals*) (.dat)) e ficheiros de anotações ((*Reference annotations*) (.atr)) que estão associados entre si pela classificação dada ao registo pelos especialistas em cardiologia do MIT.

A tabela 3.1 mostra o formato do ficheiro *Header* para o registo 121 (121.hea) da DB MIT [54]. Para cada registo na base de dados existe um ficheiro *Header* que contém todas as informações sobre o paciente e sobre os sinais que compõem o registo. No caso do exemplo acima transcrito (*wfdb programmers guide*) [54], na linha do registo são apresentados os seguintes dados: A classificação deste registo na base de dados é a nº 121, contém 2 sinais obtidos a uma frequência de 360 Hz, são compostos por 650000 amostras cada, o tempo e data de início do sinal não foram registados. Na linha do sinal 1, os dados dizem respeito ao ficheiro de registo deste sinal que é o 121.dat, o seu formato é o 212, o *ganho* de sinal aplicado foi de 200 adu/mV, a resolução do sinal ADC é de 11 Bits, o *ADCzero* é de 1024 logo, a linha isoeléctrica é de 1024 (11 dá 2048), a primeira amostra tem o valor 849, o *checksum* do sinal é 6097 e a sua descrição é MLII (derivação II modificada).

Tabela 3.1 Formato do ficheiro *Header* do registo 121 (121.hea)

Linha	Dados
1 – Registo	121 2 360 650000
2 – Sinal 1	121.dat 212 200 11 1024 849 6097 0 MLII
3 – Sinal 2	121.dat 212 200 11 1024 894 6929 0 V1
4 – Informação	# 83 F 1245 167 x2
5 – Informação	# Digoxin, Isordil, Nitropaste

Na linha Informação, pode-se obter a informação que é uma Mulher de 83 Anos de Idade (83 *Female*).

O formato de dados usado nos registos, estudados neste trabalho, da DB MIT é o formato 212 [66]. A figura 3.6 apresentada o ficheiro *Signal* (.dat) no formato 212. A principal característica deste formato é que cada sinal foi gravado em 12 Bit notação de complemento para dois (*12 bit two's complements*). Como se pode verificar na figura 3.6, os dois sinais utilizam 3 *bytes*, onde a amostra do primeiro sinal é obtida a partir do

LSnibble (*nibble* é metade de um octeto ou seja 4 bits) do 2º *byte* mais o 1º *byte*, formando assim 12 bits (1 octeto + 1 *nibble*). O segundo Sinal é obtido pelo *MSnibble* do 2º *byte* mais o 3º *byte* formando assim 12 Bits do *Most Significant Bit* (MSB) para o *Least Significant Bit* (LSB). Este ciclo repete-se para cada uma das amostras do par de sinais.

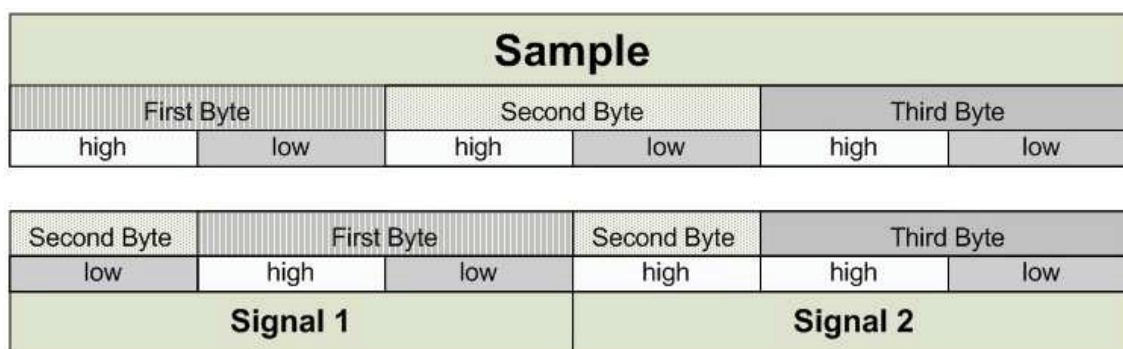


Figura 3.6 Ficheiro *Signal* (.dat) no formato 212.

O ficheiro *Reference annotations* é apresentado em tabelas com a nomenclatura para o tipo de ritmo e tipo de pulsos utilizadas pelo MIT – BIH [61]. Estas tabelas encontram-se no apêndice B.

3.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DE SINAL

Os sinais biomédicos são em geral caracterizados por um conjunto de eventos próprios, sendo alguns deles sobejamente conhecidos. Um período pode ser referido como uma parte do sinal que relata um evento específico de interesse. A análise do sinal para monitorização ou diagnóstico requer a identificação desses períodos e a investigação dos eventos correspondentes. Uma vez que um evento é identificado, a correspondente forma de onda deve ser segmentada e analisada em termos de amplitude, morfologia, duração temporal, intervalo entre eventos, frequência, entre outros. A detecção de eventos pode ser considerada como um importante passo na análise de sinais biomédicos [67]. Os sinais de ECG são compostos por um conjunto de eventos cujas características foram apresentadas na secção 2.1. No âmbito desta tese foram estudados seis eventos; o complexo QRS, o

segmento S-T, a onda T, o segmento T-P, a onda P e o segmento P-Q. Estes seis eventos são geralmente considerados suficientes para a caracterização da morfologia do sinal ECG uma vez que reflectem a actividade eléctrica das aurículas e dos ventrículos. Assim existe a necessidade da segmentação dos pulsos de ECG para que os HMMs possam aprender as diferentes morfologias.

Qualquer sinal contém informação redundante, ou seja informação em excesso relativamente à necessária para diagnóstico. Por isso normalmente reduz-se um sinal a um conjunto de observações que supostamente mantêm toda a informação necessária ao diagnóstico. Este tipo de processo denomina-se extracção de características. As características no âmbito deste trabalho foram obtidas através da WT.

3.3.1 MÉTODOS PARA A DETECÇÃO DE EVENTOS EM SINAIS DE ECG

No capítulo 1, apresentou-se a morfologia e nomenclatura do ECG normal. Nesse estudo expôs-se o conjunto de eventos, onda P, complexo QRS, onda T, entre outros, característicos do sinal de ECG. Assim, facilmente se verifica que, pela sua morfologia e amplitude, o complexo QRS é aquele conjunto de ondas onde se verifica a maior taxa de variação da amplitude do sinal no ciclo cardíaco. Essa característica deve-se à condução rápida e à despolarização dos ventrículos. Como a taxa de variação é dada pelo operador derivativo d/dt , a detecção do complexo QRS com base na derivada parece ser uma solução heurísticamente aceitável [67]. A figura 3.7 mostra uma estrutura considerada comum usada na detecção do complexo QRS [98].

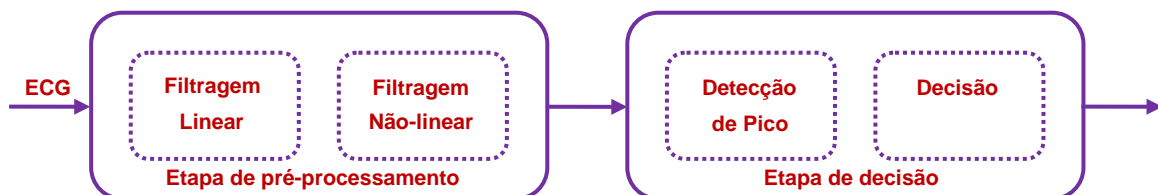


Figura 3.7 Estrutura comum usada na detecção do complexo QRS (adaptada de [98]).

A detecção automática do complexo QRS é dividida em duas etapas, sendo a primeira etapa de pré-processamento que inclui filtragem linear e não-linear e a segunda, uma etapa

de decisão que inclui a detecção de pico e uma decisão lógica. Seguidamente o sinal é submetido a um processamento extra para a localização temporal exacta do complexo QRS [98]. Dado que as características do complexo QRS potenciam a sua detecção tornam-no, porventura, o evento mais importante do ECG, com base no qual se medem os ritmos cardíacos e a duração de uma boa parte dos segmentos e ondas. A detecção do complexo QRS tem sido um campo muito fértil no uso das mais variadas técnicas desde as baseadas em derivadas até aos classificadores não lineares baseados em redes neuronais, passando pelas *wavelets*, morfologia matemática, banco de filtros, HMMs, algoritmos genéticos, entre outros.

Os métodos baseados em WT, bancos de filtros, algoritmos genéticos, redes neuronais (NN) são provavelmente aqueles que, entre outros, mereceram mais atenção por parte da comunidade científica devido ao seu desempenho na detecção do complexo QRS [98].

Na secção 3.3.2.2 apresenta-se a teoria associada à WT. Contudo a detecção do pico no complexo QRS recorrendo a este método tem na maioria das aplicações, conceitos associados às aproximações propostas por Mallat e Hwang baseados no cálculo dos máximos locais dos coeficientes da WT [99]. A primeira aplicação do método anterior para detecção do pico R no complexo QRS é descrita em [100] onde, os picos R são obtidos simultaneamente através dos máximos locais obtidos nas escalas relevantes dos coeficientes da WT.

Os métodos baseados em bancos de filtros podem também ser utilizados na detecção do complexo QRS. Esta abordagem foi proposta em [101] onde se assume que o complexo QRS é caracterizado por uma ocorrência simultânea de componentes da frequência do ECG em diferentes escalas.

Os algoritmos genéticos são outro método utilizado na detecção do complexo QRS. A sua construção é baseada na combinação de filtros polinomiais para pré-processamento do sinal de ECG com os parâmetros de uma etapa de decisão [105]. Os filtros polinomiais óptimos definidos em [105] são divididos em três tipos, filtros quasi-linear com amostras consecutivas, filtros quasi-linear com amostras seleccionadas e filtros quadráticos com amostras seleccionadas. A etapa de decisão consiste no cálculo adaptativo de um *threshold* que é aplicado a uma versão filtrada do ECG [105]. O cálculo deste *threshold* é obtido em conjunto com o filtro polinomial através de um algoritmo de optimização genética.

Os métodos baseados em redes neuronais (NN) usados na detecção do complexo QRS têm por base o conceito de predição não-linear adaptativa [106]. As topologias de rede mais comuns são o perceptron multi-camada (MLP), a função de base radial (RBF) e a quantização vectorial (LVQ) [98]. O objectivo destas técnicas é a previsão do valor do sinal de ECG no presente com base no seu valor do passado. O sinal de ECG é constituído na sua maioria por um conjunto de ondas e segmentos considerados como não pertencentes ao complexo QRS por isso, a NN converge para um ponto onde esses eventos estejam bem previstos. O complexo QRS é onde se detecta um conjunto de mudanças repentinas que provocam estatísticas diferentes conduzindo a um aumento brusco no erro de previsão. Assim o erro de previsão pode ser usado como uma característica do sinal para detecção do complexo QRS [106].

É possível encontrar desempenhos superiores a 99 % em qualquer um destes conjuntos de técnicas [98] e, por outro lado, nenhuma destas técnicas parece ultrapassar todas as restantes em termos de desempenho. Não sendo a detecção do complexo QRS um objectivo principal desta tese, optou-se por implementar um algoritmo com reconhecidamente bom desempenho, requerendo baixa capacidade de processamento relativamente aos restantes e sendo de fácil compreensão e implementação. O algoritmo de Pan-Tompkins cumpre estes requisitos e foi usado no âmbito desta tese para segmentar os pulsos de ECG a partir das gravações. Neste contexto o algoritmo de Pan-Tompkins vai ser apresentado de um modo mais detalhado na secção 3.3.1.2. Como o algoritmo de Pan-Tompkins é baseado em derivadas começa-se por apresentar na secção 3.3.1.1 alguns métodos baseados só em derivadas para introduzir o leitor no conceito e também para se ficar com uma ideia mais clara do desempenho comparativo que o algoritmo de Pan-Tompkins apresenta sobre as técnicas baseadas apenas em derivadas.

O complexo QRS pode ainda ser detectado por outros métodos em que o desempenho está abaixo dos apresentados anteriormente. A detecção do complexo QRS pode ser encontrada, em operadores de morfologia matemática [102], em métodos baseados em sintaxe [103] e em algoritmos baseados em filtros digitais [104].

3.3.1.1 MÉTODOS BASEADOS EM DERIVADAS

O primeiro estudo para a detecção do complexo QRS baseado em derivadas foi apresentado por Balda et al. [68]. Esse estudo foi melhorado ao longo do tempo por

Ahlstrom e Tompkins [69], Friesen et al. [70], e Tompkins [55]. Esse método teve por base uma função “suave” obtida a partir da derivada de três pontos do sinal $x(n)$ em que a primeira derivada $y_0(n)$ é aproximada a

$$y_0(n) = |x(n) - x(n - 2)| \quad (3.9)$$

a segunda derivada é aproximada a

$$y_1(n) = |x(n) - 2x(n - 2) + x(n - 4)| \quad (3.10)$$

os dois resultados são ponderados e combinados para obter

$$y_2(n) = 1.3y_0(n) + 1.1y_1(n) \quad (3.11)$$

O resultado $y_2(n)$ é obtido com um *threshold* (Thr) de 1,0. Sempre que o Thr é excedido são testadas as 8 amostras seguintes. Se pelo menos 6 amostras ultrapassarem o Thr, então, o conjunto das 8 amostras é considerado como pertencente ao complexo QRS. Contudo, este método é sensível ao ruído [67].

Em 1979 Murthy e Rangayyan propuseram outro estudo também baseado em derivadas [71]. O método apresentado teve por base o quadrado da 1ª derivada “ponderado” para “suavizar” a resposta. Este operador é seguido por um filtro MA (*Moving Average*), com o objectivo de “suavizar” ainda mais a resposta. Neste método o operador é definido como

$$g_1(n) = \sum_{i=1}^N |x(n - i + 1) - x(n - i)|^2 (N - i + 1) \quad (3.12)$$

onde $x(n)$ é o sinal ECG, e N é a largura de uma janela em que dentro, as diferenças de primeira-ordem são calculadas, elevadas ao quadrado e “ponderadas” pelo factor $(N - i + 1)$. O factor “ponderação” decresce mais cedo no tempo de uma forma linear, desde a diferença actual até à diferença N amostras, o que provoca o efeito “suave”. Esse efeito é seguido por um filtro MA sobre M pontos para obter

$$g(n) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} g_1(n-j) \quad (3.13)$$

Com uma frequência de amostragem de 100 Hz, a largura da janela do filtro é ajustada para $M = N = 8$. O algoritmo fornece um pico único para cada QRS e suprime as ondas P e T.

A obtenção do pico $g(n)$ é obtida da seguinte forma:

- Determinar o máximo valor de $g(n)$ num segmento onde se espera que contenha um pico, seja g_{\max}
- Definir um *threshold* (Thr) como uma fracção do máximo, por exemplo $\text{Thr} = 0,5 g_{\max}$
- Para todos os $g(n) > \text{Thr}$ seleccionar aqueles para os quais $g(n)$ é maior do que um predeterminado número de M de $g(n)$ anteriores e posteriores, isto é,

$$\{p\} = n | g(n) | > \text{Thr}$$

e

$$g(n) > g(n-i), i = 1, 2, \dots, M \quad (3.14)$$

e

$$g(n) > g(n+i), i = 1, 2, \dots, M$$

$\{p\}$ é o conjunto dos índices dos picos em $g(n)$

Adicionalmente podem ser impostas condições para rejeitar picos devido a “artifacts”, como seja o intervalo mínimo entre dois picos adjacentes [67].

3.3.1.2 ALGORITMO DE PAN-TOMPKINS PARA DETECÇÃO DO COMPLEXO QRS

No sentido de resolver o problema da detecção do complexo QRS em aplicações “on-line”, Pan e Tompkins propuseram um método baseado na análise do declive, amplitude e largura do QRS [55] [72]. O algoritmo inclui uma série de filtros e métodos que executam as funções de passa-baixo, passa-alto, derivativas, quadráticas, integradoras, limiar adaptativo e procedimentos de pesquisa. A figura 3.8 mostra o diagrama de blocos dos passos do algoritmo Pan-Tompkins (PT) para detecção do QRS.

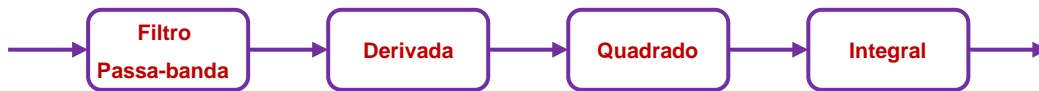


Figura 3.8 Diagrama de blocos do algoritmo PT para detecção do QRS.

- **Filtro passa-baixo:** O filtro recursivo passa-baixo usado no algoritmo PT tem coeficientes inteiros para reduzir a complexidade de cálculos e é definido pela função de transferência

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (3.15)$$

A relação entre o sinal de saída $y(n)$ e o sinal de entrada $x(n)$ é dada por

$$y(n) = 2y(n - 1) - y(n - 2) + \frac{1}{32} [x(n) - 2x(n - 6) + x(n - 12)] \quad (3.16)$$

Com uma frequência de amostragem de 200 Hz, o filtro tem uma frequência de corte $f_c = 11$ Hz e introduz um atraso de 5 amostras ou 25 ms.

- **Filtro passa-alto:** O filtro passa-alto usado no algoritmo PT é implementado como um filtro passa-tudo menos um filtro passa-baixo. A função de transferência do filtro passa-baixo é dada por

$$H_{lp}(z) = \frac{(1 - z^{-32})}{(1 - z^{-1})} \quad (3.17)$$

em que a relação entrada – saída é dada por

$$y(n) = y(n - 1) + x(n) - x(n - 32) \quad (3.18)$$

A função de transferência $H_{hp}(z)$ do filtro passa-alto é obtida por

$$H_{hp}(z) = z^{-16} - \frac{1}{32} H_{lp}(z) \quad (3.19)$$

De um modo equivalente, a saída $p(n)$ do filtro passa-alto é dada pela equação

$$p(n) = x(n - 16) - \frac{1}{32} [y(n - 1) + x(n) - x(n - 32)] \quad (3.20)$$

com $x(n)$ e $y(n)$ descritos na equação (3.18). O filtro passa-alto tem uma frequência de corte de 5 Hz e introduz um atraso de 80 ms.

- **Derivada:** A operação derivativa utilizada pelo algoritmo PT é especificada como

$$y(n) = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)] \quad (3.21)$$

em que a aproximação ao derivador ideal d/dt está acima de 30 Hz. As baixas frequências das ondas P e T são suprimidas e o ganho sobe com a frequência enfatizando o complexo QRS.

- **Quadrado:** Esta operação torna o resultado positivo e realça grandes diferenças provenientes do complexo QRS. As pequenas amplitudes das ondas P e T são atenuadas.
- **Integral:** Pela observação da saída da operação derivada, nota-se um conjunto de múltiplos picos dentro de um complexo QRS. O algoritmo PT apresenta uma saída “suave” ao utilizar um filtro integrador de janela móvel que é dado por

$$y(n) = \frac{1}{N} [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)] \quad (3.22)$$

A escolha de uma janela com largura N deve respeitar as seguintes considerações: uma janela muito larga, pode originar que o resultado da saída contenha a onda T, uma janela muito pequena pode apagar alguns picos importantes de um complexo QRS. Uma janela com a largura $N = 30$ foi encontrada como sendo a ideal para uma frequência de amostragem f_s de 200 Hz [67].

