

RELATÓRIO DE PROJECTO

LIFE-STREAM

ANÁLISE DE ECGs E DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR



DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INFORMÁTICA
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE COIMBRA

02 DE JULHO DE 2006

DOCUMENTO ELABORADO NO ÂMBITO DA DISCIPLINA DE “PROJECTO”

LICENCIATURA EM ENGENHARIA BIOMÉDICA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INFORMÁTICA

FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE COIMBRA

ORIENTADORES:

PROF. DOUTOR PAULO DE CARVALHO

CARVALHO@DEI.UC.PT

PROF. DOUTOR JORGE HENRIQUES

JH@DEI.UC.PT

ESTAGIÁRIO:

RICARDO COUCEIRO

RCOUCER@STUDENT.DEI.UC.PT

JULHO DE 2007

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer, antes de mais aos meus coordenadores e professores, Paulo de Carvalho e Jorge Henriques, por acreditarem no meu trabalho e por todo o apoio, incentivo e segurança transmitida ao longo de todo o projecto.

... aos meus colegas de laboratório, pela ajuda prestada, quando alguma duvida surgia e principalmente pela boa disposição partilhada.

... aos meus pais por todo o carinho e suporte dados.

... aos meus amigos pelo companheirismo e preocupação.

... à Sofia, por me ter aturado...

ÍNDICE

Agradecimentos	4
Índice	6
Índice de figuras	8
Índice de tabelas.....	10
Terminologia	12
1. Introdução	13
1.1. Contextualização	13
1.1.1. LifeStream.....	13
1.2. Análise de ECG	16
1.3. Objectivos do estágio	18
1.4. Organização do Estágio	19
1.5. Contribuições principais.....	20
1.6. Estrutura do documento	21
2. Estado da arte.....	23
2.1. Introdução	23
2.2. Contexto fisiológico	23
2.2.1. Funcionamento do coração	23
2.2.2. Electrocardiograma.....	26
2.2.3. Arritmias	29
2.3. Segmentação de ECGs	33
2.4. Detecção de PVCs	36
2.5. Detecção de episódios de AF.....	39
2.5.1. Caracterização da onda P.....	40
2.5.2. Análise da variabilidade do ritmo cardíaco	43
2.5.3. Análise da actividade auricular	48
2.6. Discussão	59
2.7. Conclusão	63
3. Contribuições	65
3.1. Conceitos matemáticos	66
3.2. Segmentação de ECGs	66
3.2.1. Morfologia em multi-escala	67
3.2.2. Algoritmo implementado	70
3.3. Detecção de PVCs	83
3.3.1. Algoritmo implementado	85

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

3.4.	Detecção de episódios de AF.....	93
4.	Avaliação dos resultados.....	94
4.1.	Base de dados	94
4.1.1.	QT Database	94
4.1.2.	MIT-BIH Arrhythmia Database	95
4.1.3.	MIT-BIH Atrial Fibrillation Database	95
4.2.	Métodos de avaliação	95
4.2.1.	Métricas principais.....	95
4.2.2.	Segmentação de ECGs	96
4.2.3.	Detecção de PVCs	97
4.2.4.	Detecção de AFs	98
4.3.	Resultados	99
4.3.1.	Segmentação de ECGs	99
4.3.2.	Detecção de PVCs	100
4.3.3.	Detecção de AFs	101
4.4.	Discussão	102
4.4.1.	Segmentação de ECGs	102
4.4.2.	Detecção de PVCs	105
4.4.3.	Detecção de AFs	106
5.	Conclusões e perspectiva futura	108
6.	Bibliografia.....	111
Anexo 1	113
Anexo 2	114
Anexo 3	115
Anexo 4	118
Anexo 5	120