3.3.2 MÉTODOS PARA A EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS EM PULSOS DE ECG

As observações de um pulso de ECG são as características obtidas pelos métodos adequados para a sua extracção. É uma representação reduzida que realça ou pelo menos não atenua a informação relevante para o diagnóstico com o objectivo de eliminar informação redundante. Neste trabalho foram implementados, testados e comparados dois métodos, a linearização e a transformada *wavelet* (WT). A linearização de um sinal é a sua representação por segmentos de rectas enquanto a transformada *wavelet* permite ver o sinal

a diferentes níveis de focos com a vantagem de se poder observar um pormenor de um ponto mais afastado como de um ponto mais perto.

3.3.2.1 LINEARIZAÇÃO DE PULSOS DE ECG

As gravações de sinais digitais são frequentemente segmentadas e pré-processadas para a extracção de informação significativa das suas características [73] [74] [75]. As gravações do sinal ECG e em particular os registos de longa duração (exame Holter) têm uma quantidade de dados para análise que pode ascender os 100000 pulsos. Esses sinais têm uma grande quantidade de redundância. Isto é, existem muitos pontos (amostras) que se encontram a uma distância, considerada mínima, de um segmento de recta. Koski e Juhola usaram uma abordagem que considera um sinal digital como um conjunto de n pontos $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ onde x_i representa um ponto i no domínio do tempo para o qual se calcula uma quantidade y_i [73]. Os pontos no domínio do tempo estão distribuídos de forma uniforme pois a frequência de amostragem é constante. Contudo, Koski apresentou um método adequado para a linearização de sinais de ECG onde a frequência cardíaca varia de pulso para pulso [76]. A linearização de um sinal digital com recurso a segmentos de recta consiste em encontrar a melhor aproximação entre o sinal original e uma linha constituída pelas várias aproximações por segmentos de recta feitas ao sinal. A equação (3.23) permite a linearização do ECG com a seguinte abordagem:

$$d(x_a, y_a, x_b, y_b, x_c, y_c) = \begin{cases} \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2}, & \text{Se } (x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2 + \\ & (x_a - x_c)^2 + (y_a - y_c)^2 < (x_b - x_c)^2 + (y_b - y_c)^2 \\ \sqrt{(x_b - x_c)^2 + (y_b - y_c)^2}, & \text{Se } (x_a - x_c)^2 + (y_a - y_c)^2 + \\ & (x_b - x_c)^2 + (y_b - y_c)^2 < (x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2 \\ \frac{|(x_c - x_a)(y_a - y_b) + (y_c - y_a)(x_b - x_a)|}{\sqrt{(x_c - x_a)^2 + (y_c - y_a)^2}}, & \text{Se não} \end{cases} \quad (3.23)$$

1. Se o ponto b está confinado às perpendiculares nos dois extremos do segmento de recta corrente calcula-se a distância na perpendicular do ponto b ao segmento de recta,
2. Se o ponto b está fora dos limites considerados em (1.) então calcula-se a distância do ponto b ao limite do extremo do segmento de recta mais próximo.

Se a distância máxima calculada em (1.) ou (2.) for inferior a um certo limiar ε então estende-se o segmento de recta de k pontos e repete-se (1.) e (2.) para o novo segmento de recta.

Se a distância máxima ultrapassar ε então encurta-se o segmento de recta de tal modo que um dos dois extremos passe a ser o ponto (b) que apresenta maior distância.

Inicialmente, para calcular a distância do ponto b ao segmento de recta formado pelos pontos a e c , referido como $d(x_a, y_a, x_b, y_b, x_c, y_c)$, é necessário considerar um valor apropriado para a máxima distância admissível de um ponto à recta. Este valor constitui uma medida da redundância aplicada ao sinal que deve ser limitada sob pena de se perder informação relevante para o diagnóstico.

O primeiro segmento de recta $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ é calculado recorrendo a uma quantidade inicial de pontos, k amostras, retirados do início do sinal. [76].

3.3.2.2 WAVELETS

O geofísico Morlet e o físico Grossmann propuseram os conceitos teóricos associados às *wavelets*, em 1984. Esses, em colaboração com Meyer ('Escola Francesa') desenvolveram os fundamentos matemáticos das *wavelets* (*ondelettes*) [77]. Nessa altura, os estudos sobre as *wavelets* eram concentrados na matemática pura, deixando de lado as aplicações práticas [78]. Mais tarde, Daubenchies e Mallat deram um contributo importante na aplicação das *wavelets* ao processamento de sinal digital [79] [80]. Desde então, as *wavelets* têm sido aplicadas em várias áreas como, compressão de dados [80], processamento de imagem [81], estimação de sinal não-estacionário [82], astronomia [83], classificação de sinais ECG [56] [86].

No processamento e análise de sinais, as transformadas de Fourier são aquelas que podem ser consideradas universais. Essas são consideradas a "Chave" do processamento de

sinhal moderno [78] [84]. As transformadas de Fourier (FT) e a sua inversa (IFT) são definidas pelas equações (3.24) e (3.25) respectivamente

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.24)$$

e

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (3.25)$$

onde $F(\omega)$ é a FT do sinal $f(t)$. O uso da identidade de Euler para a exponencial complexa permite apresentar a IFT em termos de senos e co-senos.

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega)(\cos(\omega t) + j\text{sen}\omega t)d\omega \quad (3.26)$$

Estas demonstrações permitem concluir que, a FT de um sinal é uma função que descreve a contribuição de senos e cossenos para a construção do sinal original no domínio do tempo. As funções base propostas por Fourier são de natureza estacionária, o que resulta numa descrição do sinal puramente no domínio das frequências. A FT mostra as componentes de frequência que existem num sinal, mas não dá qualquer informação sobre os instantes onde essas componentes espectrais aparecem. Portanto, a FT é ideal para análise de sinais estacionários, cujas propriedades estatísticas não evoluem no tempo mas, não é apropriada para análise de sinais não-estacionários, em que podem ocorrer mudanças abruptas no sinal [78] [85].

Em 1946, Gabor apresentou um trabalho no qual introduziu uma extensão à FT clássica, para resolver as limitações apresentadas anteriormente [84]. A ideia base dessa extensão assenta no pressuposto que, um sinal não-estacionário pode ser dividido em pequenos

segmentos estacionários. Assim, ao aplicar a FT separadamente a cada segmento, pode obter-se informação sobre o conteúdo espectral de cada segmento. Esse método é conhecido pela transformada de Fourier que depende do tempo (STFT) e descreve-se como

$$F(t', \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \omega^*(t-t') e^{-j\omega t} dt \quad (3.27)$$

A STFT tem uma resolução temporal e espectral que depende da forma e do comprimento da janela $\omega^*(t-t')$. A introdução dessa janela, tem um efeito prejudicial na resolução espectral, como demonstrado por Bentley [78]. Essa demonstração, aponta para um compromisso entre resolução temporal e espectral em que, as janelas longas apresentam uma boa resolução espectral mas têm uma resolução temporal fraca e as janelas curtas apresentam uma resolução temporal adequada mas com uma resolução espectral pobre. Os sinais fortemente não-estacionários requerem janelas curtas o que implica a não obtenção de uma boa resolução espectral e a ocorrência de “leakage” [78]. O “leakage” é a perda de componentes espectrais que se encontram na vizinhança de outras predominantes em termos de amplitude.

Os sinais biomédicos e em particular os sinais de ECG contêm componentes de alta frequência em segmentos muito curtos (complexo QRS) enquanto componentes de baixa frequência (ondas T e P) ocupam segmentos mais longos. Este facto requer um processo de análise com boa resolução temporal para altas frequências e boa resolução espectral para baixas frequências. Uma teoria baseada em funções *wavelets* apareceu como uma solução para a resolução deste problema. Enquanto, na STFT se faz uma descrição do sinal no domínio tempo-frequência, nas funções *wavelets* essa descrição é feita no domínio tempo-escala. Isto é a função *wavelet* permite observar um sinal a diferentes níveis de foco que corresponde a escalas diferentes enquanto na STFT só temos um nível de foco (escala fixa).

Como referido anteriormente, a transformada *wavelet* (WT) teve as suas origens na comunidade matemática e como tal, a sua teoria é suportada por funções matemáticas complexas que podem ser encontradas em [77] [79] [80]. Contudo, a sua implementação é

mais simples do que a sua teoria sugere [78]. Nesse sentido, apenas se faz referência às funções necessárias para melhor compreensão do trabalho realizado.

Uma *wavelet* pode ser caracterizada por várias condições tanto no domínio do tempo como no domínio das frequências. Uma função $\Psi(t)$ é uma *wavelet* se:

- **Possuir energia finita:** uma função local tem a maior parte da sua energia num intervalo finito isto é, uma função com energia finita é bem localizada no tempo.
- **Possuir média nula:** na reconstrução do sinal esta característica impede a divergência da transformada *wavelet* inversa (IWT).
- **Possuir um comportamento passa-banda:** o que implica que a *wavelet* seja bem localizada no domínio da frequência. No domínio do tempo, o comportamento é de natureza oscilatória e manifesta-se como uma “onda pequena” isto é, *wavelet*.

A WT é uma representação do sinal no domínio tempo-escala, onde cada escala representa um nível de foco do sinal que, pode ser observado como o resultado de uma filtragem passa-banda.

O conjunto dos coeficientes das WTs é o produto interno de um sinal variante no tempo $x(t)$ com uma família de “*wavelets*” obtida de uma função padrão conhecida como “*wavelet*”. Na transformada *wavelet* contínua (CWT) a *wavelet* correspondente à localização temporal “ τ ” e à escala “ s ” é dada por

$$\Psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.28)$$

onde $\Psi(t)$ é a *wavelet* que pode ser vista como uma função passa-banda. O termo $\sqrt{|s|}$ assegura a preservação da energia. Na CWT os parâmetros tempo-escala variam de uma forma contínua

$$\psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t - \tau}{s} \right) dt \quad (3.29)$$

onde o asterisco representa o complexo conjugado. A equação (3.29) mostra que a WT é a convolução entre o sinal e a função *wavelet* à escala “s”. A escala “s” é inversa da frequência e, escalas grandes dão informação global sobre o sinal e normalmente estendem-se por toda a duração do sinal enquanto, escalas pequenas dão informação detalhada sobre o sinal. Assim, a escolha do tipo de *wavelet* parece ser importante no sentido de realçar algumas características do sinal porém, este tópico não é explorado no contexto deste trabalho.

A utilização prática da WT requer a discretização do plano tempo-escala. A forma mais utilizada, para a amostragem do plano tempo-escala é a chamada “*dyadic*” *grid*, o que significa que os pontos amostrados no plano tempo-escala são separados por um factor multiplicativo de dois. Este procedimento leva a um aumento na eficiência de cálculo tanto para a WT como para a IWT. Sob esta restrição que leva à optimização, em termos de cálculo computacional a transformada *wavelet* discreta (DWT) é definida como

$$\Psi_{j,k}(t) = s_0^{-j/2} \psi(s_0^{-j}t - k\tau_0) \quad (3.30)$$

O que significa que os coeficientes da DWT são amostrados dos coeficientes da CWT. É usada uma escala “*dyadic*” e por consequência $s_0 = 2$ e $\tau_0 = 1$, obtendo-se uma resolução $s = 2^j$ e $\tau = k2^j$ onde j e k são inteiros.

Cada escala representa o nível de foco a que o sinal é visto que, está relacionado com a escala da frequência envolvida, assim o banco de filtros digitais é apropriado para cortar o sinal em escalas (bandas) diferentes. Se a progressão nas escalas é “*dyadic*” o sinal pode ser sequencialmente filtrado em passa-alto e passa-baixo.

O detalhe do sinal é caracterizado pela saída do filtro passa-alto. A aproximação do sinal é evidenciada pela saída do filtro passa-baixo. Esta, para cada nível do sinal é decomposta nos seus componentes de detalhe e aproximação e assim sucessivamente até ao próximo

nível. Este esquema de progressão sucessiva é conhecido como árvore de decomposição da *wavelet*. A figura 3.9 mostra o processo de decomposição. De acordo com a regra de Nyquist podem ser eliminadas metade das amostras desde que, o sinal tenha apenas metade da frequência.

Este algoritmo de filtragem é muito prático e é conhecido como a transformada de *wavelet* rápida (FWT) ou ainda como as “*two-channel subband coder*” [87].

A DWT possui uma propriedade importante que é a relação entre as respostas ao impulso do filtro passa-alto ($g[n]$) e do filtro passa-baixo ($h[n]$). Essas, são dependentes uma da outra e relacionadas por

$$g[L - 1 - n] = (-1)^n h[n] \quad (3.31)$$

onde L é o comprimento do filtro em número de pontos.

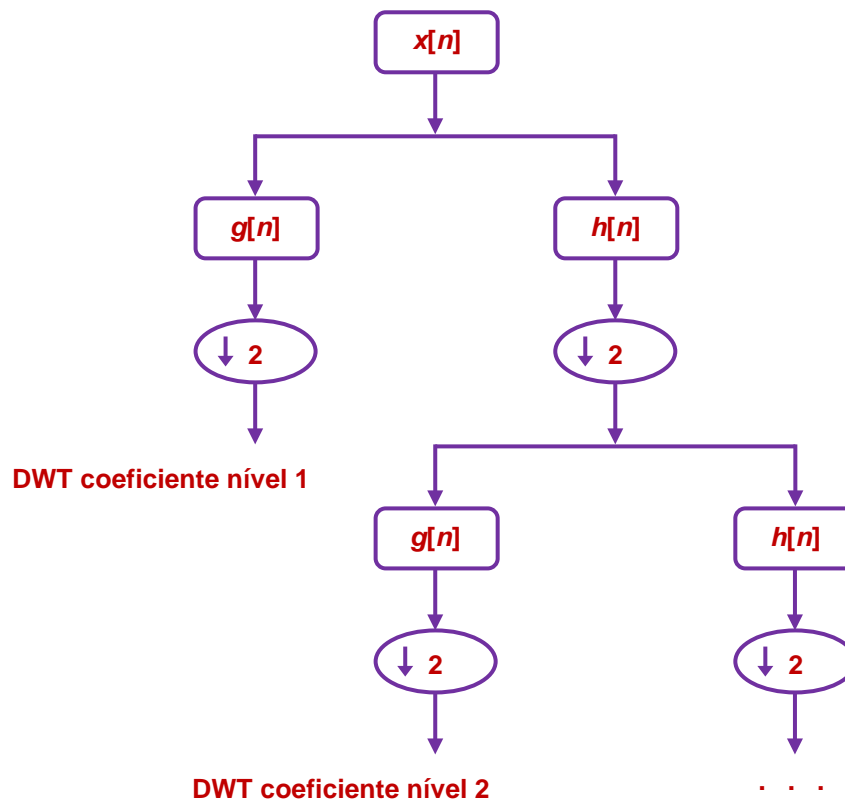


Figura 3.9 Árvore de decomposição da *wavelet*.

Dado que os dois filtros são versões invertidas alternadas de índice ímpar um do outro, estes são conhecidos como Quadrature Mirror Filters (QMF). Em princípio, uma reconstrução perfeita requer uma filtragem ideal de meia-banda. Embora, não seja possível realizar filtros ideais, em determinadas circunstâncias é possível encontrar filtros que forneçam uma reconstrução perfeita. Ingrid Daubechies desenvolveu um dos mais famosos, conhecido como Daubechies *wavelets* [79]. No âmbito deste trabalho foi utilizado as Daubechies *wavelets* com 2 *vanishing moments* (db-4).

3.4 MODELOS DE MARKOV OCULTOS

Os modelos de Markov ocultos são um método estatístico que pode ser usado para caracterizar as propriedades não estacionárias do sinal de ECG. A suposição subjacente ao HMM (*Hidden Markov Model*), ou a qualquer outro tipo de modelo estatístico, é que o sinal de ECG pode ser caracterizado como um processo aleatório cujos parâmetros podem ser calculados de uma forma precisa. Estes parâmetros caracterizam a morfologia e ordem de ocorrência dos diferentes eventos do ECG.

Os modelos de Markov geram um processo “duplamente estocástico” no qual os dados observados são o resultado de uma transição num processo não observável (sequência de estados), por uma função que produz o processo observável (segundo processo). O modelo do processo não observável consiste numa colecção de estados ligados por transições, cada uma descrita por:

- Uma probabilidade de transição que estabelece a probabilidade de se efectuar uma transição de um estado para outro. Neste contexto designa-se por $a_{i,j}$ a probabilidade de transição do estado i para o estado j , ou mais genericamente por a_{s_{t-1},s_t} a probabilidade de transição do estado no instante $t-1$ para o estado no instante t .

Por sua vez, o modelo do processo observável é descrito por:

- Uma função densidade de probabilidade de saída que define a probabilidade condicional de se observar um conjunto de características do sinal ECG quando uma dada transição tem lugar.

A função densidade de probabilidade mais usada é a mistura gaussiana multivariável. Neste âmbito designa-se por $f(\mathbf{y}_t/s_t)$ a função densidade de probabilidade do vector observado \mathbf{y} no instante t no estado s (ou na transição efectuada pelo modelo do instante $t-1$ para o instante t) e por $f(\mathbf{y}_t/s_t, c_t)$ a função densidade de probabilidade para a $c^{\text{ésima}}$ componente da mistura definida por $f(\mathbf{y}_t/s_t)$.

A figura 3.10 mostra um modelo de Markov com 6 estados onde nem todas as transições de estados são possíveis. Nos modelos de Markov discretos o processo estocástico gerado pela máquina de estados estocástica é conhecido por cadeia de Markov.

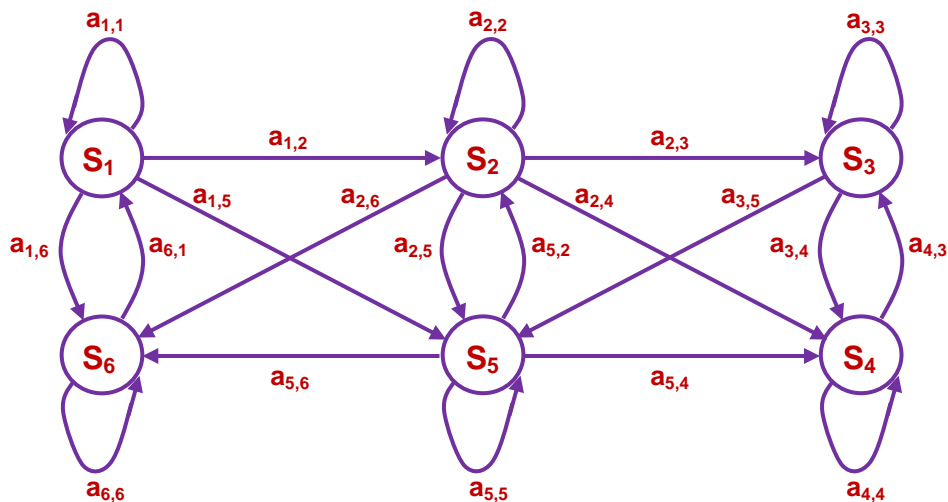


Figura 3.10 HMM com 6 estados (S_1 a S_6).

Se a transição de estado em cada momento for dependente apenas do estado no momento anterior, ou seja, não depende de estados anteriores ao anterior, então diz-se que a cadeia de Markov é de primeira ordem. Os HMMs desenvolvidos no âmbito desta tese geram cadeias de Markov de primeira ordem.