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Interacção entre o módulo LifeStream e o Medigraf.....	15
Figura 2 – Sub-módulos de módulo LifeStream	15
Figura 3 – Objectivos do estágio	18
Figura 4 – Tarefas realizadas	19
Figura 5 - Sistema circulatório.....	24
Figura 6 - Estrutura do coração (imagem original de [14]).....	24
Figura 7 - Sistema eléctrico do coração (imagem original de [14])	26
Figura 8 - Representação das derivações bipolares (esquerda), aumentadas (centro) e precordiais (direita) (imagem original de [15])	27
Figura 9 - Estrutura de um segmento de um ECG (imagem original de [16])	28
Figura 10 - Ondas de fibrilhação auricular apresentadas na derivada V1 (imagem original de [20])	31
Figura 11 – Método apresentado por Pan & Tompkins.....	33
Figura 12 – Método apresentado por Yan Sun [5]	34
Figura 13 – Espectros de frequências de um complexo QRS normal (esquerda) e de um PVC (direita).	37
Figura 14 – Informação característica extraída a partir do complexo QRS.....	38
Figura 15 – Esquema representativo do intervalo isoeléctrico	40
Figura 16 – Estados do modelo de <i>Hidden Markov</i>	41
Figura 17 – Possíveis transições entre estados do modelo de <i>Hidden Markov</i>	41
Figura 18 – Esquema do método proposto por F. Censi [9].....	42
Figura 19 – Transições de estado do modelo de <i>Hidden Markov</i>	44
Figura 20 – Estrutura do algoritmo apresentado por S. Cerutti [11].....	45
Figura 21 – Esquema do método proposto por K. Tateno [12].....	46
Figura 22 – Esquema do método proposto por Tran Thong [13].....	47
Figura 23 – Esquema da 1ª abordagem ao método proposto por L. Senhadj [22]	49
Figura 24 – Esquema da 2ª abordagem ao método proposto por L. Senhadj [22]	49
Figura 25 – Esquema do método proposto por C. Vasquez [24]	50
Figura 26 – Esquema do método ABS ₃	52
Figura 28– Esquema do método <i>Spatiotemporal QRS Cancellation (STC)</i>	54
Figura 29 – Esquema do método <i>Blind Source Separation (BSS)</i>	55
Figura 30 – Esquema do método <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	56
Figura 31 – Estrutura do algoritmo WBS	57

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Figura 32 – Estrutura do algoritmo <i>Spatiotemporal Source Separation</i>	58
Figura 33 – Derivada morfológica em diferentes escalas s de um sinal simulado (figura original de [33]). Em cima, os quatro gráficos correspondem ao sinal simulado, e às suas derivadas morfológicas nas escalas $s=1$, $s=3$, $s=5$	69
Figura 34 – Algoritmo proposto por Yan Sun [5]	70
Figura 35 – Correspondência entre os pontos característicos da derivada morfológica e do sinal f_0 . À esquerda encontra-se um batimento normal. À direita encontra-se um PVC. (Imagem original de [33])	73
Figura 36 – À esquerda, encontram-se, a azul, dois picos R positivos, e a sua derivada morfológica, a preto. À direita, encontram-se, a azul, três picos R invertidos e a sua derivada morfológica a preto	75
Figura 37 – Exemplos de ondas R negativas e positivas.	76
Figura 38 – Exemplos de conjuntos característicos. A azul estão representados os conjuntos O_p e a verde os conjuntos O_n	79
Figura 39 – Processo de obtenção do índice D	80
Figura 40 – Fluxograma do módulo final de selecção de conjuntos característicos	81
Figura 41 – Intervalo PQ e QT.	82
Figura 42 – Modelos ideais das ondas características	83
Figura 43 – Comparação da morfologia entre PVCs (assinalados com um círculo vermelho) e batimentos normais. A vermelho estão assinaladas as ondas P, e preto, as ondas R, e a verde as ondas T.....	84
Figura 44 – Relação entre um índice absoluto (Ordenada do centro de massa) e os batimentos de vários ECGs.....	84
Figura 45 – Comparação da derivada morfológica entre batimentos normais e PVCs (assinalados com um círculo vermelho). A azul encontra-se o sinal ECG e a preto, a derivada morfológica correspondente. A faixa vermelha corresponde à diferença de amplitude, na derivada morfológica, entre um batimentos normais e PVCs.....	86
Figura 46 – Intervalos antes e depois de um PVC	89
Figura 47 – Anotações de dos sinais sel121 e sel14046	103
Figura 48 – Sinal 217 da base de dados <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i> e respectiva anotações.....	106

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 – Lista de acrónimos	12
Tabela 2 – Resultados dos métodos apresentados por Yan Sun, J. G. Kemmelings e I. K. Daskalov, repostados em [5].....	35
Tabela 3 – Correlação espectral, correlação temporal, pico principal e proporção PPBP do sinal cancelado, utilizando o segundo método baseado em <i>wavelets</i> – resultados reportados em [23].....	50
Tabela 4 – MSE dos complexos QRS e da onda T, e percentagem de resíduos significativos do sinal cancelado, utilizando o método ABS ₃ e SB.	53
Tabela 5 - Correlação espectral, correlação temporal, pico principal e proporção concentração espectral do sinal extraído, utilizando o método WBS	57
Tabela 6 - Correlação espectral e SIR do sinal extraído, utilizando o método SSS	58
Tabela 7 – Parâmetros de avaliação de eficácia e métodos estudados.....	61
Tabela 8 – Vantagens e desvantagens dos métodos passíveis de serem aplicados	63
Tabela 9 – Coeficientes de correlação	91
Tabela 10 – Resultados do algoritmo de segmentação. De M1 até M6, apresentam-se os resultados relativos a cada grupo da base de dados <i>QT Database</i>	99
Tabela 11 – Resultados reportados por Yan Sun [5]	100
Tabela 12 – Resultados comparativos entre o algoritmo proposto e os algoritmos apresentados por A. Marques [7] e por M. Chikh [6]	100
Tabela 13 – Resultados obtidos pelo algoritmo de detecção de episódios de AF proposto	101
Tabela 14 – Resultados de algoritmos de detecção de episódios AF reportados na literatura.....	101
Tabela 15 – Resultados do algoritmo de segmentação proposto.....	103
Tabela 16 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i>	115
Tabela 17 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados <i>MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database</i>	115
Tabela 18 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados <i>MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database</i>	116
Tabela 19 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados <i>European ST-T Database</i>	117

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Tabela 20 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados <i>MIT-BIH Long-Term ECG Database</i>	117
Tabela 21 – Resultados do algoritmo de detecção de PVCs relativos aos sinais da base de dados <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i>	118
Tabela 22 – Resultados da detecção dos picos R relativos aos sinais da base de dados <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i>	119
Tabela 23 – Resultados do algoritmo de detecção de episódios de AF, relativos aos sinais da base de dados <i>MIT-BIH Atrial Fibrillation Database</i>	120

TERMINOLOGIA

Acrónimos	Descrição
ECG	Electrocardiograma
AF	Fibrilhação Auricular
PVC	Complexo Auricular Prematuro

Tabela 1 – Lista de acrónimos

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

1.1.1. LIFESTREAM

As tecnologias de informação têm revolucionado a prática clínica nas últimas décadas. Desta actividade têm surgido novas soluções e novos conceitos, de que são exemplos os sistemas de apoio à decisão clínica, os sistemas de diagnóstico automático, os sistemas de informação hospitalar integrados e os sistemas de telemedicina. Em particular, a telemedicina caracteriza-se pela utilização das tecnologias de comunicação de forma a proporcionar e suportar cuidados de saúde quando os intervenientes se encontram em locais remotos. Dadas as vantagens que apresenta, tem sido reconhecida na telemedicina um potencial enorme de aplicação na prática clínica.

No contexto nacional, a Portugal Telecom Inovação (PTInov) tem vindo a desenvolver a aplicação Medigraf, uma solução telemática de suporte a serviços de telemedicina, onde o trabalho cooperativo se conjuga com a videoconferência e com a partilha de informação clínica. Mais vocacionada para a imagem clínica e para o apoio de unidades de saúde fixas, a plataforma Medigraf carece de duas características fundamentais: (i) a capacidade de adquirir, transmitir e analisar de uma forma automática biosinais, tais como o electrocardiograma (ECG), saturação de oxigénio (SP02), etc. e (ii) a capacidade de poder operar em ambientes móveis.

A integração na plataforma de protocolos e mecanismos específicos para a aquisição/interface com monitores de sinais vitais e a sua codificação, transmissão e análise automática afigura-se imperativa, em particular para permitir dar resposta efectiva a necessidades actuais de serviços de unidades de cuidados intensivos assim como necessidades de monitorização de doentes durante o seu transporte entre unidades de saúde. A incorporação destas características abrirá novas aplicações de larga escala da plataforma, como a já referida aplicação à monitorização do transporte de doentes, mas também

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

em contextos de saúde preventiva e apoio domiciliário de equipas clínicas geriátricas ou outras.

O projecto LifeStream, do ponto de vista tecnológico, tem por objectivo desenvolver uma solução capaz de debelar as carências fundamentais apresentadas pela plataforma Medigraf, fundamentalmente ao nível da aquisição, transmissão remota, análise e diagnóstico automático de sinais vitais tanto em ambientes fixos como móveis. Ao nível clínico, o projecto LifeStream surge da necessidade em responder a necessidades reais ao nível da transferência de doentes em estado crítico, nomeadamente recém-nascidos de alto risco e crianças criticamente doentes, entre hospitais distritais (em particular o Hospital de Santo André, Leiria) e o Hospital Pediátrico de Coimbra (hospital Central). Neste âmbito, o projecto LifeStream tem fundamentalmente dois grandes objectivos:

- Apoiar os clínicos no processo de decisão de transferência com base em serviços de telemedicina. Idealmente, a tomada de decisão deveria ser baseada numa análise objectiva do estado do doente, o que, para além da observação dos exames imagiológicos e de outros dados clínicos recolhidos (análises, antecedentes clínicos, etc.), requer a monitorização e avaliação dos sinais vitais do paciente no momento da tomada de decisão. Para o efeito espera-se desenvolver trabalhos conducentes a adaptar a aplicação Medigraf ao fim específico, nomeadamente através da incorporação da capacidade de monitorização, transmissão de sinais vitais em tempo real e a sua análise automática.
- Permitir a monitorização remota de doentes durante a sua transferência entre hospitais. Para o efeito deverá ser possível a aquisição, transmissão, visualização e análise automática de sinais vitais a partir de ambientes móveis, em concreto de ambulâncias do INEM. Com esse objectivo serão desenvolvidos e incorporados módulos que facultem a comunicação sem fios em canais GPRS ou UMTS e incorporadas capacidades de análise automática, em particular para sinais ECG.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

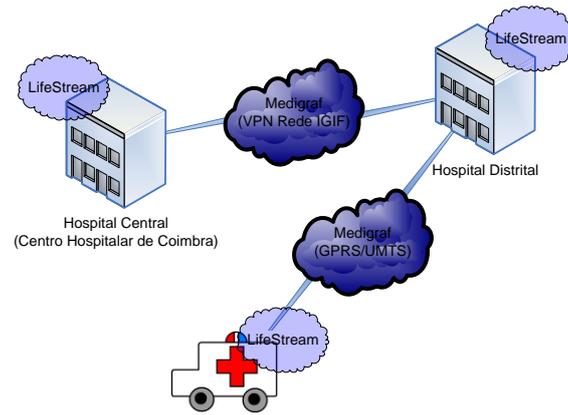


Figura 1 – Interação entre o módulo LifeStream e o Medigraf

Dadas a dimensão e complexidade envolvidas, foram considerados vários sub-módulos no desenvolvimento do projecto LifeStream: i) aquisição, ii) compressão e descompressão, iii) transmissão, iv) visualização e v) processamento e análise automática de sinais vitais, tal como se mostra na figura seguinte.

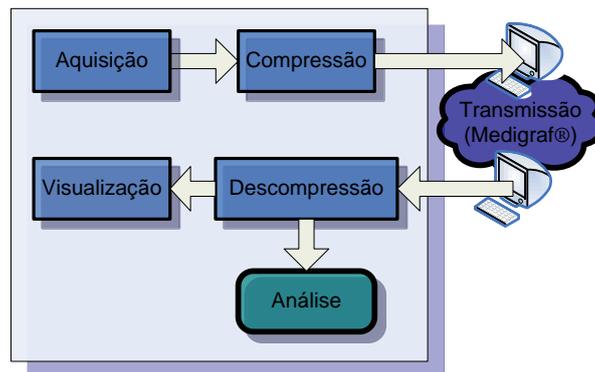


Figura 2 – Sub-módulos de módulo LifeStream

O trabalho a desenvolver neste estágio insere-se neste último módulo e tem por objectivo contribuir para o desenvolvimento de uma plataforma integrada de processamento e análise automática de sinais vitais. Dada a relevância clínica da actividade eléctrica como meio de diagnóstico, pretendem-se desenvolver ferramentas de detecção e classificação automáticas do ECG e em particular dos eventos arrítmicos mais significantes do ponto de vista clínico.

1.2. ANÁLISE DE ECG

O estágio a realizar, como parte integrante do LifeStream, insere-se na área das doenças cardiovasculares. Os principais objectivos científicos consistem na investigação, desenvolvimento e avaliação clínica de algoritmos de análise de biosinais para a detecção de alguns tipos pertinentes de arritmias, nomeadamente a detecção de extra-sístoles (*PVC-Premature Ventricular Contractions*) e de fibrilhações auriculares (*AF-Atrial Fibrillation*).

É de salientar que o desenvolvimento destas ferramentas não se esgota de forma alguma no projecto LifeStream. De facto, a sua aplicação noutros contextos (por exemplo de saúde preventiva ou em soluções de telemonitorização) mostra-se de extrema importância e de grande potencial de aplicabilidade prática. A área proposta é actualmente um domínio estratégico, não só pelos campos de aplicação e de um mercado que, embora ainda se encontre em estado embrionário, se afigura com elevado impacto socio-económico a médio prazo, mas também no que diz respeito à pertinência e interdisciplinaridade das actividades de investigação envolvidas.