Os HMMs utilizados em ECG não apresentam normalmente uma estrutura semelhante à apresentada na figura 3.10. As características do sinal a modelar impõem restrições à

estrutura do modelo. O HMM apresentado na figura 3.12 parece apresentar uma estrutura mais apropriada para modelar sinais cujas propriedades se alteram no tempo mas de um modo sucessivo (aparecem sempre na mesma ordem temporal), que o HMM apresentado na figura 3.10.

Dado um sistema de reconhecimento de padrões, como o definido na figura 3.11, completamente treinado, onde os padrões de referência estão armazenados sob a forma de modelos de Markov, e dada uma sequência de observações, o processo de descodificação ou de reconhecimento consiste em encontrar o modelo para o qual a probabilidade de emissão da sequência observável é máxima. Deste modo a optimização é feita recorrendo a um critério de máxima verosimilhança.

Os elementos básicos de um HMM são além da matriz transição de estados $\mathbf{A} = \{a_{i,j}\}$ e da função densidade de probabilidade de saída \mathbf{B} em cada estado (ou transição) já mencionadas, o vector probabilidade de estado inicial $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i\}$ e o número de estados.

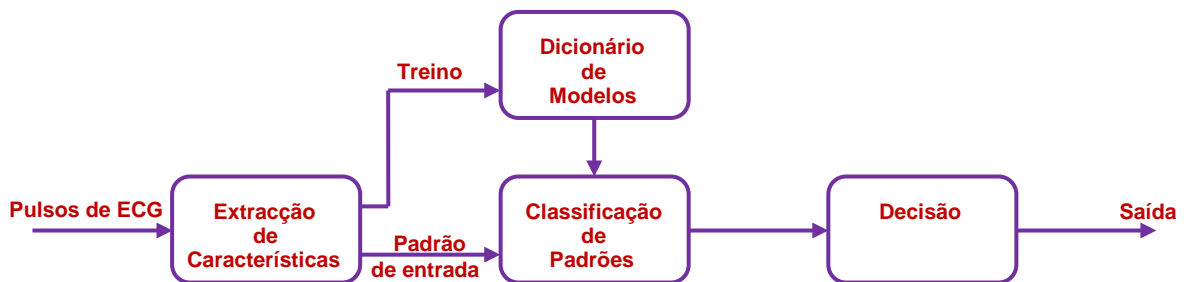


Figura 3.11 Princípio de reconhecimento de padrões aplicado aos pulsos de ECG.

Os elementos básicos de um HMM são além da matriz transição de estados $\mathbf{A} = \{a_{i,j}\}$ e da função densidade de probabilidade de saída \mathbf{B} em cada estado (ou transição) já mencionadas, o vector probabilidade de estado inicial $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i\}$ e o número de estados. Em HMMs de observações discretas \mathbf{B} é uma matriz cujos elementos representam a probabilidade de cada símbolo em cada estado. Fazendo um paralelismo para os HMMs de observações contínuas, \mathbf{B} será uma estrutura de dados mais complexa contendo para cada estado dois vectores e uma matriz. Um dos vectores cuja dimensão é o número de componentes da mistura contém os coeficientes da mistura gaussiana, e o outro vector cuja

dimensão é a dimensão do vector observação contém as médias das variáveis aleatórias que compõem o vector observação. A matriz é quadrada e frequentemente diagonal e os seus elementos são as covariâncias das variáveis aleatórias que compõem o vector observação. Para compactação de notação os elementos básicos de um HMM são frequentemente representados por $\lambda = \{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}\}$. Dada a definição de modelo de Markov, interessa resolver os dois seguintes problemas:

- **o problema da descodificação** em que, dado um modelo e uma sucessão de observações, qual é a probabilidade de as observações terem sido geradas pelo modelo? A solução para este problema pode ser encontrada usando o algoritmo *forward-backward* [107] [108].
- **o problema da aprendizagem** em que, dado um modelo e uma sucessão de observações, quais deveriam ser os parâmetros do modelo, de modo a tornar máxima a probabilidade de gerar tal sucessão? A solução para este problema pode ser encontrada usando o algoritmo de *Baum-Welch* [107] [108].

3.4.1 O PROBLEMA DA DESCODIFICAÇÃO

O problema da descodificação pode também ser visto como um problema de “ajuste”, ou seja dada uma sequência de observações pretende-se determinar o quanto a sequência se ajusta a determinado modelo. Considere-se um HMM de Bakis, ou ligado da esquerda para a direita, com 6 estados como ilustrado na figura 3.12 (por questões de simplicidade, não se mostra a função densidade de probabilidade).

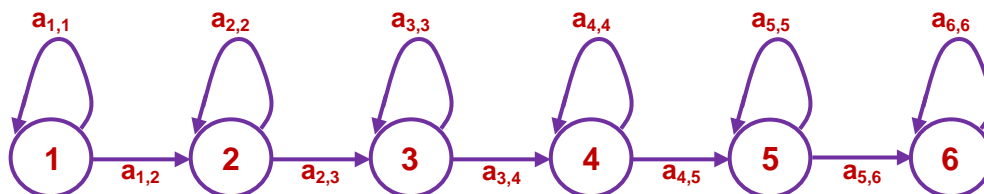


Figura 3.12 HMM ligado da esquerda para a direita (ou Bakis) com 6 estados.

Dado a topologia adoptada, á medida que se avança no tempo avança-se também numericamente no estado, mas não mais que uma unidade, ou permanece-se no mesmo estado (só não se transita para trás), isto é prossegue-se nos estados da esquerda para a direita começando sempre a sequência de estados no primeiro estado (estado inicial) e acabando sempre no último, ao qual se dá frequentemente o nome de estado absorvente. Deste modo π_i (probabilidade do estado i no instante inicial) tem a propriedade

$$\pi_{s_i} = \begin{cases} 0, & s_i \neq 1 \\ 1, & s_i = 1 \end{cases} \quad (3.32)$$

e $a_{i,j}$ para $j < i$ e $j > i+1$. De um modo geral mantêm-se nesta topologia todas as condições mais gerais dos HMMs como por exemplo, a soma das probabilidades de transição de um estado para todos os outros é unitária, incluindo a transição para o mesmo estado, dado que em cada instante a transição ocorre de facto.

A função densidade de probabilidade dependente da transição é tipicamente uma mistura finita multivariável de gaussianas da forma

$$f(\mathbf{y} / s_t) = \sum_{c_t=1}^C p_{s_t, c_t} G(\mathbf{y}_t, \boldsymbol{\mu}_{s_t, c_t}, \boldsymbol{\Sigma}_{s_t, c_t}) \quad 1 \leq s_t \leq N \quad (3.33)$$

onde \mathbf{y} é o vector observação, p_{s_t, c_t} é o coeficiente da $c_t^{\text{ésima}}$ componente da mistura no estado s_t , $G(\cdot)$ representa a distribuição normal (gaussiana) com vector média e matriz covariância respectivamente $\boldsymbol{\mu}_{s_t, c_t}$ e $\boldsymbol{\Sigma}_{s_t, c_t}$ no estado s_t e para a componente da mistura c_t , e N é o número de estados do modelo. Embora a distribuição normal seja a mais usada, podem também ser utilizadas outros tipos de distribuições como as *log-concave* ou elípticas [109]. As restrições quanto ao tipo de distribuição têm a ver com a relação entre os pontos críticos da função Q e os pontos críticos da função densidade de probabilidade dos dados observáveis.

Dada uma sequência de vectores observação $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_T)$, qual a probabilidade (verosimilhanças) de o modelo ter gerado essa sequência de observações? Como um exemplo suponhamos $T = 11$, e o modelo da figura 3.12. Uma possível sequência temporal de transições ao longo do modelo seria $1r, 1n, 2r, 2n, 3r, 3n, 4r, 4n, 5r, 5n, 6r$, onde r referencia transições recursivas (de um estado para ele próprio) e n referencia transições de um estado para o seguinte. Outra possível sequência temporal poderia ser $1r, 1r, 1r, 1n, 2n, 3n, 4n, 5n, 6r, 6r, 6r$. Como as observações geradas pelo modelo podem ter origem em qualquer sequência de transições ao longo do modelo (eventos que são mutuamente exclusivos) a probabilidade do modelo gerar a sequência de observações é a soma das probabilidades de o modelo gerar a sequência de observações em cada sequência de estados. Seja $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_T)$ uma de todas as possíveis sequências de estados onde s_1 é o estado inicial. Seja do mesmo modo $\mathbf{C} = (c_1, c_2, \dots, c_T)$ uma de todas as possíveis sequências de componentes da mistura. A função densidade de probabilidade de o modelo gerar a sequência de vectores observação \mathbf{Y} de comprimento T pela sequência de componentes da mistura \mathbf{C} , dada a sequência de estados \mathbf{S} e os parâmetros do modelo $\lambda = \{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}\}$ é dada por

$$\begin{aligned} f(\mathbf{Y}, \mathbf{C} / \mathbf{S}, \lambda) &= p_{s_1, c_1} f(\mathbf{y}_1 / s_1, c_1, \lambda) \cdot p_{s_2, c_2} f(\mathbf{y}_2 / s_2, c_2, \lambda) \dots p_{s_T, c_T} f(\mathbf{y}_T / s_T, c_T, \lambda) \\ &= \prod_{t=1}^T p_{s_t, c_t} f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda) \end{aligned} \quad (3.34)$$

A probabilidade de uma sequência de estados \mathbf{S} é dada por

$$P(\mathbf{S} / \lambda) = \pi_{s_1} a_{s_1, s_2} a_{s_2, s_3} \dots a_{s_{T-1}, s_T} \quad (3.35)$$

A função densidade de probabilidade conjunta de \mathbf{Y} , \mathbf{C} e \mathbf{S} , é o produto dos dois termos anteriores

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{Y}, \mathbf{C}, \mathbf{S} / \lambda) &= f(\mathbf{Y}, \mathbf{C} / \mathbf{S}, \lambda) P(\mathbf{S} / \lambda) \\
&= \prod_{t=1}^T a_{s_{t-1}, s_t} p_{s_t, c_t} f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda) \quad (3.36)
\end{aligned}$$

A derivação da equação (3.36) supõe o HMM mostrado na figura 3.12, ou seja que a equação (3.32) é válida e que $a_{s_0, s_1} = \pi_{s_1} = \pi_1 = 1$.

A função densidade de probabilidade marginal de \mathbf{Y} (dado o modelo) é obtida somando todas as possíveis seqüências de estado \mathbf{S} e de componentes de mistura \mathbf{C} e é dada por

$$f(\mathbf{Y} / \lambda) = \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{C} / \mathbf{S}, \lambda) P(\mathbf{S} / \lambda) = \sum_{\mathbf{S}} f(\mathbf{Y} / \mathbf{S}, \lambda) P(\mathbf{S} / \lambda) \quad (3.37)$$

A função densidade de probabilidade $f(\mathbf{Y} / \mathbf{S}, \lambda)$ é obtida facilmente de modo similar à obtenção da equação (3.34), considerando agora a mistura gaussiana em vez de cada componente isoladamente. Deste modo

$$f(\mathbf{Y} / \mathbf{S}, \lambda) = f(\mathbf{y}_1 / s_1, \lambda) \cdot f(\mathbf{y}_2 / s_2, \lambda) \dots f(\mathbf{y}_T / s_T, \lambda) = \prod_{t=1}^T f(\mathbf{y}_t / s_t, \lambda) \quad (3.38)$$

A equação (3.37) pode agora ser escrita como a soma sobre todo o espaço \mathbf{S} , da multiplicação das equações (3.38) e (3.35)

$$f(\mathbf{Y} / \lambda) = \sum_{s_1, s_2, \dots, s_T} \pi_{s_1} f(\mathbf{y}_1 / s_1, \lambda) a_{s_1, s_2} f(\mathbf{y}_2 / s_2, \lambda) \dots a_{s_{T-1}, s_T} f(\mathbf{y}_T / s_T, \lambda) \quad (3.39)$$

A interpretação da equação anterior é a seguinte. Inicialmente (no instante $t=1$) o HMM (mostrado na figura 3.12) está no estado s_1 com probabilidade $\pi_{s_1}=1$, e gera a observação \mathbf{y}_1 (neste estado/transição) de acordo com a função densidade de probabilidade $f(\mathbf{y}_1 / s_1, \lambda)$.

O relógio avança de t para $t+1$ (instante $t=2$) transitando-se no HMM para s_2 vindo de s_1 com probabilidade a_{s_1,s_2} gerando-se nesta transição a observação y_2 de acordo com a função densidade de probabilidade $f(y_2 / s_2, \lambda)$. Este processo continua até que a última transição (no instante T), do estado s_{T-1} para o estado s_T , com probabilidade a_{s_{T-1},s_T} , gerando a observação y_T de acordo com a função densidade de probabilidade $f(y_T / s_T, \lambda)$, ocorra.

3.4.2 O PROBLEMA DA APRENDIZAGEM

O problema mais difícil dos HMMs é determinar um método para ajustar os parâmetros do modelo $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ de modo a satisfazer um determinado critério de optimização. Não se conhece nenhum método analítico que permita uma maximização global, para todos os parâmetros do modelo, da probabilidade de ocorrência da sequência observável. Pode-se no entanto escolher $\lambda=(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi})$ tal que a função densidade de probabilidade $f(\mathbf{Y}/\lambda)$ seja maximizada localmente através de um processo iterativo como por exemplo o método de Baum-Welch (que é um caso particular do método EM (*Expectation Maximisation*)), ou usando técnicas de gradiente [109]. O objectivo desta secção não é descrever pormenorizadamente o algoritmo EM mas mostrar a sua utilização na estimação dos parâmetros de um HMM. Esta secção não apresenta de modo nenhum uma descrição detalhada do algoritmo EM mostrando apenas os seus fundamentos e a sua utilidade na resolução de problemas com dados incompletos. As referências [110] [111] contêm uma explicação completa e bastante detalhada do algoritmo EM.

3.4.2.1 FUNDAMENTOS BÁSICOS DO ALGORITMO EM

O algoritmo EM (*Expectation-Maximisation*) é uma técnica frequentemente usada no cálculo iterativo de estimativas de máxima verosimilhança em problemas com dados incompletos ou não observáveis. Neste tipo de problemas, as estimativas de máxima verosimilhança são dificultadas pela ausência de parte dos dados. A ideia básica do algoritmo EM é associar a um problema com dados incompletos, um problema com dados completos para o qual a estimativa de máxima verosimilhança seja mais tratável. No caso dos HMMs a função densidade de probabilidade dos dados incompletos (observáveis) não tem solução analítica directa em termos de maximização. No entanto fazendo uso dos

dados observáveis e da função densidade de probabilidade conjunta dos dados completos (dados observáveis e os dados não observáveis) esta função pode ser maximizada, usando o algoritmo EM.

O algoritmo trabalha a duas etapas consecutivas, a etapa da esperança (*Expectation step*) e a etapa da maximização (*Maximization step*). Na primeira etapa calcula-se o valor esperado dos dados não observados, usando a estimativa corrente dos parâmetros da função densidade de probabilidade conjunta dos dados completos, e os dados observados. Na segunda etapa usam-se os dados da primeira etapa como se tivessem sido de facto observados para determinar a estimativa de máxima verosimilhança dos parâmetros da distribuição dos dados completos.

Assim, admita-se um espaço não observável de medida \mathbf{S} correspondendo a um espaço observável de medida \mathbf{Y} de dados incompletos. Enquanto \mathbf{Y} é observável e deste modo mensurável, \mathbf{S} contém apenas a informação adicional que não é directamente observável. Sejam $f(\mathbf{s}/\lambda)$ e $f(\mathbf{y}/\lambda)$ membros da família paramétrica das funções densidade de probabilidade (pdf) definidas em \mathbf{S} e \mathbf{Y} respectivamente para o conjunto de parâmetros λ , cujos valores se pretende estimar. Para um dado $\mathbf{y} \in \mathbf{Y}$, o objectivo do algoritmo EM é maximizar a verosimilhança dos dados observáveis \mathbf{y} sobre λ explorando a relação entre $f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda)$ e $f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda)$. A função densidade de probabilidade conjunta $f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda)$ é dada por

$$f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda) = f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda) f(\mathbf{y}/\lambda) \quad (3.40)$$

O logaritmo da verosimilhança simplifica frequentemente a maximização e fornece resultados equivalentes dado o logaritmo ser uma função monotónica, pelo que se usa quase sempre em vez da verosimilhança. No entanto, para se poder usar, a função logaritmo da verosimilhança tem que ser uma função contínua e diferenciável para todos os elementos do conjunto λ . Aplicando logaritmos a ambos os membros da equação (3.40) e resolvendo em ordem ao logaritmo da verosimilhança dos dados observáveis obtém-se

$$\log f(\mathbf{y}/\lambda) = \log f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda) - \log f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda) \quad (3.41)$$

Para dois conjuntos de parâmetros λ' e λ , a esperança matemática do logaritmo da verosimilhança dos dados incompletos $L(\mathbf{y}, \lambda') = \log f(\mathbf{y}/\lambda')$ sobre os dados completos (\mathbf{y}, \mathbf{s}) condicionada por \mathbf{y} e λ é:

$$\begin{aligned} E_s[L(\mathbf{y}, \lambda')/\mathbf{y}, \lambda] &= E_s[\log f(\mathbf{y}/\lambda')/\mathbf{y}, \lambda] = \int \log f(\mathbf{y}/\lambda') f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda) ds \\ &= \log f(\mathbf{y}/\lambda') = L(\mathbf{y}, \lambda') \end{aligned} \quad (3.42)$$

onde $E_s[./\mathbf{y}, \lambda]$ é a esperança matemática condicionada por \mathbf{y} e λ sobre os dados completos (\mathbf{y}, \mathbf{s}) . Então das equações (3.41) e (3.42) obtêm-se as seguintes expressões:

$$L(\mathbf{y}, \lambda') = Q(\lambda, \lambda') - H(\lambda, \lambda') \quad (3.43)$$

onde

$$Q(\lambda, \lambda') = E_s[\log f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda')/\mathbf{y}, \lambda] = \int \log f(\mathbf{y}, \mathbf{s}/\lambda') f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda) ds \quad (3.44)$$

e

$$H(\lambda, \lambda') = E_s[\log f(\mathbf{s}/\mathbf{y}, \lambda')/\mathbf{y}, \lambda] \quad (3.45)$$

A base do algoritmo EM assenta no facto de que se $Q(\lambda, \lambda') \geq Q(\lambda, \lambda)$, então $L(\mathbf{y}, \lambda') \geq L(\mathbf{y}, \lambda)$, dado que pela desigualdade de Jensen se obtém $H(\lambda, \lambda') \leq H(\lambda, \lambda)$ [111]. Este facto implica que o logaritmo da verosimilhança dos dados incompletos $L(\mathbf{y}, \lambda)$ é monotonicamente crescente, aumentando em cada iteração do processo de actualização do conjunto de parâmetros λ para λ' . A maximização de $L(\mathbf{y}, \lambda)$ é obtida indirectamente por maximização da função Q que representa a esperança matemática do logaritmo da verosimilhança dos dados completos. Quando o vector aleatório \mathbf{s} (não observável) é discreto a função Q é representada por

$$Q(\lambda, \lambda') = \sum_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} \frac{f(\mathbf{y}, \mathbf{s} / \lambda)}{f(\mathbf{y} / \lambda)} \log f(\mathbf{y}, \mathbf{s} / \lambda') \quad (3.44a)$$

O algoritmo EM pode ser descrito da seguinte forma. Dado a estimativa corrente do conjunto de parâmetros λ , cuja estimativa inicial é em muitos casos puramente aleatória, que maximiza $L(\mathbf{y}, \lambda)$, obtém-se do seguinte modo a próxima estimativa λ' :

1. Etapa da esperança matemática. Calcular $Q(\lambda, \lambda')$ com base na estimativa corrente de λ .
2. Etapa da maximização. Calcular o novo conjunto de parâmetros λ' que maximiza $Q(\lambda, \lambda')$.
3. Fazer $\lambda = \lambda'$ e repetir o procedimento (a partir do passo 1) até obter convergência.