Refira-se que as doenças cardiovasculares são a principal causa de morte no mundo industrializado. Na União Europeia este género de patologia é responsável por 45% das mortes, suplantando largamente o número de vítimas causadas pelo cancro. De acordo com as estatísticas oficiais da União Europeia, 1 em cada 5 cidadãos sofre de uma doença crónica do foro cardiovascular o que, para além da dimensão humana e social, acarreta anualmente centenas de biliões de euros em custos directos ao erário público (só nos EUA verificou-se um aumento de 13.3% do PIB em 2000 para 14.1% do PIB em 2001 em gastos de saúde). Estes custos contabilizam somente uma pequena fracção do custo real. O principal impacte económico reflecte-se na perda de mão-de-obra qualificada e as inevitáveis quebras de produtividade.

No contexto das doenças cardio-vasculares, as arritmias auriculares assumem uma incidência na população que pode levar a situações de grande complexidade e risco. Em particular a fibrilhação auricular é a arritmia mais comum com uma incidência de cerca de 0.4-1.0% na população. Além disso a incidência aumenta com a idade e estima-se que esteja presente em 5% das pessoas com mais de 65 anos e em 10% das pessoas com mais de 70 anos. É dos factores apontados com maior influência na ocorrência de insuficiência cardíaca, responsável pela maioria de internamentos de pacientes devido a

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

arritmias. Estas razões justificam portanto a pertinência pelo seu estudo neste estágio.

Várias abordagens tem sido seguidas de forma a permitir a detecção deste tipo de patologia. Entre elas destacam-se aquelas baseadas na variabilidade do ritmo cardíaco, na caracterização das ondas P e na análise do sinal após o cancelamento do segmento QT. Apesar dos avanços já realizados, não têm sido no entanto alcançados resultados com elevados valores de sensibilidade e especificidade. Assim o trabalho a desenvolver neste estágio visa aprofundar os diversos aspectos da aplicação de técnicas de processamento e análise de sinal assim como de metodologias de computação adaptativa de forma a desenvolver ferramentas de apoio à detecção e caracterização de arritmias auriculares.

1.3. OBJECTIVOS DO ESTÁGIO

Do exposto, neste estágio estabelece-se como principal objectivo a investigação, desenvolvimento e avaliação clínica de algoritmos de análise de ECG para a detecção de determinados tipos de arritmias. Foca principalmente a identificação e a caracterização de arritmias ventriculares, nomeadamente a detecção de extra-sístoles, e de arritmias auriculares, em particular a fibrilhação auricular.

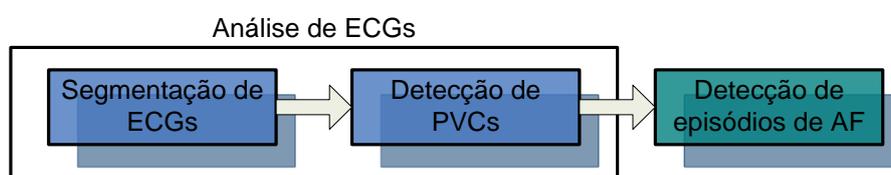


Figura 3 – Objectivos do estágio

Do ponto de vista prático a integração dos resultados obtidos no sub-módulo de análise de sinais do LifeStream é, sem duvida, outro dos objectivos fundamentais do projecto.

De forma a alcançar os objectivos, o trabalho a desenvolver considerou-se dividido em duas fases distintas, cada uma delas com objectivos específicos.

Assim, numa primeira fase, essencialmente de cariz mais teórico, é feita uma abordagem ao problema do ponto de vista fisiológico. O objectivo é estudar o problema ao nível do funcionamento do sistema circulatório, da caracterização do ECG com especial interesse pelas arritmias auriculares e ventriculares, mais especificamente extra-sístoles e fibrilhação auricular.

Numa segunda fase, o projecto será direccionado para o estudo de técnicas de análise e processamento de sinal, com o objectivo de proceder à identificação e caracterização automática do ECG, tal como a sua segmentação, ou seja identificação e delineação das principais ondas e intervalos que constituem o ECG e a detecção de extra-sístoles (PVCs), essencial para a análise adequada da variabilidade do ritmo cardíaco. Desta análise serão extraídos um conjunto de parâmetros, que possibilitem a detecção de episódios de AF. Neste contexto, outro dos objectivos nesta fase é aplicação de metodologias de computação adaptativa (redes neuronais, por exemplo) em tarefas de classificação, com base nas características extraídas do ECG.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Concluídas estas duas fases, os algoritmos desenvolvidos deverão ser integrados no sub-módulo de análise de sinais vitais e conseqüentemente no módulo LifeStream, que será por sua vez integrado na plataforma Medigraf.

1.4. ORGANIZAÇÃO DO ESTÁGIO

O estágio foi dividido em duas fase. A primeira fase prendeu-se com uma investigação mais teórica, enquanto que na segunda fase, foram implementados três algoritmos de análise de ECGs, com base nos conhecimentos adquiridos. Estas fases podem ser observadas com maior pormenor no diagrama de *Gantt* a seguir apresentado.

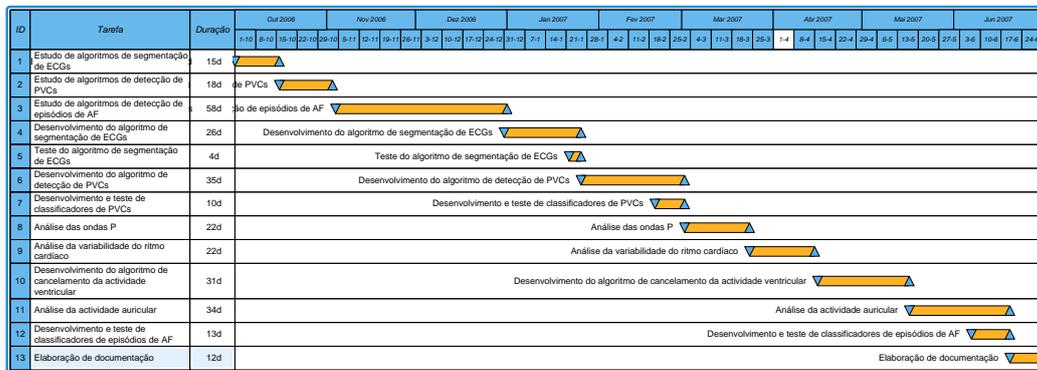


Figura 4 – Tarefas realizadas

1.5. CONTRIBUIÇÕES PRINCIPAIS

No presente trabalho foram abordadas três áreas relativas à análise de ECGs, que são: segmentação de ECGs, detecção de PVCs e detecção de episódios de AF. Em cada uma das áreas, foram possível prestar uma contribuição para o melhoramento das técnicas existentes.

Na área de segmentação de ECGs, foi implementado um algoritmo que se baseia operadores de morfologia, e na derivada morfológica. A este algoritmo, foram acrescentadas outras técnicas, a partir das quais foi possível realizar uma selecção mais eficaz das ondas características, principalmente dos complexos QRS.

Na área de detecção de PVCs, foram abordados métodos que se baseiam em Heurísticas e em informação relativa às frequências características do sinal. A partir métodos, foi possível encontrar novos índices de informação característica. Estes baseiam-se principalmente em relações entre índices que caracterizam os PVCs, e em índices provenientes da teoria da informação, aplicados às frequências características do sinal.

Na área de detecção de episódios de AF, foram abordados métodos em que recorrem à análise e detecção das ondas P, à análise da variabilidade do ritmo cardíaco e à análise da actividade auricular. Na análise e detecção das ondas P, foi extraído um índice que mede o numero de ondas P no sinal. Na análise da variabilidade do ritmo cardíaco, recorrendo a um método que se baseia no modelo de *Hidden Markov*, foi possível extrair dois índices novos, de discriminação de episódios de AF, através de conceitos da teoria da informação. Para a análise da actividade auricular, foi necessário primeiramente, implementar um algoritmo de cancelamento da actividade auricular. Este algoritmo, surge fundamentalmente da fusão de duas técnicas que se baseiam numa análise recorrendo a onduletas (*wavelets*). Extraída a actividade auricular, foi possível encontrar dos novos índices que se baseiam em conceitos da teoria da informação, aplicados ao espectro de frequências do sinal relativo à actividade auricular.

1.6. ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O objectivo do presente documento é reportar o trabalho realizado no âmbito do estágio de final de curso do autor no contexto do projecto LifeStream. Para o efeito, elaborou-se o presente documento que é composto pelos seguintes capítulos:

- Capítulo 1: Introdução
- Capítulo 2: Estado da arte
- Capítulo 3: Contribuições
- Capítulo 4: Avaliação de resultados
- Capítulo 5: Conclusões e perspectiva futura

Assim, no capítulo “2. Estado da arte” é feita uma abordagem do ponto de vista fisiológico ao problema em questão, assim como aos métodos estudados usados na detecção automática de eventos cardíacos.. Durante a abordagem do ponto de vista fisiológico, é feita uma breve descrição do funcionamento do sistema circulatório e do coração, das principais características de um ECG e das principais características das arritmias, mais especificamente da fibrilhação auricular. Em relação aos métodos estudados abordam-se três grandes áreas: a segmentação de ECGs, a detecção de PVCs e a detecção de episódios de AF.