O algoritmo EM é usado em aplicações que permitam mais facilmente a maximização da função Q que a maximização directa de $L(\mathbf{y}, \lambda)$.

3.4.2.2 O ALGORITMO EM NO CONTEXTO DOS HMMS

Como referido na secção 3.4, os modelos de Markov ocultos geram um processo duplamente estocástico onde o primeiro deles, a sequência de estados, é não observável e por isso desconhecida. Os dados que compõem a sequência de vectores observação (dados observáveis) são chamados dados incompletos porque os dados não observáveis (sequências de estados) não estão presentes, e os dados compostos pelos dados observáveis e não observáveis são chamados dados completos. Fazendo uso dos dados observáveis (incompletos) e da função densidade de probabilidade conjunta dos dados observáveis e não observáveis, o algoritmo EM maximiza iterativamente a probabilidade dos dados observáveis.

A função densidade de probabilidade dos dados completos (observados e não observados) é dada no contexto dos HMMS pela equação (3.36), e para um novo conjunto de parâmetros λ' é dada por

$$f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda') = \prod_{t=1}^T a_{s_{t-1}s_t} p_{s_t, c_t} f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \quad (3.46)$$

A função Q pode agora ser calculada como mostra a equação (3.44), aplicando a função logaritmo e a esperança matemática à equação (3.46) como segue

$$\begin{aligned} Q(\lambda, \lambda') &= E_{\mathbf{s}, \mathbf{c}}[\log f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda') / \mathbf{Y}, \lambda] \\ &= \sum_{\mathbf{s}} \sum_{\mathbf{c}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \log f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda') \end{aligned} \quad (3.47)$$

substituindo a equação (3.46) em (3.47) obtém-se

$$\begin{aligned} Q(\lambda, \lambda') &= \sum_{\mathbf{s}} \sum_{\mathbf{c}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \log \prod_{t=1}^T a'_{s_{t-1}s_t} p'_{s_t, c_t} f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \\ &= \sum_{\mathbf{s}} \sum_{\mathbf{c}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \sum_{t=1}^T \{ \log a'_{s_{t-1}s_t} + \log p'_{s_t, c_t} + \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \} \end{aligned} \quad (3.48)$$

Convém não esquecer que a equação (3.48) foi derivada para o caso particular do HMM de Bakis (figura 3.12) onde a sequência de estados começa sempre num estado conhecido, pelo que o vector estado inicial é *a priori* conhecido e dado pela equação (3.32). Consequentemente, para o caso presente o vector estado inicial não necessita ser estimado. Em todo o caso a função Q mais geral é obtida mantendo o termo π_{s_1} na derivação da equação (3.36), e consequentemente na equação (3.46), o que é equivalente a verificar a seguinte igualdade atendendo às equações (3.35) e (3.36)

$$\log f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda') = \sum_{t=1}^T \log a'_{s_{t-1}s_t} + \sum_{t=1}^T \log p'_{s_t, c_t} + \sum_{t=1}^T \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda')$$

$$= \log \pi'_{s_1} + \sum_{t=1}^{T-1} \log a'_{s_t, s_{t+1}} + \sum_{t=1}^T \log p'_{s_t, c_t} + \sum_{t=1}^T \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \quad (3.49)$$

Procedendo do mesmo modo que na obtenção da equação (3.48), ou seja substituindo (3.49) em (3.47) obtém-se uma expressão mais geral para a função Q

$$Q(\lambda, \lambda') = \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \left\{ \log \pi'_{s_1} + \sum_{t=1}^{T-1} \log a'_{s_t, s_{t+1}} + \sum_{t=1}^T \log p'_{s_t, c_t} + \sum_{t=1}^T \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \right\} \quad (3.48a)$$

Neste momento termina a etapa da esperança matemática do algoritmo EM. A equação (3.47) representa claramente uma esperança matemática dado a integração no espaço não observável S .

A equação (3.48a) mostra que a função Q é separável em quatro termos independentes sendo o primeiro termo dependente apenas do vector estado inicial, o segundo termo dependente das probabilidades de transição de estado, o terceiro termo dependente das componentes da mistura gaussiana sendo o último termo dependente dos parâmetros da pdf dos vectores observação (dados incompletos). Cada um destes quatro termos independentes pode ser visto como uma função auxiliar Q individual.

No segundo passo do algoritmo EM, conhecido como maximização, a função Q é maximizada em ordem aos respectivos parâmetros (λ'). A maximização da função auxiliar Q completa pode ser obtida por maximização de cada função auxiliar Q individual.

A função auxiliar Q individual relativa ao vector estado inicial pode ser escrita na forma

$$Q_{\pi}(\lambda, \pi') = \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \log \pi'_{s_1} = \sum_j \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, s_1 = j, \mathbf{C} / \lambda) \log \pi'_{s_j} \quad (3.50)$$

A equação (3.50) é uma equação do tipo

$$\sum_{j=1}^N w_j \log y_j \quad (3.51)$$

que, como uma função de $\{y_j\}_{j=1}^N$, sujeita às restrições $\sum_{j=1}^N y_j = 1$ (soma das probabilidades iniciais de todos os estados tem que ser unitária) e $y_j \geq 0$ (probabilidades de estado inicial para todos os estados não pode ser negativa) tem um máximo global no ponto [112]

$$y_j = \frac{w_j}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad j=1,2,\dots,N \quad (3.52)$$

Usando a equação (3.52) na solução da equação (3.50) obtém-se

$$\pi'_{s_j} = \frac{\sum_{\mathbf{c}} f(\mathbf{Y}, s_1 = j, \mathbf{c} / \lambda)}{\sum_j \sum_{\mathbf{c}} f(\mathbf{Y}, s_1 = j, \mathbf{c} / \lambda)} = \frac{f(\mathbf{Y}, s_1 = j / \lambda)}{\sum_j f(\mathbf{Y}, s_1 = j / \lambda)} = \frac{f(\mathbf{Y}, s_1 = j / \lambda)}{f(\mathbf{Y} / \lambda)} \quad (3.53)$$

De modo semelhante, a função auxiliar Q individual relativa à matriz de transição de estados \mathbf{A} , pode ser escrita na forma

$$Q(\lambda, a'_{i,j}) = \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \sum_{t=1}^{T-1} \log a'_{i,j} = \sum_i Q_{a_i}(\lambda, a'_{i,j}) \quad (3.54)$$

Para um estado particular i o somatório em \mathbf{S} no segundo membro da equação (3.54) desaparece. No entanto como para um dado estado i a probabilidade de se passar a qualquer estado j é a soma das respectivas probabilidades de transição para todos os possíveis estados j (incluindo o estado i pois admite-se transições de qualquer estado para ele

próprio), a função individual Q , relativa às probabilidades de transição de estado, para um dado estado i , pode ser escrita a partir da equação (3.54) como

$$Q_{a_i}(\lambda, a'_{i,j}) = \sum_j \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, s_t = i, s_{t+1} = j, c_t / \lambda) \log a'_{i,j} \quad (3.55)$$

Usando a equação (3.52) na solução da equação (3.55) obtém-se

$$a'_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, s_t = i, s_{t+1} = j, c_t / \lambda)}{\sum_j \sum_{t=1}^{T-1} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, s_t = i, s_{t+1} = j, c_t / \lambda)} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} f(\mathbf{Y}, s_t = i, s_{t+1} = j / \lambda)}{\sum_{t=1}^{T-1} f(\mathbf{Y}, s_t = i / \lambda)} \quad (3.56)$$

A função auxiliar Q individual relativa aos coeficientes da mistura pode ser escrita a partir da equação (3.48a) como

$$Q(\lambda, p'_{j,c}) = \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \sum_{t=1}^T \log p'_{j,c} = \sum_j Q_{p_j}(\lambda, p'_{j,c}) \quad (3.57)$$

Para um estado particular j a equação (3.57) pode ser escrita como

$$\begin{aligned} Q_{p_j}(\lambda, p'_{j,c}) &= \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \sum_{t=1}^T \log p'_{j,c} \\ &= \sum_{c=1}^C \sum_{t=1}^T f(\mathbf{Y}, s_t = j, c_t = c / \lambda) \log p'_{j,c} \end{aligned} \quad (3.58)$$

Usando a equação (3.52) na solução da equação (3.58) obtém-se

$$p'_{j,c} = \frac{\sum_{t=1}^T f(\mathbf{Y}, s_t = j, c_t = c / \lambda)}{\sum_{c=1}^C \sum_{t=1}^T f(\mathbf{Y}, s_t = j, c_t = c / \lambda)} = \frac{\sum_{t=1}^T f(\mathbf{Y}, s_t = j, c_t = c / \lambda)}{\sum_{t=1}^T f(\mathbf{Y}, s_t = j / \lambda)} \quad (3.59)$$

Finalmente a função auxiliar Q individual relativa aos parâmetros da distribuição, excluindo os coeficientes da mistura, pode ser escrita a partir da equação (3.48a) como

$$\begin{aligned} Q(\lambda, f'_{s_t, c_t}) &= \sum_{\mathbf{S}} \sum_{\mathbf{C}} f(\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \mathbf{C} / \lambda) \sum_{t=1}^T \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda) \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C \gamma_t(n, c) \log f(\mathbf{y}_t / s_t, c_t, \lambda') \end{aligned} \quad (3.60)$$

onde $\gamma_t(n, c)$ é a função densidade de probabilidade conjunta do vector observação \mathbf{y}_t , do estado n e da componente de mistura c . Por outras palavras, $\gamma_t(n, c)$ é a verosimilhança da componente de mistura c no estado n gerar \mathbf{y}_t no instante t . Assumindo que as variáveis aleatórias que constituem o processo estocástico observado \mathbf{y}_t são independentes e identicamente distribuídas com distribuição gaussiana, a equação (3.60) pode ser escrita como

$$Q(\lambda, f'_{s_t, c_t}) = \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C \gamma_t(n, c) \log \prod_{i=1}^D G(y_{t,i}, \mu'_{n,c,i}, \sigma'^2_{n,c,i})$$

onde $y_{t,i}$ representa a componente i do vector observação no instante t , $\mu_{n,c,i}$ e $\sigma^2_{n,c,i}$ representam respectivamente a média e a variância da componente i da mistura c no estado n . Substituindo na expressão anterior a expressão da gaussiana obtém-se

$$Q(\lambda, f'_{s_t, c_t}) = - \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^C \gamma_t(n, c) \sum_{i=1}^D \left[\frac{1}{2} \log \sigma_{n,c,i}^2 + \frac{(y_{t,i} - \mu'_{n,c,i})^2}{2\sigma_{n,c,i}^2} \right] \quad (3.61)$$

onde D é a dimensão do vector observação. A solução para o problema da maximização da equação (3.61) é em geral obtida por meio de diferenciação.

Derivando em ordem à média $\mu_{n,c,i}$ e igualando a zero obtém-se

$$\frac{dQ(\lambda, f'_{s_t, c_t})}{d\mu'_{n,c,i}} = \sum_{t=1}^T \gamma_t(n, c) \frac{2}{2\sigma_{n,c,i}^2} (y_{t,i} - \mu'_{n,c,i}) = 0$$

cuja solução é

$$\mu'_{n,c,i} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(n, c) y_{t,i}}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(n, c)} \quad (3.62)$$

Derivando agora a equação (3.61) em ordem à variância $\sigma_{n,c,i}^2$ e igualando a zero obtém-se

$$\frac{dQ(\lambda, f'_{s_t, c_t})}{d\sigma_{n,c,i}^2} = - \sum_{t=1}^T \gamma_t(n, c) \left\{ \frac{1}{2\sigma_{n,c,i}^2} - \frac{(y_{t,i} - \mu'_{n,c,i})^2}{4\sigma_{n,c,i}^4} \right\} = 0$$

cuja solução é

$$\sigma_{n,c,i}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(n,c) (y_{t,i} - \mu'_{n,c,i})^2}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(n,c)} \quad (3.63)$$

As fórmulas de reestimação dadas pelas equações (3.53), (3.56), (3.59), (3.62) e (3.63) podem ser facilmente calculadas usando as definições de sequência avançada $\alpha_t(i) = f(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_t, s_t = i/\lambda)$ e de sequência atrasada $\beta_t(i) = f(\mathbf{y}_{t+1}, \mathbf{y}_{t+2}, \dots, \mathbf{y}_T, s_t = i/\lambda)$. Este procedimento é um procedimento padrão na implementação de HMMs e encontra-se bem documentado em [107] [110].

4. Técnicas e métodos utilizados e resultados experimentais

Sumário

Neste capítulo apresentam-se os resultados experimentais obtidos pela aplicação dos métodos desenvolvidos no âmbito desta tese. As secções 4.1 e 4.2 referem-se ao sistema de aquisição, monitorização e diagnóstico do sinal ECG com base na medição de parâmetros temporais. A secção 4.3 apresenta os resultados do sistema de classificação de pulsos de ECG baseado em modelos de Markov ocultos.

Neste capítulo são comparadas também duas técnicas de extracção de características; a linearização e a transformada *wavelet* (WT).

Ao longo do capítulo comentam-se e analisam-se os resultados obtidos e finalmente apresentam-se as conclusões.

- 4.1 Resumo do sistema de aquisição de dados
 - 4.2 Resultados do diagnóstico com base na medição de parâmetros temporais do ECG
 - 4.3 Resultados da classificação de pulsos de ECG
 - 4.4 Conclusões
-

4.1 RESULTADOS DO SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS

Um sistema de instrumentação biomédico robusto é considerado adequado para aquisição, monitorização e análise da actividade cardíaca quando incorpora um conjunto de ferramentas desenvolvidas a nível de *hardware* e a nível de *software* para a supervisão do sinal biomédico desde a sua origem, processamento, caracterização e armazenamento. Um sistema de instrumentação deste tipo é apropriado para o diagnóstico do sinal de ECG uma vez que integra vários módulos independentes para o processamento e classificação de sinal no sentido da sua caracterização fidedigna.

A secção 3.1 apresenta de modo detalhado os vários módulos que compõem o sistema para análise da actividade cardíaca desenvolvido no âmbito desta tese. O primeiro módulo apresentado diz respeito à componente de *hardware* desenvolvida para o processamento analógico de sinal. Para este módulo após vários testes em placas de ensaio (*breadboard*) desenvolveu-se uma placa base em circuito impresso (PCB) composta por pré-amplificadores, filtros e interfaces para os eléctrodos.

A aquisição de sinal ECG feita pelo sistema de aquisição de dados proposto pressupôs duas fases tendo em conta os exames “ECG de repouso” e “ECG Holter” considerados comuns na ajuda ao diagnóstico de ECG (secção 1.3). Numa primeira fase as aquisições de sinal foram realizadas com o paciente em repouso segundo as derivações clássicas propostas por Einthoven (secção 1.2.2). Na segunda fase as aquisições foram efectuadas com o paciente em movimento segundo as derivações modificadas de ECG propostas por Mason-Likar (secção 1.2.2). Os eléctrodos Ag/AgCl foram utilizados nas duas fases de aquisição do sinal ECG. Em relação à colocação dos quatro eléctrodos segundo as derivações clássicas, estes foram colocados nas extremidades (RA, LA, LL e RL), como mostra a figura 4.1. Com esta disposição pode obter-se seis derivações clássicas (I, II, III, aVR, aVL e aVF). Na colocação dos cinco eléctrodos segundo as derivações modificadas, estes foram colocados no torso de acordo com a figura 4.2. Com esta disposição pode obter-se duas derivações modificadas (MLII e V1). Na escolha e colocação dos eléctrodos foram observadas as especificações e restrições descritas na secção 1.2.4, assim como os cuidados a ter para evitar os efeitos nefastos no sinal ECG provocados por ruído a estes associado (secção 3.2.1).

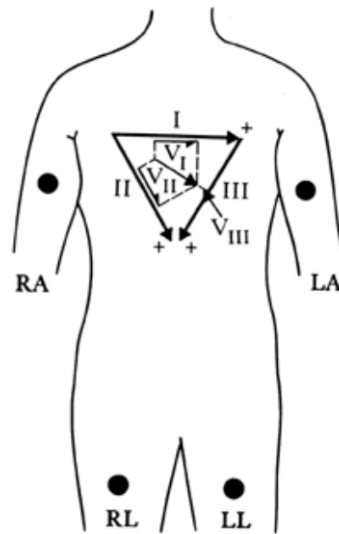


Figura 4.1 Colocação dos quatro eléctrodos segundo as derivações clássicas.

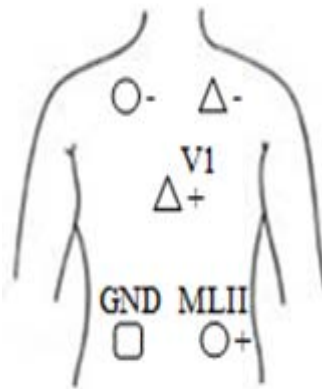


Figura 4.2 Colocação dos cinco eléctrodos segundo as derivações modificadas.

Contudo com o paciente em movimento como em exames tipo Holter em ambulatório nem sempre é possível a obtenção de um sinal isento de interferências mesmo com a implementação de todos os módulos enunciados anteriormente. A figura 4.3 apresenta um conjunto de pulsos de ECG obtidos a partir dos eléctrodos colocados no torso para obtenção da derivação MLII de um paciente com ritmo normal utilizando a placa base proposta.

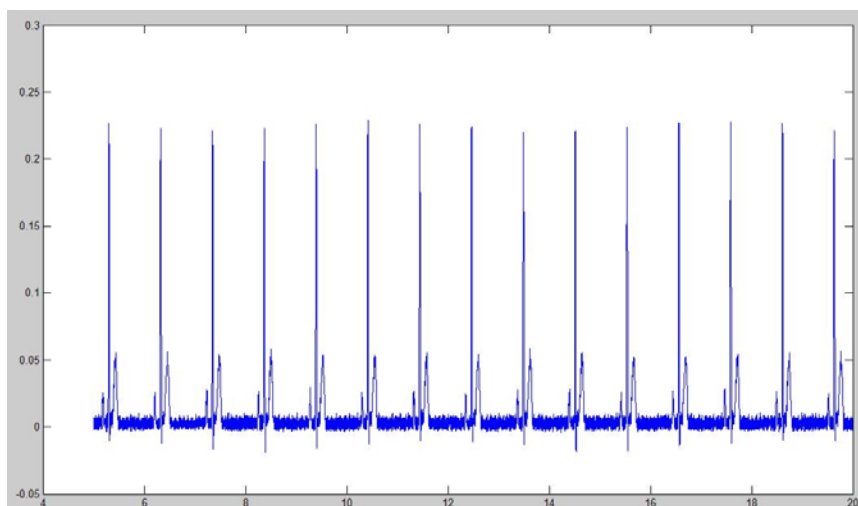


Figura 4.3 Conjunto de pulsos de ECG obtidos da derivação MLII.

A figura 4.4 mostra a aplicação de filtros digitais, passa-baixo e passa-alto a um conjunto de pulsos de ECG obtidos a partir da derivação MLII.