- Na secção de segmentação de ECGs são abordados os métodos apresentados por *Pan & Tompkins [4]* e por *Yan Sun[5]*;
- Na secção de detecção de PVCs são abordados os métodos apresentados por *M. A. Chikh [6]* e por *A. Marques [7]*;
- Por sua vez os métodos de detecção de episódios de AF, subdividem-se em três grandes grupos: a caracterização das ondas P, a análise da variabilidade do ritmo cardíaco e a análise da actividade auricular. Na secção correspondente à caracterização das ondas P, são abordados os métodos apresentados por *Ronan Lepage [8]* e por *F. Censi [9]* e na secção correspondente à análise da variabilidade do ritmo cardíaco, são abordados os métodos apresentados por *G. Moody [10]*, *S. Cerutti [11]*, *K. Tateno [12]* e por *Tran Thong [13]*.. Na secção correspondente à análise da actividade auricular, são apresentados

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

métodos que têm por objectivo a extracção da actividade auricular de um ECG. Nesta secção estão métodos que se baseiam em *wavelets*, em redes neuronais, no método *Average Beat Subtraction* e na teoria de separação de fontes.

No capítulo 3. Contribuições são apresentados os algoritmos específicos desenvolvidos no âmbito do estágio. São abordados os métodos em que se basearam os algoritmos desenvolvidos, e os aspectos inovadores introduzidos em cada um deles.

No capítulo 4. Avaliação de resultados, é avaliada a eficácia dos algoritmos desenvolvidos, recorrendo a comparações com os métodos apresentados por outros autores, a partir de bases de dados públicas e privadas.

No capítulo 5. Conclusão e perspectivas futuras é feita um breve resumo sobre o trabalho realizado, sobre os resultados obtidos em cada uma das áreas investigadas. É ainda feita uma breve caracterização dos problemas encontrados no decorrer do projecto e possíveis melhoramentos dos algoritmos desenvolvidos.

2. ESTADO DA ARTE

2.1. INTRODUÇÃO

Com base estudo teórico realizado, é agora possível reportar os aspectos fisiológicos estudados, fornecendo assim um contexto, indispensável aos conceitos que serão introduzidos posteriormente. Para além destes aspectos, serão apresentados os métodos estudados nas três áreas já referidas: segmentação de ECG detecção de PVCs e detecção de AFs.

2.2. CONTEXTO FISIOLÓGICO

2.2.1. FUNCIONAMENTO DO CORAÇÃO

O coração é um musculo forte, maior que um punho, capaz de bombear sangue para todo o corpo. Por dia, contrai e expande – batimento cardíaco – aproximadamente 100000 mil vezes, bombeando cerca de 6000 litros para todo o corpo [14].

2.2.1.1. SISTEMA CIRCULATORIO

O sistema circulatório é constituído pelo coração, pelo sistema vascular e pelo sangue, e pode ser dividido em circulação pulmonar e circulação sistémica. A circulação pulmonar ou pequena circulação tem como principal objectivo enriquecer o sangue com oxigénio, enquanto que a circulação sistémica ou grande circulação tem como objectivo principal fornecer oxigénio e nutrientes aos tecidos e órgãos do corpo.

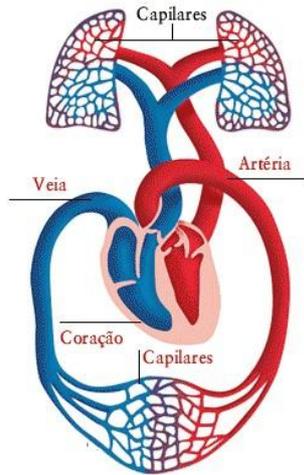


Figura 5 - Sistema circulatório

2.2.1.2. ESTRUTURA DO CORAÇÃO

O coração pode ser dividido em quatro câmaras, através das quais o sangue é bombeado para o seu exterior. As duas câmaras superiores são as aurículas direita e esquerda, enquanto que as inferiores são os ventrículos direito e esquerdo. Para além das aurículas e ventrículos, o coração também têm válvulas que abrem e fecham, deixando passar o sangue numa única direcção – das aurículas para os ventrículos e dos ventrículos para o exterior do coração [14].