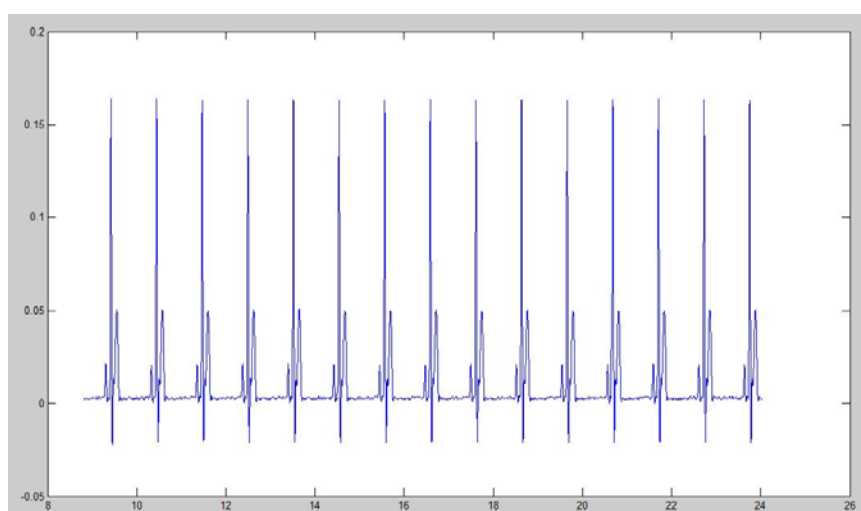


Figura 4.4 Aplicação de filtros digitais a um conjunto de pulsos de ECG da derivação MLII.

Factores como o peso, a dimensão e o consumo de energia da placa PCB foram tidos em conta para a substituição dos filtros no domínio analógico para o domínio digital. Às considerações anteriores acrescentam-se a tolerância e o envelhecimento dos componentes que implicam afinações com potenciómetros, substituição, entre outros. Por outro lado a melhoria deste sistema para uma aplicação futura tipo ECG Holter com um processador de

senal digital (DSP) e com a integração de um módulo de comunicação tipo rádio frequência (RF) impõe a optimização contínua do sistema desenvolvido. Outro aspecto que deve ser levado em conta prende-se com o consumo de energia que tem implicações ao nível da autonomia de um sistema de aquisição móvel. Havendo recursos computacionais disponíveis a optimização ao nível da autonomia passará certamente pela diminuição de componentes de *hardware* envolvidos.

No exame ECG de repouso em que o paciente está normalmente na horizontal (figura 4.5) existem vantagens sob o ponto de vista da aquisição de sinal em relação ao exame tipo Holter em que o paciente está em movimento e normalmente na vertical. A instrumentação médica no primeiro caso é fixa e não existem problemas como autonomia das baterias uma vez que os dispositivos normalmente são alimentados directamente a partir da rede de alimentação.

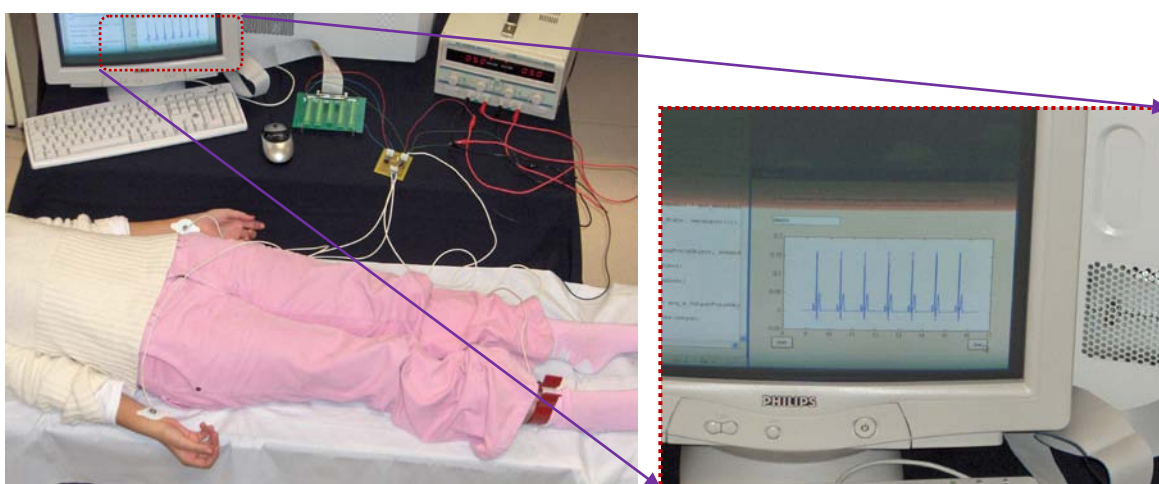


Figura 4.5 Exame ECG de repouso (aquisição de derivações clássicas do plano frontal).

O ECG de repouso é um exame de curta duração em que os eléctrodos utilizados podem ser do tipo placa ou sucção o que evita contactos instáveis entre os eléctrodos e a pele. Estes eléctrodos podem ser reutilizáveis o que em termos de preservação do ambiente e custos associados é manifestamente vantajoso. O pormenor da figura 4.5 mostra um conjunto de pulsos de ECG adquiridos com a placa base e com filtros no domínio analógico onde se observa um sinal praticamente isento de interferências. Este aspecto do sinal deve-se em grande parte ao facto do paciente estar em repouso.

As primeiras aquisições de sinal de ECG foram realizadas com o paciente em repouso. A placa de aquisição de dados da *National Instruments* NI 6014 foi usada no controlo de *hardware* para aquisição e conversão analógico/digital (A/D) nestas condições. Para o exame com o paciente em movimento utilizou-se a placa NI USB – 6210. Ambas as placas são de baixo custo, possuem características e desempenhos aproximados e podem ser usadas na aquisição do sinal ECG com o paciente em repouso ou em movimento. Por uma questão de facilidade de mobilidade optou-se pela utilização da placa NI USB – 6210 para aquisições do sinal ECG nas duas condições.

4.2 RESULTADOS DO DIAGNÓSTICO COM BASE NA MEDIÇÃO DE PARÂMETROS TEMPORAIS

O sistema de aquisição de sinal de ECG resumido na secção 4.1 e apresentado na secção 3.2 permitiu o desenvolvimento de uma ferramenta de diagnóstico preliminar baseado na medição de parâmetros temporais das gravações de ECG. A figura 4.6 apresenta a aplicação do sistema de diagnóstico em MATLAB (*Graphical User Interface* (GUI)). Para uma melhor compatibilidade entre a(s) saída(s) deste sistema e as saídas dos sistemas actualmente existentes, quer a nível de representação de dados, quer a nível de terminologia optou-se por apresentar a medição dos parâmetros de diagnóstico em língua Inglesa. O sistema apresenta com rigor os parâmetros considerados suficientes para a caracterização dos eventos (P, PR, QRS, QT e T) do sinal ECG em que é medido:

1. A altura da onda P que pode ser positiva ou negativa em que um aumento significativo do seu valor positivo pode ser um indicativo de hipertrofia ventricular direita (RVH) e quando negativa pode indicar a presença do ritmo Juncional.
2. A largura do intervalo PQ ou PR importante para a avaliação de um bloqueio aurículo-ventricular de primeiro grau (1° A – V), hiperpotassemia, hipercalcemia e do síndrome de Wolff-Parkinson-White (WPW).
3. A largura e altura do complexo QRS importante para a detecção de bloqueios do ramo direito e ramo esquerdo do feixe de His e na detecção de hipertrofia ventricular esquerda (LVH).

4. A largura do intervalo QT importante na avaliação do nível de cálcio uma vez que um alongamento excessivo deste intervalo pode ser associado a hipocalcemia enquanto um intervalo QT reduzido pode ser um indicativo de hipercalcemia.
5. A altura da onda T que pode ser positiva ou negativa em que um aumento significativo do seu valor positivo pode ser indicativo de hiperpotassemia e quando negativa pode indicar a presença de enfarte do miocárdio.

A avaliação baseada neste conjunto de parâmetros temporais dos eventos característicos do sinal ECG permite fazer um diagnóstico preliminar onde alguns factores como por exemplo a morfologia dos pulsos não estão incluídos nesta abordagem.

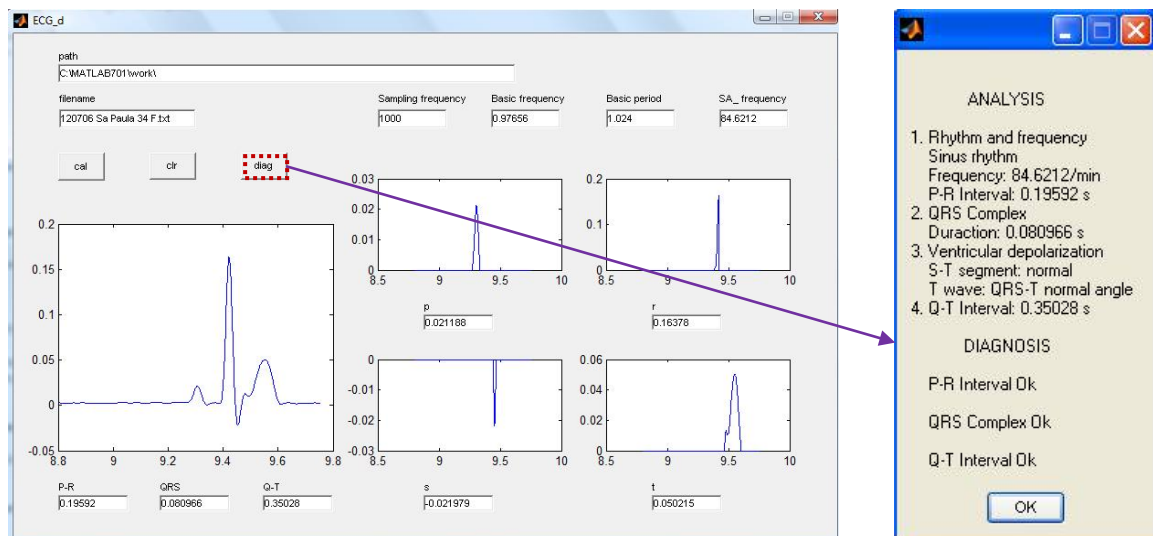


Figura 4.6 Aplicação em MATLAB do sistema de diagnóstico.

Na figura 4.6 é apresentado a título de exemplo um pulso pertencente a um paciente com ritmo normal. O *software* desenvolvido também permite a selecção de pulsos cujos parâmetros não estão contidos nos intervalos apresentados na tabela 2.3 para serem analisados posteriormente por um cardiologista ou especialista em ECG.

A aplicação de diagnóstico apresenta uma análise aos parâmetros apresentados na secção 2.1.2 considerados suficientes para um diagnóstico preliminar do sinal de ECG. Com base nessa análise o sistema pode concluir para o exemplo apresentado que o

intervalo PQ/PR, o complexo QRS e o intervalo QT estão dentro dos valores considerados normais para o sinal de ECG. Esta informação é importante para a detecção do ritmo cardíaco, aumento ou redução dos intervalos característicos de despolarização e repolarização cardíaca, detecção de amplitudes anormais nas ondas características do ECG, entre outros, não sendo contudo suficientes para um diagnóstico mais elaborado e/ou específico. No caso do estudo dos ritmos supraventriculares (secção 2.2) como o AF, o diagnóstico permite detectar que o ritmo não é normal mas não consegue inferir qual.

Embora se deva enfatizar que as medidas obtidas por este módulo são bastante aceitáveis, em parte pela relativamente pouca precisão temporal requerida, as principais limitações são:

1. A morfologia do pulso não é tida em conta.
2. O método exige a colocação de inúmeros *thresholds* nos domínios da amplitude e do tempo devido ao facto de a maioria dos eventos serem de natureza aleatória e não-estacionária.

Estas duas limitações requerem modelos estocásticos de natureza não-estacionária para a modelização do ECG. Os HMMs cumprem todos estes requisitos pelo que são adequados para a modelação do ECG.

4.3 RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DOS PULSOS COM HMMS

Como visto no final da secção anterior os modelos de Markov ocultos (HMMs) apresentam algumas vantagens relativamente à heurística oriunda dos meios médicos, nomeadamente no que à modelação estatística de natureza não-estacionária diz respeito. De facto os intervalos propostos nos manuais médicos para a variação dos diversos eventos encerram intrinsecamente modelos estatísticos que estão ocultos. Os HMMs têm possibilidade de modelar esta estatística com base em exemplos, que fazem parte do universo de treino.

Uma gravação do sinal ECG adquirido (DB) ou da (DB MIT) contém um conjunto de informação considerada redundante para a caracterização do sinal (secção 3.3). O sistema de reconhecimento de padrões com recurso aos HMMs direccionado à modelação da

morfologia ao nível do pulso pressupõe a necessidade da segmentação dos pulsos de ECG para que os HMMs possam aprender as suas diferentes morfologias. Há um modelo estatístico não-estacionário orientado ao pulso cujo objectivo é a classificação da morfologia de cada pulso com base num dicionário de modelos previamente treinado. Para atingir esse objectivo é necessário a sincronização dos pulsos. Esta sincronização pode ser obtida com base no complexo QRS por ser um complexo que existe sempre e com características muito diferentes das dos restantes eventos.

4.3.1 DETECÇÃO DO COMPLEXO QRS

O método utilizado no âmbito desta tese para a detecção do complexo QRS foi o algoritmo de Pan-Tompkins. O sinal de ECG utilizado neste estudo tem duas origens, uma da DB e outra da DB MIT (secção 1.5). Na secção 4.1 apresentaram-se os resultados da aplicação de filtros para atenuação do ruído do sinal de ECG proveniente do sistema de aquisição de dados desenvolvido. Nesta secção faz-se referência à atenuação do ruído do sinal proveniente da DB MIT com recurso a filtros no domínio das *wavelets*. A figura 4.7 apresenta um conjunto de pulsos de uma gravação da DB MIT antes da aplicação dos filtros para eliminação do ruído.

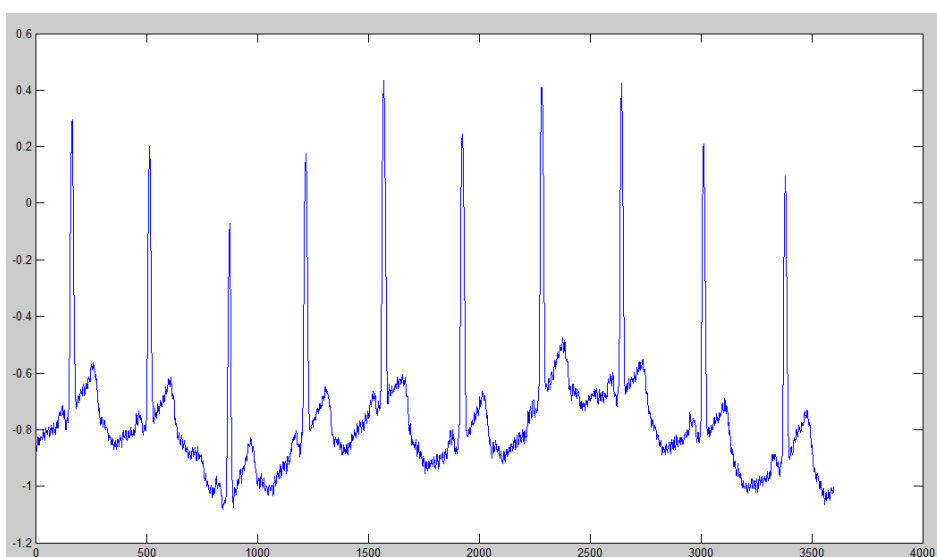


Figura 4.7 Conjunto de pulsos de ECG da DB MIT, derivação MLII.

A figura 4.8 mostra a aplicação de filtros no domínio das *wavelets* a um conjunto de pulsos de ECG obtidos a partir da derivação MLII da DB MIT onde se pode observar a atenuação do ruído de alta frequência.

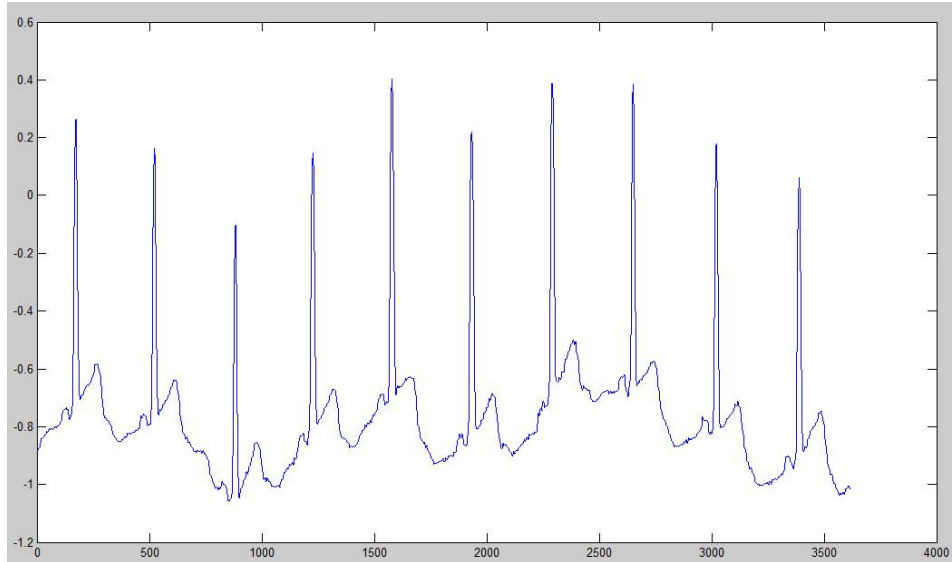


Figura 4.8 Aplicação de filtros no domínio das *wavelets* a um conjunto de pulsos de ECG, derivação MLII.

No seguimento da filtragem no domínio das *wavelets* o sinal é então submetido ao algoritmo de Pan-Tompkins (secção 3.3.1.2) para detecção do complexo QRS. A figura 4.9 mostra a detecção do complexo QRS por esse método.

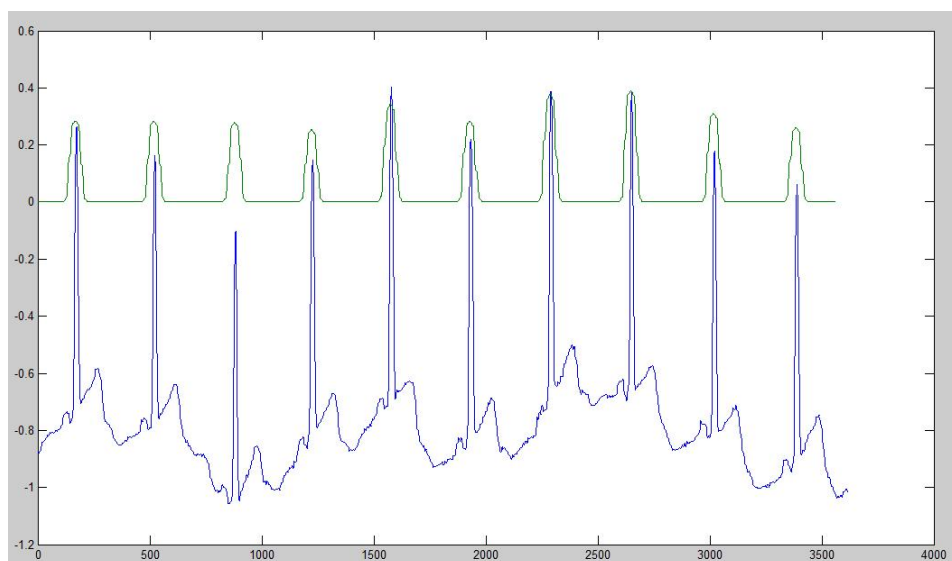


Figura 4.9 Detecção do complexo QRS pelo método de Pan-Tompkins.

Pela observação da figura 4.9 verifica-se que o algoritmo de Pan-Tompkins é eficiente na detecção do complexo QRS com ênfase no pulso 3 mesmo em condições adversas com uma grande flutuação da linha base.

4.3.2 EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

A extracção de características de um sinal é porventura um dos passos mais importantes em todo um processamento necessário à identificação de um padrão. A importância deste pré-processamento de sinal para um classificador, constitui um compromisso entre redundância e suficiência das características remanescentes do sinal após extracção, tendo por isso um elevado grau de importância no que ao desempenho do sistema de classificação diz respeito. Neste trabalho foram implementados, testados e comparados dois métodos para a extracção de características, a linearização e a transformada *wavelet* discreta (DWT).

Os resultados comparativos das técnicas de extracção de características supra referidos foram obtidos da base de dados de arritmias do MIT-BIH (DB MIT) (*MIT-BIH arrhythmia Database*) por ser uma base de dados padrão neste ramo do conhecimento. Contudo apenas os ritmos supraventriculares foram considerados no âmbito desta tese. Os ritmos supraventriculares estudados foram o ritmo normal (N), a fibrilhação auricular (AF) e o *flutter* auricular (AFL). Os pulsos seleccionados foram os pulsos normais (N) e os pulsos com contracção ventricular prematura (PVC) (V).

Uma das formas de apresentação de resultados é uma tabela onde conste em percentagem o valor da sensibilidade e o valor preditivo positivo do sistema de classificação. A sensibilidade do sistema mede a probabilidade de um determinado pulso de uma classe ser classificado nessa classe. O valor preditivo positivo é a percentagem de pulsos que estão bem classificados numa dada classe. Os parâmetros obtidos para o valor da sensibilidade e para o valor preditivo positivo (Pr+) foram cálculos pelas seguintes equações

$$\text{Sensibilidade (\%)} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (4.1)$$

$$\text{Pr+ (\%)} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (4.2)$$

em que TP representa o número de pulsos verdadeiros positivo, FP representa o número de pulsos falsos positivos e FN representa o número de pulsos falsos negativos.

O sistema de classificações de padrões referido nas secções 2.4.1 e 3.4 pressupõe um conjunto de treino e um conjunto de teste. As considerações sobre estes dois conjuntos são abordadas na secção 4.3.3. Assim, para o conjunto de treino foram seleccionadas da DB MIT as gravações 121, 122, 221 e 222 e para o conjunto de teste foram escolhidas da mesma base de dados as gravações 105, 112, 121, 122, 210, 221 e 222. Os pulsos seleccionados para o conjunto de treino foram 722 pulsos normais (N) das gravações 121 e 122 catalogadas como ritmo normal (N), 682 pulsos normais e PVC (v) da gravação 221 (ritmo AF) e 197 pulsos normais da gravação 222 (ritmo AFL). O conjunto de teste é composto por 2065 pulsos das gravações 105, 112, 121 e 122, por 1011 pulsos das gravações 210 e 221 e ainda por 246 pulsos da gravação 222, o que significa que os dados para o treino e teste foram obtidos de diferentes gravações o que é normalmente conhecido como análise independente do paciente. As tabelas 4.1 e 4.2 mostram o resultado da classificação de pulsos pelo método dos HMMs em que a extracção de características é feita pelas técnicas de linearização e DWT respectivamente.

Tabela 4.1 A matriz confusão associada à linearização

	AF N	AF v	AFL N	N N	Total	Pr+
AF N	868	0	0	335	1203	0,721
AF v	0	114	0	0	114	1
AFL N	7	0	246	13	266	0,924
N N	22	0	0	1717	1739	0,987
Total	897	114	246	2065	3322	
Sensibilidade	0,967	1	1	0,831		

As características resultantes da linearização constituem observações bidimensionais onde a derivada e o ponto médio de cada segmento de recta representam respectivamente a 1ª e a 2ª dimensão do vector observado. O ponto médio é robusto à componente DC do

ECG [74]. As características resultantes da DWT constituem observações bidimensionais obtidas a partir de dois níveis de foco ou seja com as duas primeiras escalas.

Tabela 4.2 A matriz confusão associada à DWT com 2 escalas

	AF N	AF V	AFL N	N N	Total	Pr+
AF N	864	0	0	0	864	1
AF V	0	114	0	0	114	1
AFL N	0	0	237	0	237	1
N N	33	0	9	2065	2107	0,980
Total	897	114	246	2065	3322	
Sensibilidade	0,963	1	0,963	1		

A linha com a designação de “Total” significa o número total de pulsos usados no sistema de teste para cada classe apresentada na coluna correspondente. Na extracção de características pela técnica de linearização foram testados vários parâmetros contudo os que contribuíram para um melhor desempenho do algoritmo foram para $\varepsilon = 0,01$, $\text{Max} = 1$ e $k = 2$ (secção 3.3.2.1). Com $k = 8$ verificou-se que o número de rectas era demasiadamente reduzido para conter toda a informação relevante para a modelização adequada do ECG. Diminuindo k verificou-se uma melhoria significativa no desempenho do sistema que contudo não se alterou para $k < 2$.

Pela comparação dos valores das tabelas 4.1 e 4.2 é evidente que a técnica baseada na transformada *wavelet* apresenta melhores resultados do que a técnica de linearização no que respeita à caracterização do sinal ECG com recurso ao método de classificação baseado nos HMMs [56].

4.3.3 RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO

O sistema de classificação de pulsos de ECG é constituído por um HMM e dois conjuntos de dados, o conjunto de treino e o conjunto de teste. Com base no conjunto de treino o modelo que representa cada classe aprende os padrões de referência dessa classe com base nos exemplares dessa mesma classe existentes no conjunto de treino. No conjunto de teste faz-se um reconhecimento, durante o qual um padrão de entrada desconhecido é identificado de acordo com o conjunto dos modelos dos padrões de

referência. Os dados de entrada no conjunto de treino são provenientes da DB MIT enquanto os dados para teste são provenientes da DB do sistema de aquisição desenvolvido e da DB MIT.

Após os resultados obtidos na secção 4.3.2, a técnica utilizada para a extracção de características passou a ser a WT.

4.3.3.1 EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS COM DUAS ESCALAS DA DWT

O conjunto de treino utilizou as gravações seleccionadas da DB MIT 121, 122, 221 e 222 e para o conjunto de teste foram escolhidas da mesma base de dados as gravações 105, 112, 121, 122, 210, 221 e 222 e as gravações 300 e 301 da DB criada a partir do sistema de aquisição de dados desenvolvido. Os pulsos seleccionados para o conjunto de treino foram 1445 pulsos normais (N) das gravações 121 e 122 catalogadas como ritmo Normal (N), 682 pulsos normais e PVC (v) da gravação 221 (ritmo AF) e 197 pulsos normais da gravação 222 (ritmo AFL). Os pulsos seleccionados para o conjunto de teste foram 3024 pulsos das gravações 105, 112, 121, 122, 300 e 301, 1011 pulsos das gravações 210 e 221 e 246 pulsos da gravação 222.

A tabela 4.3 mostra o resultado da classificação de pulsos das duas bases de dados DB e DB MIT pelo método dos HMMs em que a extracção de características é feita pela IWT com as duas primeiras escalas d1 e d2.

Tabela 4.3 A matriz confusão associada à DWT com as 2 primeiras escalas d1 e d2

	AF N	AF v	AFL N	N N	Total	Pr+
AF N	858	0	0	0	858	1
AF v	0	114	0	0	114	1
AFL N	0	0	234	0	234	1
N N	39	0	12	3024	3075	0,983
Total	897	114	246	3024	4281	
Sensibilidade	0,956	1	0,951	1		

Pela observação da tabela 4.3 é notório que a sensibilidade do sistema diminuiu em relação a sensibilidade do sistema apresentada na tabela 4.2. Contudo apesar do uso da mesma técnica para extracção de características os dados não são os mesmos uma vez que

na tabela 4.3 são apresentados resultados com a inclusão de duas gravações da DB criada a partir do sistema de aquisição de dados desenvolvido. Uma das conclusões que se pode depreender pode ter por base o facto de as gravações serem provenientes de duas DB em que os sistemas de aquisição de dados foram concebidos de forma diferente. Porém o valor da sensibilidade do sistema apresentado na tabela 4.3 não difere de uma forma acentuada da sensibilidade do sistema apresentada na tabela 4.2. É um facto que a linearização já foi optimizada em termos de desempenho para o número de segmentos de recta mais apropriado. Neste momento falta verificar se as duas escalas utilizadas nas DWT não eliminam mais que a informação redundante à classificação morfológica dos pulsos. A secção 4.3.3.2 tenta responder a esta secção.

4.3.3.2 EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS COM TRÊS ESCALAS DA DWT

A análise do sinal com base na DWT pode evidenciar pequenas diferenças no sinal quando este é observado nas escalas mais apropriadas. A figura 4.10 mostra o resultado da aplicação da DWT a um pulso do ritmo Normal do ECG.

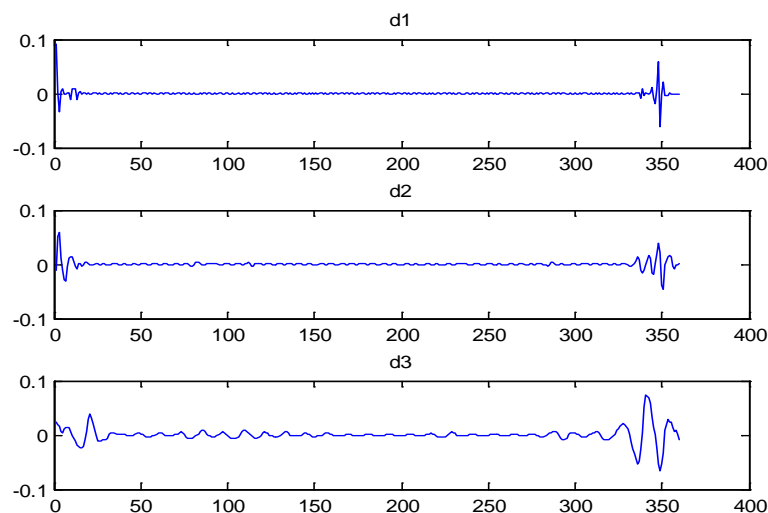


Figura 4.10 Resultado da aplicação da DWT a um pulso do ritmo Normal de ECG visto às escalas d1, d2 e d3.

Na figura 4.10 pode observar-se que o nível de foco d1 (intervalo de frequência de 90-180 Hz) enfatiza as altas frequências do complexo QRS quando comparado com a onda P e

onda T. As escalas d2 e d3 mostram claramente que outras ondas de baixa frequência que não aparecem na escala d1 aparecem nestas escalas.

As características usadas no âmbito deste trabalho são observações simultâneas das escalas d1, d2 e d3, desta forma a sequência de observações gerada depois da extracção dos parâmetros está na forma $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ onde T é o comprimento do sinal em número de amostras e cada observação \mathbf{o}_T é um vector tridimensional. Cada elemento do vector observação é obtido através da transformada *wavelet* inversa (IWT) da escala seleccionada. As combinações de três escalas d1, d2 e d4, d1, d3 e d4 e d2, d3 e d4 foram usadas para a extracção de características contudo os melhores resultados foram obtidos com as escalas d1, d2 e d3.

O conjunto de treino e o conjunto de teste utilizaram as mesmas gravações indicadas na secção 4.3.3.1.

A tabela 4.4 mostra o resultado da classificação de pulsos pelo método dos HMMs em que a extracção de características é feita pela técnica IWT com três escalas diferentes d1, d2 e d3 respectivamente.

Tabela 4.4 A matriz confusão associada à DWT com 3 escalas

	AF N	AF V	AFL N	N N	Total	Pr+
AF N	864	0	0	0	864	1
AF V	0	114	0	0	114	1
AFL N	0	0	237	0	237	1
N N	33	0	9	3024	3066	0,986
Total	897	114	246	3024	4281	
Sensibilidade	0,963	1	0,963	1		

Cada gravação tem dois traçados ou derivações modificadas de ECG nomeadamente MLII e V1 que são modeladas de forma independente. Um pulso é classificado correctamente quando os dois modelos têm o máximo na mesma classe, quando não têm o pulso é considerado não classificado. Um cardiologista ou técnico de ECG é requisitado para analisar os pulsos considerados não classificados que são separados previamente

enquanto os resultados apresentados na tabela 4.4 correspondem aos pulsos classificados correctamente.

A figura 4.11A e figura 4.11B mostram dois pulsos separados para posterior análise por um cardiologista em que para cada traçado foi atribuída uma classe diferente pelo sistema de reconhecimento. O primeiro pulso é claramente do tipo “A” (anexo B) e o segundo pulso é do tipo “j” que não pertencem às classes consideradas para o estudo de arritmias deste trabalho.

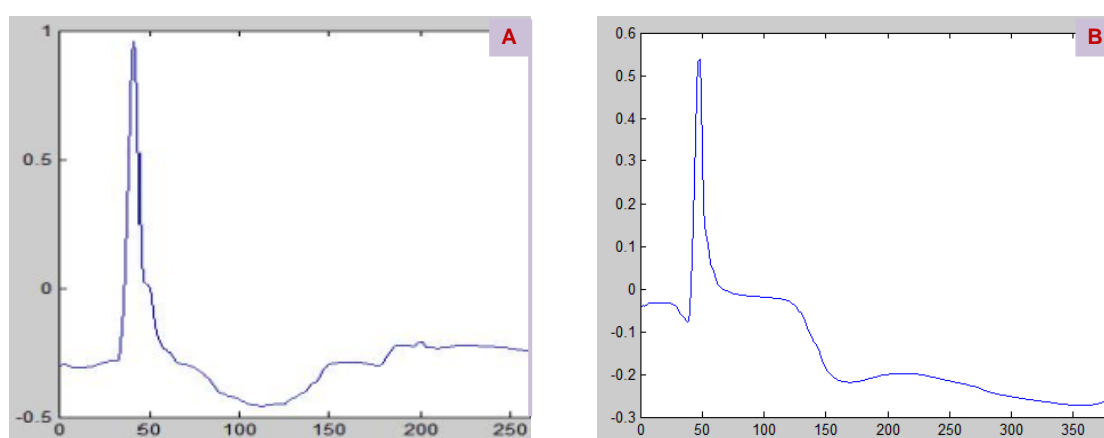


Figura 4.11 Pulso tipo “A” (A) e pulso tipo “j” (B) para uma análise posterior por um cardiologista.

4.3.3.3 COMPARAÇÃO DE RESULTADOS COM OUTROS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO

Os resultados apresentados no âmbito desta tese nas secções 4.3.3.1 e 4.3.3.2 dizem respeito aos ritmos supraventriculares normal, AF e AFL. Na literatura actual é difícil encontrar resultados de outros métodos para a classificação de pulsos de ECG nas mesmas condições de treino e de teste. Assim, existe a necessidade de treinar outras classes não pertencentes a estes ritmos com o objectivo da comparação de desempenho do classificador proposto. Para atingir esse objectivo são propostas quatro novas gravações da DB MIT; 100, 102, 106 e 118 de onde são seleccionados pulsos normais (N), pulsos com não

condução da onda P (/), pulsos com contracção ventricular prematura PVC (v) e pulsos *right bundle branch block* (RBBB).

O estudo apresentado por Engin et al. [116] denominado “*ECG beat classification using neuro-fuzzy network*” comparou com sucesso o método híbrido baseado em Fuzzy e redes neuronais (N-FN) desenvolvido no âmbito do seu trabalho com os 3 métodos; GE (*Global Expert*), LE (*Local Expert*) e ME (*Mixture of Experts*) desenvolvidos no âmbito de um outro trabalho [119]. Com base nos resultados obtidos em [116] foi apresentada como principal vantagem o valor da média da sensibilidade do método muito superior em relação ao método proposto noutra referência [119].

No sentido de se poder comparar os resultados obtidos pelo método N-FN com os resultados obtidos pelo método baseado em HMMs desenvolvido no âmbito desta tese, o conjunto de treino e teste foram seleccionados com base nos critérios propostos em [116]. Assim, para o conjunto de treino e para o conjunto de teste foram seleccionadas da DB MIT as gravações 100, 102, 106 e 118. Os pulsos seleccionados para o conjunto de treino foram 800 sendo 200 de cada gravação. Para o conjunto de teste foram seleccionados 100 pulsos de cada gravação num total de 400 pulsos. Apesar de as gravações serem as mesmas, os pulsos usados para treino são diferentes dos pulsos usados para teste.

Os resultados da classificação de pulsos de ECG pelo método N-FN são apresentados de forma diferente àquela que tem vindo a ser usada neste trabalho. Assim, é necessário introduzir mais dois conceitos; o conceito de especificidade e o conceito de percentagem de reconhecimento. A especificidade mede a percentagem de pulsos negativos bem classificados. A percentagem de reconhecimento diz respeito aos pulsos bem classificados no universo de todos os pulsos.

$$\text{Especificidade (\%)} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (4.3)$$

$$\text{Percentagem de reconhecimento (\%)} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (4.4)$$

A tabela 4.5 mostra os resultados do desempenho para as classes apresentadas dos classificadores baseados em N-NF e HMMs.

Tabela 4.5 Comparação do desempenho dos dois classificadores

Gravações	Sensibilidade (%)		Especificidade (%)		Perc. de reconhecimento (%)	
	N-FN	HMMs	N-FN	HMMs	N-FN	HMMs
102	100	100	93	99,6	93,5	99,7
106	100	100	93	98,9	93,5	99,2
118	99	98	100	100	93,4	99,4
Média	99,6	99,3	95,3	99,5	93,5	99,4

Como se verifica da tabela 4.5 o método proposto nesta tese apresenta especificidade superior ao método proposto em [116]. Relativamente à sensibilidade o método proposto nesta tese apresenta um resultado ligeiramente inferior, no entanto os pulsos aqui contabilizados como erros não o são de facto devido à incerteza no reconhecimento. O modelo mais provável para ambas as derivações não foi o mesmo e nestas situações os pulsos são isolados para posterior análise médica. Consequentemente estes não são pulsos errados pelo classificador mas aqueles onde a incerteza na sua classificação é elevada. Esta situação é naturalmente diferente de uma situação de erro, de facto, onde um pulso é mal classificado com elevada verosimilhança (certeza) no modelo que representa a classe.

4.4 CONCLUSÕES

Esta secção apresenta a conclusão dos resultados obtidos pelo sistema de reconhecimento de padrões de ECG, desenvolvido no âmbito desta tese. O principal objectivo é a detecção das arritmias cardíacas mais comuns pertencentes a ritmos supraventriculares. Este classificador de morfologia de pulsos de ECG permite fazer uma triagem inicial necessitando contudo da intervenção de um cardiologista quando a confiança no diagnóstico assim o exige. O sistema de reconhecimento de padrões trabalha simultaneamente em 2 HMMs, onde cada um modela uma das derivações (MLII e V1). Quando o resultado do reconhecimento aponta para uma classe numa derivação e para outra classe na outra derivação, o resultado do reconhecimento é ambíguo e estes pulsos são seleccionados para posterior análise por um especialista em cardiologia. O especialista

pode fazer o diagnóstico com base nos seus conhecimentos médicos e/ou recorrendo a exames complementares. Relativamente à maioria das técnicas baseadas na transformada de Fourier (FT), a WT apresenta a vantagem de assinalar as variações de frequência caracterizadas, por exemplo, por picos no domínio temporal. Por esta razão é uma técnica mais apropriada para a análise de sinais cujas características variam no tempo, os chamados sinais de natureza não-estacionária. As WT permitem observar o sinal a diferentes escalas em que cada uma enfatiza algumas características e propriedades do sinal. Um pulso de ECG é potencialmente melhor caracterizado quando se usam em simultâneo diferentes escalas isto porque são usadas mais características do sinal. De facto algumas características diferentes podem ser observadas simultaneamente como a baixa frequência da onda P e a alta frequência do complexo QRS. As técnicas, WT e HMM apresentam características que são apropriadas para a modelação de fenómenos de natureza não-estacionária como é o caso do ECG, podendo por isso complementar-se. Os resultados comparativos desta abordagem com uma das abordagens afins descritas na literatura recente, conhecida como *neuro-fuzzy network* (N-FN), mostram alguma vantagem desta abordagem e por isso alguma vantagem da ligação entre WT e HMMs.

5. Conclusões e trabalho futuro

Sumário

Neste capítulo apresentam-se as conclusões do trabalho realizado assim como algumas sugestões para trabalho futuro.

- 5.1 Introdução
- 5.2 Conclusões
- 5.3 Trabalho futuro

5.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta as conclusões do trabalho efectuado para cada um dos módulos propostos no âmbito desta tese. Assim na secção 5.2 são apresentadas as conclusões do sistema de aquisição de dados desenvolvido, do pré-processamento de sinal, da extracção de características e do classificador. Na secção 5.3 são apresentadas para os módulos desenvolvidos algumas sugestões para trabalho futuro.

5.2 CONCLUSÕES FINAIS

O sistema de aquisição de dados desenvolvido no âmbito desta tese para a aquisição e monitorização da actividade eléctrica do coração é composto por três blocos; o processamento de sinal analógico, a aquisição, monitorização e registo do sinal e o sistema de análise do sinal de ECG adquirido. A abordagem do modelo base para o processamento analógico de sinal de ECG apresenta como vantagens, a simplicidade, a funcionalidade e a adequação às derivações ou traçados de ECG a adquirir. O sistema de aquisição é flexível permitindo diferentes configurações para aquisição de traçados ou derivações de ECG, o modelo final para cada aplicação conforme os traçados ou derivações a adquirir é composto pelo conjunto de vários modelos base. O sistema de análise do sinal de ECG é baseado numa análise da amplitude e duração do sinal ECG em função de parâmetros considerados normais dos seus eventos característicos. Este sistema mede com relativa precisão a amplitude das ondas P, Q, R, S e T assim como a duração dos intervalos PQ ou PR, QT e do complexo QRS. No caso do estudo dos ritmos supraventriculares (secção 2.2) como o AF, o diagnóstico permite detectar que o ritmo não é normal mas não consegue concluir qual. A particularidade de os diferentes eventos terem características distintas, nomeadamente conteúdo espectral leva a que o sinal de ECG seja não-estacionário. Processos não-estacionários podem ser modelados de forma mais precisa usando técnicas não-lineares de processamento de sinal.

O pré-processamento de sinal é importante para um sistema de reconhecimento de padrões na medida em que a qualidade do sinal necessária para um bom desempenho do classificador é aqui controlada. Em condições normais e no caso específico do sinal ECG

este pré-processamento tem tipicamente três fases; a atenuação de ruído, a detecção do complexo QRS e a sincronização de pulsos de ECG. Todos os processos estão sujeitos ao ruído, sendo este proveniente de diversas fontes (secção 3.2.1). Os efeitos do ruído no sinal tornam imperceptíveis algumas das suas características fundamentais o que é obviamente indesejável. No entanto, em certas circunstâncias é possível atenuar significativamente o seu efeito, em especial se o espectro do sinal e do ruído não coincidirem. A filtragem LP é normalmente usada para atenuar os efeitos do ruído de alta frequência. Para a atenuação de ruído nestas condições foi usada uma técnica baseada na WT que para além de realçar as características principais do sinal pode evitar a perda de detalhes importantes do mesmo [115]. O uso de filtros digitais no domínio das *wavelets* no pré-processamento de sinal deve-se ao facto de ser uma técnica mais recente de processamento de sinal digital com vantagens sobejamente conhecidas sobre a sua parente clássica; a transformada de Fourier localizada ou a transformada de Fourier que depende do tempo (STFT). A detecção do complexo QRS não é um dos objectivos principais deste trabalho. Os resultados obtidos na detecção do complexo QRS pelo método de Pan-Tompkins são satisfatórios uma vez que, neste estudo e para as gravações utilizadas, o método detecta todos os complexos mesmo aqueles que se encontram em condições adversas com grandes flutuações da linha base. O sistema de reconhecimento de padrões com recurso aos HMMs direccionado à modelação da morfologia ao nível do pulso pressupõe a necessidade da segmentação dos pulsos de ECG para que os HMMs possam aprender a variabilidade na morfologia existente em cada tipo de arritmia. Após a detecção do complexo QRS pelo método de Pan-Tompkins desenvolveu-se um algoritmo para segmentação do sinal ECG em pulsos e em seguida procedeu-se à sincronização do pulso MLII com o pulso V1.

Neste trabalho foram implementados, testados e comparados dois métodos de extracção de características; a linearização e a transformada *wavelet* (WT). As gravações do sinal ECG e em particular os registos de longa duração (exame Holter) têm uma quantidade de dados para análise que pode ascender os 100000 pulsos. Esses sinais têm uma grande quantidade de redundância. Pela comparação dos resultados obtidos no que respeita ao reconhecimento de um padrão em pulsos de ECG com recurso ao método de classificação baseado nos HMMs é um facto que a técnica baseada na transformada *wavelet* apresenta melhores resultados do que a técnica de linearização para a extracção de características do sinal de ECG. Um sinal biomédico observado directamente contém normalmente

informação mais do que suficiente para as necessidades em termos de diagnóstico. A extracção de características é o resultado de uma unidade de processamento cujo objectivo é retirar do sinal apenas a informação necessária ao diagnóstico, ou seja é descartada a informação redundante que não contribuindo para a melhoria do diagnóstico pode ter um peso elevado no processamento do sinal. Porém, não deixa de ser evidente também que a WT usa quase a totalidade de informação de um pulso de ECG enquanto a linearização usa apenas aproximações a rectas para retirar a mesma informação. Isto é a WT pode apresentar melhores desempenhos na extracção de características para o classificador contudo necessita de muito mais processamento porque o número de segmentos de recta obtido da linearização é muito menor que o número de amostras de um pulso.

O sistema de classificação de pulsos de ECG é constituído por um HMM e dois conjuntos de dados. O primeiro é um conjunto de dados de treino onde o sistema “aprende” a estatística da variação da morfologia do pulso para cada classe. O segundo é um conjunto de teste que serve para aferir o desempenho do sistema. É importante que o conjunto de teste seja o mais independente possível do conjunto de treino o que nunca é garantido mas é aproximadamente assumido quando nenhum dos exemplares do conjunto de treino aparece no conjunto de teste. Esta abordagem foi seguida no âmbito desta tese.

O processo de reconhecimento consiste em encontrar o HMM para o qual a probabilidade de emissão da sequência observável é máxima. O HMM de cada classe é obtido por treino em exemplares dessa classe recorrendo ao critério da máxima verosimilhança. O algoritmo EM (*Expectation-Maximisation*) é uma técnica frequentemente usada no cálculo iterativo de estimativas de máxima verosimilhança em problemas com dados incompletos ou não observáveis. No caso dos HMMs a função densidade de probabilidade dos dados incompletos (observáveis) não tem solução analítica directa em termos de maximização. No entanto, fazendo uso dos dados observáveis e da função densidade de probabilidade conjunta dos dados completos (dados observáveis e os dados não observáveis) esta função pode ser maximizada, usando o algoritmo EM.

Os resultados obtidos no sistema de reconhecimento de padrões utilizando um classificador estatístico que tem por base os HMMs foram satisfatórios na medida em que para os ritmos supraventriculares estudados no âmbito desta tese o classificador teve desempenhos relativamente elevados mesmo quando comparados com sistemas

contemporâneos (tabela 4.5). Este desempenho pode ser observado na secção 4.3. Quando o resultado do reconhecimento aponta para uma classe numa derivação e para outra classe na outra derivação, o resultado do reconhecimento é ambíguo e estes pulsos são seleccionados para posterior análise por um especialista em cardiologia. Daí, dizer-se que, o sistema desenvolvido é um sistema de ajuda ao diagnóstico de ECG.

5.3 TRABALHO FUTURO

A actualização do sistema de aquisição de dados pode passar por uma implementação tipo ECG Holter com um processador de sinal digital (DSP) e com a integração de um módulo de comunicação tipo radiofrequência (RF). Contudo a aplicação ECG Holter impõe a optimização do sistema desenvolvido uma vez que tratando-se de um sistema de aquisição móvel o consumo de energia tem implicações ao nível da sua autonomia. Uma vez que os recursos computacionais disponíveis neste trabalho são considerados suficientes, a optimização ao nível da autonomia pode passar pela diminuição de componentes electrónicos envolvidos.

Na análise de literatura comparativa recente o método de Pan-Tompkins apresenta um desempenho na detecção do complexo QRS acima dos 99%. Na literatura da especialidade têm aparecido métodos alternativos baseados em abordagens que têm por base técnicas mais modernas de processamento de sinal como as *wavelets* [99], redes neuronais [106], morfologia matemática [102] e algoritmos genéticos [105]. No entanto todos estes métodos apresentam desempenhos semelhantes ao método de Pan-Tompkins mas com um muito significativo aumento de capacidade computacional [98]. Neste enquadramento não é fácil apresentar sugestões para trabalho futuro no que à detecção do complexo QRS diz respeito.

Uma das formas de melhorar o desempenho de um classificador pode passar por melhorar os métodos utilizados ou utilizar outros métodos de extracção de características. Em termos de trabalho futuro essa melhoria pode passar pelo uso de métodos que analisem a estatística do espectro em vez do próprio espectro preferencialmente numa abordagem ao segmento em vez de à amostra. Estes métodos têm vantagens na redução significativa ao nível do processamento sendo tipicamente mais robustos ao ruído, uma vez que o efeito do

ruído em cada instante de amostragem pode ser diluído por todos os pontos pertencentes a um determinado segmento.

Em termos de trabalho futuro a medição dos intervalos de tempo dos eventos, assim como a completa delineação do sinal de ECG muito importante para a prática clínica diária pode ser obtida via *backtracking* usando no algoritmo de Viterbi a estimativa da sequência de estados mais provável (verosímil).

As abordagens baseadas no treino discriminativo levam potencialmente a modelos mais ajustados ao conjunto de treino, uma vez que cada modelo é treinado com todos os dados (os dados dele próprio e também dos restantes modelos). A função densidade de probabilidade é maximizada condicionalmente aos parâmetros dos modelos das outras classes. O objectivo é maximizar as “diferenças” entre classes que é o mais importante no que à classificação diz respeito, em vez de maximizar a função densidade de probabilidade para cada classe dado as observações dessa mesma classe, como o MLE (*Maximum Likelihood Estimation*). O algoritmo MMIE (*Maximum Mutual Information Estimation*) é um dos mais comuns em treino discriminativo e é proposto como trabalho futuro para a substituição do MLE.

Em diversas situações é possível obter com o MLE uma abordagem semelhante ao MMIE com alterações na estrutura dos modelos [114]. No entanto, e dependendo das diferenças entre as várias classes esta abordagem nem sempre é possível.

Referências

- [1] Williams PL, Warwick R, (1989): *Gray's Anatomy*, 37th ed., Churchill Livingstone, 1598, Edinburgh.
- [2] Malmivuo J, Plonsey R, (1995): *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*, Oxford University Press, New York.
- [3] Arnold M Katz, (2006): *Physiology of the Heart*, 4th ed., Lippincott Williams and Wilkins Publishers.
- [4] Rhoades R, Pflanzer R, (2003): *Human Physiology*, 4th ed., Thomson Brooks/Cole Editions.
- [5] Guyton AC, Hall J, (2006): *Textbook of Medical Physiology*, 11th ed., Elsevier Saunders.
- [6] Rodrigues JC, (2009): *Electrocardiografia Clínica: Princípios Fundamentais*, Lidel.
- [7] Stein E, (2001): *Análise Rápida dos Electrocardiogramas: Um Guia de Estudos*, 3th ed., Editora Manole.
- [8] Kander ER, Schwartz JH, Jessell TM, (2000): *Principles of Neural Science*, McGraw-Hill, New York.
- [9] Waller AD, (1887): *A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart's beat*. J. Physiol, 8, 229-34. London.
- [10] Hampton JR, (2005): *The ECG Made Easy*, Churchill Livingstone.
- [11] Gussak I, Antzelevitch C, (2008): *Electrical Diseases of the Heart*, Springer Verlag, London.
- [12] Ader C, (1897): *Sur un nouvel appareil enregistreur pour cables sousmarins*, Compt. Rend. Acad. Sci., 124, 1440-2, Paris.
- [13] Einthoven W, (1901): *Un nouveau galvanometre*, Arch Neerl Sc Ex Nat, 6, 625-39.
- [14] Fishman AP, Richards DW, (1964): *Circulation of the blood: Men and Ideas*, Oxford University Press, 292, New York.

- [15] Waart A, (1957): *Het Levenswerk van Willem Einthoven*, Erven F. Bohn N. V., 1-258, Haarlem.
- [16] Maciel R, (1996): *Willem Einthoven: De um começo árduo ao Prémio Nobel*, Arq. Bras. Cardiol., 66, 4.
- [17] Einthoven W, (1903): *The galvanometric registration of the human electrocardiogram, likewise a review of the use of the capillary electrometer in physiology*. In Willius FA, Keys TE, (1941): *Cardiac Classics*, The CV Mosby Co, 722-28, St. Louis.
- [18] Einthoven W, (1908): *Weiteres über das Elektrokardiogramm*, Pflügers Arch Ges Physiol, 122, 517-84.
- [19] Einthoven W, (1906): *Le Télécardiogramme*, Arch Internat Physiol, 4, 132-64.
- [20] Einthoven W, Fahr G, Waart A, (1913): *Über die Richtung und die manifeste Grosse der Potentialschwankungen im menschlichen Herzen und über den Einfluss der Herzlage auf die Form des Elektrokardiogramms*. Arch Ges Physiol, 150, 275-315.
- [21] Clifford GD, Azuaje F, McSharry PE, (2006): *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*, Artech House, Norwood.
- [22] Einthoven W, (1912): *The different forms of the human electrocardiogram and their signification*, 1, 853-61, Lancet (Chelsea-lecture).
- [23] Fisch C, (2000): *Centennial of the string galvanometer and the electrocardiogram*, Journal of the American College of Cardiology, 36, 6, 1737-45.
- [24] Antoni H, (1996): *Comprehensive human physiology*, 2, Springer Verlag 1843-55, London.
- [25] Silbernagl S, Despopoulos A, (2009): *Color Atlas of Physiology*, 6th ed., Thieme.
- [26] Ware WA, (2007): *Overview of electrocardiography*, Cardiovascular Disease in Small Animal Medicine, Manson Publishing Ltd, 47-66, London.
- [27] Wilson FN, Macleod AG, Barker PS, (1931): *Potential variations produced by the heart beat at the apices of Einthoven's triangle*. Am. Heart J., 7, 207-11.
- [28] Wilson FN, Johnston FD, Macleod AG, Barker PS, (1934): *Electrocardiograms that represent the potential variations of a single electrode*, Am. Heart J., 9, 447-71.
- [29] Meireles VC, (2009): *Circuitos Eléctricos*, 5^a ed., Lidel.
- [30] Goldberger E, (1942): *A simple indifferent electrocardiographic electrode of zero potential and a technique of obtaining augmented, unipolar extremity leads*, Am. Heart J., 23, 483-92.

- [31] Goldberger E, (1942): *The aVL, aVR and aVF leads; A simplification of standard lead electrocardiography*. Am. Heart J., 24, 378-96.
- [32] Wilson FN, Johnston FD, Rosenbaum FF, Erlanger H, Kossmann CE, Hecht H, Cotrim N, Menezes de Oliveira R, Scarsi R, Barker PS, (1944): *The precordial electrocardiogram*. Am. Heart J., 27, 19-85.
- [33] Mason R, Likar L, (1966): *A new system of multiple leads exercise electrocardiography*, Am. Heart J., 71, 2, 196-205.
- [34] Geselowitz DB, (1964): *Dipole theory in electrocardiography*, Am. J. Cardiol., 14, 9, 301-6.
- [35] Berbari EJ, (2000): *Principles of electrocardiography; the biomedical engineering handbook*, 2nd ed., Boca Raton, CRC Press LLC.
- [36] Stein E, (2000): *Rapid Analysis of electrocardiograms*, Lippincott Williams & Williams Inc., USA.
- [37] Clark Jr. JW, (1998): *Medical instrumentation – application and design; the origin of biopotentials*, J. Wiley and Sons, 121-182, New York, USA.
- [38] Gomes PR, Soares FO, Correia JH, (2007): *ECG Self-diagnosis System at P-R interval*, proceedings of VIPIIMAGE, 287-290.
- [39] Neuman MR, (1998): *Medical Instrumentation – Biopotential Electrodes*, J. Wiley and Sons, 5, 183-232, New York, USA.
- [40] Hoffmann KP, Roman R, Poppendieck W, (2006): *Long-term characterization of electrode materials for surface electrodes in biopotential recording*, proceedings of 28th IEEE EMBS Annual International Conference, 2239-2242, New York, USA.
- [41] Gruetzmann A, Hansen S, Müller J, (2007): *Novel dry electrodes for ECG monitoring*, Physiological Measurement, 28, 1375-1390.
- [42] Oehler M, Ling V, Melhorn K, Schilling M, (2008): *A multichannel portable ECG system with capacitive sensors*, Physiological Measurement, 29, 783-793.
- [43] Kossman CE, et al, (1967): *Recommendations for standardization of leads and of specifications for instruments in electrocardiography and vectorcardiography*, Circulation, 35, 583-602, Dallas, USA.
- [44] International Electrotechnical commission, (2005): *Medical electrical equipment*, International standard IEC 606601-1, 3rd ed.

- [45] Physio-Control Inc., (2008): *Lifepak 12 Defibrillator/Monitor Series*, Operation Instructions, 3, 5-15.
- [46] Quirumed, (2010): *Catálogo de Material Médico*, Electromedicina, 207-210, España.
- [47] nm medical, (2010): *Catalogue nm diagnostic*, Accessoires ECG, 122-125, Asnières/Seine, France.
- [48] Welinder A, Sörnmo L, Field QD, Feldman CL, Pettersson J, Wagner GS, Pahlm O, (2004): *Comparison of signal quality between EASI and Mason-Likar 12-Lead electrocardiograms during physical activity*. Am. Critical Care J., May, 228-234, Columbia.
- [49] Holter NJ, (1961): *New method for heart studies*, Science, 134, 1214-1229.
- [50] Gomes PR, Soares FO, Correia JH, Lima CS, (2009): *Cardiac Arrhythmia Help – Diagnosis System Using Wavelets and Hidden Markov Models*, Proceedings of the 2nd WSEAS International Conference in Biomedical Electronics and Biomedical Informatics, 60-63, Moscow.
- [51] Higiene, Segurança, Saúde e Prevenção de Acidentes de Trabalho, (2009): *Compilação de legislação*, 35^a act., Verlag Dashöfer, 10, 3, 3, Lisboa.
- [52] Fuster V, Ryden LE, Asinger RW, et al., (2001): “*ACC/AHA/ESC guidelines for management of patients with atrial fibrillation – Executive summary*”, Circulation, 104, 2118-2050.
- [53] Plotnikov VA, Prilutskii DA, Selishchev SV, (1999): *The SCP-ECG Standard in Electrocardiographic Software Systems*, Biomedical Engineering, 33, 3, 128-135.
- [54] MIT-BIH Database Distribution, (2008): Main Page, [Online], Hyperlink <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>
- [55] Tompkins WJ, (1995): *Biomedical Digital Signal Processing*, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ.
- [56] Gomes PR, Soares FO, Correia JH, Lima CS, (2009): *Cardiac Arrhythmia Classification Using Wavelets and Hidden Markov Models – A Comparative Approach*, Proceedings of the 31st Annual International of the IEEE EMBS, 4727-30, Minneapolis, Minnesota, USA.
- [57] Polychronis E, Dilaveris MD, et al., (1998): *Simple electrocardiographic markers for prediction of paroxysmal idiopathic atrial fibrillation electrophysiology*, Am. Heart J., May, 135, 733-738.
- [58] Petrutiu S, Ng J, Nijm GM, et al., (2006): *Atrial fibrillation and waveform characterization*, IEEE EMBC Magazine, December, 24-32.

- [59] Bazett HC, (1920): *An analysis of the time relations of electrocardiograms*, Heart, 7, 353-70.
- [60] MIT-BIH Database Distribution, (2008): Main Page, [Online], Hyperlink <http://www.physionet.org/cgi-bin/ATM>
- [61] MIT-BIH Database Distribution, (2008): Main Page, [Online], Hyperlink <http://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm#symbols>
- [62] MIT-BIH Database Distribution, (2008): Main Page, [Online], Hyperlink <http://www.physionet.com>
- [63] Feinberg BN, (1986): *Applied Clinical Engineering*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [64] Clinical Guidelines by Consensus, (2006): *Recording a standard 12-lead electrocardiogram – an approved methodology*, British Cardiovascular Society.
- [65] Ai HB, et al., (1996): *Studies on the time domain and power spectrum of high frequency ECG in normal mice*, Sheng Li Xue bao, acta physiologica Sinica, October, 48, 8, 512-516.
- [66] MIT-BIH Database Distribution, (2008): Main Page, [Online], Hyperlink <http://www.physionet.org/physiotools/wag/signal-5.htm>
- [67] Rangayyan RM, (2002): *Biomedical Signal Analysis – A case-study approach*, IEEE press, John Wiley & Sons, Inc.
- [68] Balda RA, Diller G, Deardorff E, Doue J, Hsieh P, (1997): *The HP ECG analysis program*, In van Bommel JH and Willems JL, editors, 197-205, Amsterdam, The Netherlands.
- [69] Ahlstrom ML, Tompkins WJ, (1985): *Digital filters for real-time ECG signal processing using microprocessors*, IEEE transactions on biomedical engineering, 32, 708-713.
- [70] Friesen GM, Jannett TC, Jadallah MA, Yates SL, Quint SR, Nagle HT, (1990): *A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms*. IEEE transactions on biomedical engineering, 37, 85-97.
- [71] Murthy ISN, Rangaraj MR, (1979): *New concepts for PVC detection*. IEEE transactions on biomedical engineering, 26, 409-416.
- [72] Pan J, Tompkins WJ, (1985): *A real-time QRS detection algorithm*. IEEE transactions on biomedical engineering, 32, 230-236.
- [73] Koski A, Juhola M, (1996): *Segmentation of digital signals based on estimated compression ratio*, IEEE transactions on biomedical engineering, In Press
- [74] Nacken PFM, (1993): *A metric for line segments*, IEEE trans. Pat. Ana. Mac. Int., 15, 1312-1318.

- [75] Pavlidis T, Horowitz SL, (1974): *Segmentation of plane curves*, IEEE transactions computers, 23, 860-870.
- [76] Koski A, (1996): *Modeling ECG signals with hidden Markov models*. Artificial Intelligence in Medicine, 8, 453-471.
- [77] Grossmann A, Morlet J, (1984): *Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape*, Siam J, Mat. Ana., 15, 723-736.
- [78] Bentley PM, McDonnell JTE, (1994): *Wavelet transforms – an introduction*, Elec. Comm. Eng. J, 175-186
- [79] Daubechies I, (1988): *Orthonormal bases of compactly supported wavelets*, Communications on pure and applied mathematics, 41, 909-996.
- [80] Mallat S, (1989): *A theory for multiresolution signal decomposition – the wavelet representation*, IEEE trans. Pat. Ana. Mac. Int., 11, 674-693.
- [81] Mallat S, (1989): *Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models*, IEEE trans. Aco. Spe. Sign. Proc., 37, 2091-2110.
- [82] Kronland-Martinet R, Morlet J, Grossmann A, (1987): *Analysis of sound patterns through wavelet transforms*, Int. J, Pat. Rec. Art. Int., 1, 97-126.
- [83] Starck J, Murtagh F, (2002): *Astronomy image data analysis*, springer-Verlag.
- [84] Gabor D, (1946): *Theory of communications*, IEEE J., 93, 429-457.
- [85] Vetterli M, Herley C, (1992): *Wavelets and filter banks – theory and design*, IEEE trans. Sign. Proc., 40, 9, 2207-2232.
- [86] Crowe J, Gibson N, Woolfson M, Somekh M, (1992): *wavelet transform as a potential tool for ECG analysis and compression*, Bio. Eng. J, May, 14, 268-272.
- [87] Rangayyan RM, Lehner RJ, (1988): *Phonocardiogram signal processing – a review*, CRC critical reviews in biomedical engineering, 153, 211-236.
- [88] Bosh E, Hartman E, (2003): *ECG front-end design is simplified with microconverter*, Analog Dialogue, 37, 11.
- [89] Kligfield P, Gettes LS, Bailey JJ, et al., (2007): *Standardization and interpretation of the ECG – part I*, J Am. Coll. Cardio., 49, 1109-1127.
- [90] Berson AS, Pipberger HV, (1967): *Electrocardiographic distortions caused by inadequate high-frequency response of direct-writing electrocardiographs*, Am. Heart J, 74, 208-18.
- [91] Yamamoto H, Miyahara H, Domae A, (1987): *Is a higher sampling rate desirable in the computer processing of the pediatric electrocardiogram?*, J Electrocardiol, 20, 321-8.

- [92] Rijnbeek PR, Kors JA, Witsenburg M, (2001): *Minimum bandwidth requirements for recording of pediatric electrocardiograms*, Circulation, 104, 3087-90.
- [93] Analog Devices, (2005): Main Page, [Online], Hyperlink http://www.analog.com/static/importedfiles/Data_Sheets/AD620.pdf.
- [94] Combos H, Hartmann E, (2003): *ECG front-end simplified with microconverter*, Analog dialogue, 37, 11.
- [95] Rijn AC, Peper A, Grimbergen CA, (1990): *high-quality recording of bioelectric events – part 1 interference reduction-theory and practice*, Med. Biol. Eng. Comp., 28, 389-397.
- [96] ACC/AHA/ESC, (2006): *Guidelanes for the management of patients with atrial fibrillation*, Circulation, 114, 257-354.
- [97] Marques JS, (1999): *Reconhecimento de padrões – métodos estatísticos e neuronais*, IST Press.
- [98] Köhler BU, Hennig C, Orglmeister R, (2002): *The principles of software QRS detection – Reviewing and comparation algorithms for detecting this important ECG waveform*, IEEE Engineering in Medicine and Biology, 42-57.
- [99] Mallat S, Hwang WL, (1992): *Singularity detection and processing with wavelets*, IEEE trans. Inform. Theory, 38, 617-643.
- [100] Li C, Zheng C, Tai C, (1995): *Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 42, 21-28.
- [101] Afonso VX, Tompkins WJ, Nguyen TQ, Luo S, (1999): *ECG beat detection using filterbanks*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 46, 192-202.
- [102] Trahanias PE, (1993): *An approach to QRS complex detection using mathematical morphology*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 40, 2, 201-205.
- [103] Papakonstantinou G, Skordalakis E, Gritzali F, (1986): *An attribute grammar for QRS detection*, Pattern Rec., 19, 4, 297-303.
- [104] Ligtenberg A, Kunt M, (1983): *A robust-digital QRS-detection algorithm for arrhythmia monitoring*, Comput. Biomed. Res., 16, 273-286.
- [105] Poli R, Cagnoni S, Valli G, (1995): *Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 42, 1137-1141.
- [106] Xue Q, Hu YH, Tompkins WJ, (1992): *Neuronal-network-based adaptative matched filtering for QRS detection*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 39, 317-329.

- [107] Rabiner LR, (1989): *A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition*, Proc. IEEE, 77, 2, 257-286.
- [108] Baum L, (1972): *An inequality and associated maximisation technique in statistical estimation of probabilistic functions of Markov process*, Inequalities, 3, 1-8.
- [109] Levinson SE, Rabiner LR, Sondhi MM, (1983): *An introduction to the application of the theory of probabilistic function of a Markov process to automatic speech recognition*, Bell system Tech. J., 62, 4, 1035-1074.
- [110] Huang, Ariki, Jack, (1990): *Hidden Markov models for speech recognition*, Edinburgh University Press.
- [111] Dempster AP, Laird NM, Rubin DB, (1977): *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*, J. Roy. Stat. Soc., 39, 1, 1-38.
- [112] Rabiner LR, Juang BH, (1994): *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice Hall, Signal Processing Series.
- [113] Lampert TA, O'Keefe SEM, (2009): *A survey of spectrogram track detection algorithms*, Elsevier, Applied Acoustics 71, 87-100.
- [114] Lima CS, Cardoso MJ, (2007): *Cardiac Arrhythmia detection by parameters sharing and MMIE training of Hidden Markov Models*, Proceedings of the 29th Annual International of the IEEE EMBS, 4727-30, Lyon, France.
- [115] Arvind K, Brij NS, (2006): *Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising*, D. S. P., 16, 275-287.
- [116] Engin M, (2004): *ECG beat classification using neuro-fuzzy network*, Elsevier, Pat. Rec. Let., 25, 1715-1722.
- [117] Osowski S, Hoai LT, Markiewicz T, (2004): *Support vector machine based expert system for reliable heart beat recognition*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 51, 582-589.
- [118] Minami K, Nakajima H, Toyoshima T, (1999): *Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 46, 179-185.
- [119] Hu YH, Palreddy S, Tompkins WJ, (1997): *A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach*, IEEE Trans. Biomed. Eng., 44, 891-900.

Apêndices

- A** Impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com diferentes configurações, mantendo contudo, os parâmetros padrão.
 - B** Tabelas com a nomenclatura para o tipo de ritmo e tipo de pulsos utilizadas pelo MIT – BIH
-

Apêndice A

Impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com diferentes configurações, mantendo contudo, os parâmetros padrão.

Na figura A.1 apresenta-se a impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com três traçados de ECG; 1, 2 e 3.

Na figura A.2 apresenta-se a impressão, em papel, do relatório correspondente ao paciente da figura A.1.

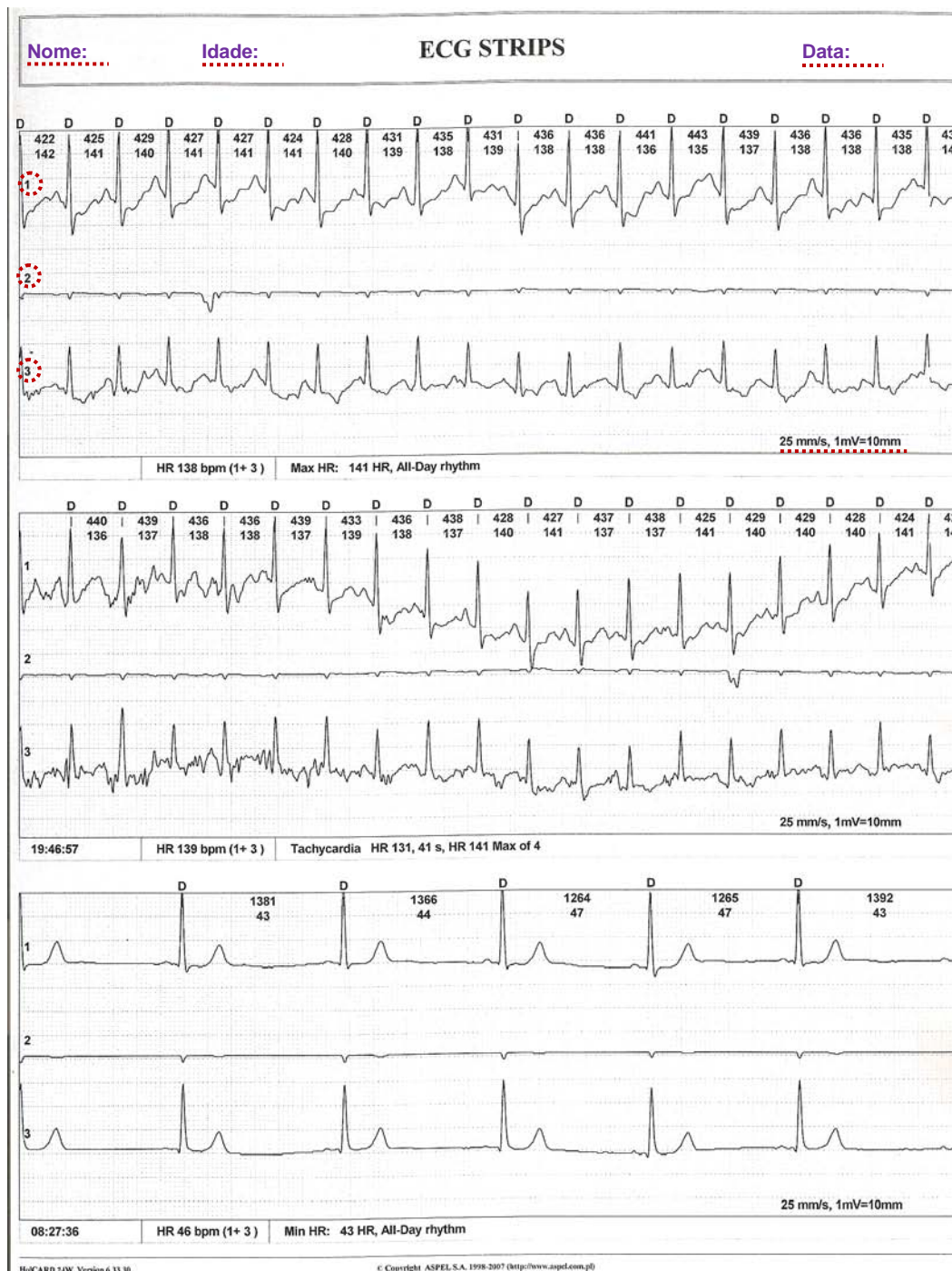


Figura A.1 Impressão, em papel, de outros formatos de um ECG com três traçados de ECG; 1, 2 e 3.

Examination Summary:

The examination lasted for 23:29:57.

Is started on

In the recorded ECG detected:

- 99479 beats
- The average Heart Rate was 73
- Maximum Heart Rate was 141
- Minimum Heart Rate was 43

Moreover SupraVentricular beats were detected:

- 32 Single Premature SupraVentricular beats,
- 6 segments of SupraVentricular tachycardia,
- 1 segments of SupraVentricular bradycardia,
- 0 Cardiopauses,
- 0 AFib.

Moreover 0 Ventricular beats were detected

- 0 Single Premature Ventricular beats,
- 0 segments of Ventricular tachycardia,
- 0 segments of bigeminy,
- 0 Ventricular couplets.

RELATÓRIO

Registo de ECG durante 23:29 minutos em ritmo sinusal.

Frequência cardíaca máxima - 141 bpm, registada às 16:02 minutos. Frequência cardíaca mínima 43 bpm, registada às 08:27 minutos.

Frequência cardíaca média - 73 bpm.

Registada actividade ectópica supra-ventricular pouco frequente - 32 complexos isolados.

Ausência de actividade ectópica ventricular.

Não se registaram alterações da condução auriculo-ventricular.

Não se registaram pausas maiores que 2,5 segundos.

Não se registaram alterações do ST-T, em relação ao padrão basal.

O desvio padrão da média do intervalo RR dos QRS normais foi de 200.

Não foram referidos sintomas na folha de diário.

CONCLUSÃO

Registo ECG de 24 horas, em ritmo sinusal.

Actividade ectópica supra-ventricular pouco frequente, exclusivamente isolada e bem tolerada.

Ausência de actividade ectópica ventricular.

(Médico Cardiologista)

Figura A.2 impressão, em papel, do relatório correspondente ao paciente da
figura A.1

Apêndice B

Tabelas com a nomenclatura para o tipo de ritmo e tipo de pulsos utilizadas pelo MIT – BIH

Na tabela B.1 apresenta-se a nomenclatura para o tipo de ritmo utilizada pelo MIT – BIH.

Na tabela B.2 apresenta-se a nomenclatura para o tipo de pulso utilizada pelo MIT – BIH.

Tabela B.1 Nomenclatura para o tipo de ritmo utilizada pelo MIT – BIH.

Rhythm annotations appear <i>below</i> the level used for beat annotations:	
(AB)	Atrial bigeminy
(AFIB)	Atrial fibrillation
(AFL)	Atrial flutter
(B)	Ventricular bigeminy
(BII)	2° heart block
(IVR)	Idioventricular rhythm
(N)	Normal sinus rhythm
(NOD)	Nodal (A-V junctional) rhythm
(P)	Paced rhythm
(PREX)	Pre-excitation (WPW)
(SBR)	Sinus bradycardia
(SVTA)	Supraventricular tachyarrhythmia
(T)	Ventricular trigeminy
(VFL)	Ventricular flutter
(VT)	Ventricular tachycardia
Signal quality and comment annotations appear <i>above</i> the level used for beat annotations:	
qq	Signal quality change: the first character ('c' or 'n') indicates the quality of the upper signal (clean or noisy), and the second character indicates the quality of the lower signal
U	Extreme noise or signal loss in both signals: ECG is unreadable
M (or MISSB)	Missed beat
P (or PSE)	Pause
T (or TS)	Tape slippage

Tabela B.2 Nomenclatura para o tipo de pulso utilizada pelo MIT – BIH.

<i>Symbol</i>	<i>Meaning</i>
· or N	Normal beat
L	Left bundle branch block beat
R	Right bundle branch block beat
A	Atrial premature beat
a	Aberrated atrial premature beat
J	Nodal (junctional) premature beat
S	Supraventricular premature beat
V	Premature ventricular contraction
F	Fusion of ventricular and normal beat
[Start of ventricular flutter/fibrillation
!	Ventricular flutter wave
]	End of ventricular flutter/fibrillation
e	Atrial escape beat
j	Nodal (junctional) escape beat
E	Ventricular escape beat
/	Paced beat
f	Fusion of paced and normal beat
x	Non-conducted P-wave (blocked APB)
Q	Unclassifiable beat
	Isolated QRS-like artifact