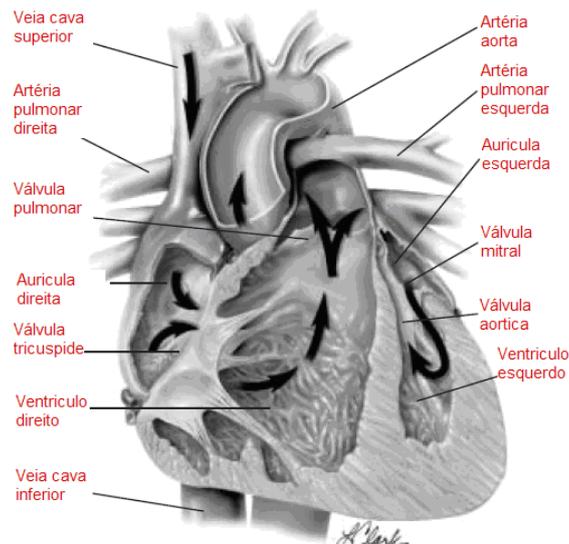


Figura 6 - Estrutura do coração (imagem original de [14])

2.2.1.3. BOMBEAMENTO DE SANGUE

O coração bombeia sangue através da contracção sincronizada das suas quatro câmaras, podendo ser descrita pelos seguintes passos:

- A aurícula direita recebe sangue venoso, rico em dióxido de carbono e pobre em oxigénio. O sangue passa da aurícula direita para o ventrículo direito, provocado pela contracção da aurícula direita. Esta contracção é proporcionada pela passagem de um sinal eléctrico através da aurícula.
- Contracção do ventrículo direito, expelindo o sangue venoso para o exterior do coração (artéria pulmonar). Consequentemente o sangue passa pelos pulmões, recebe oxigénio e volta à aurícula esquerda como sangue arterial.
- O sangue arterial chega à aurícula esquerda e dá-se a contracção desta aurícula – ao mesmo tempo que a contracção da aurícula direita -, fazendo com que o sangue passe para o ventrículo esquerdo.
- Logo a seguir, dá-se a contracção do ventrículo direito, bombeando o sangue para a artéria aorta. O sangue arterial é levado para as células de todo o corpo, fornecendo-lhes o oxigénio necessário ao seu funcionamento.

O batimento cardíaco, constituído pela contracção das aurículas e ventrículos, como foi descrito anteriormente requer grande sincronização. Esta sincronização é assegurada por impulsos eléctricos que ao atravessarem as câmaras provocam a contracção destas. Estes impulsos são originados num conjunto de células situadas na aurícula esquerda, chamadas de nódulo sinoatrial ou nódulo sinusal (nódulo SA). Este nódulo funciona como um *pacemaker* natural do coração, estabelecendo o ritmo cardíaco.

Os impulsos cardíacos gerados pelo nódulo sinoatrial, movem-se através da aurícula direita e esquerda, fazendo com que os músculos se contraíam. Pouco depois da contracção destes músculos, os impulsos viajam para os ventrículos esquerdo e direito, através de fibras especializadas, fazendo que estes se contraíam e bombeiem o sangue para o exterior do coração. Assim, é possível dizer que os impulsos eléctricos seguem caminhos específicos e determinados, provocando a contracção sequencial das aurículas e dos ventrículos necessária para o normal funcionamento do coração [14].

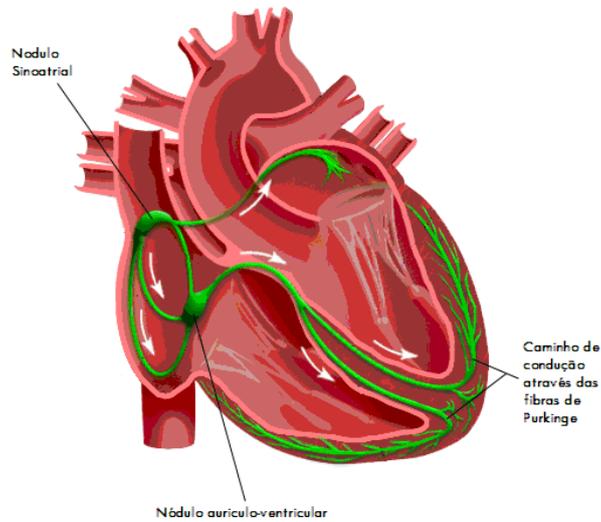


Figura 7 - Sistema eléctrico do coração (imagem original de [14])

2.2.2. ELECTROCARDIOGRAMA

Um electrocardiograma (ECG) é um exame médico onde é feito o registo da variação dos potenciais eléctricos gerados pela actividade eléctrica do coração. Estas variações são registadas usando eléctrodos de registo, colocados em pontos específicos do corpo, que posteriormente originam vários tipos de derivações – diferenças de potencial entre dois pontos.

O ECG mais complexo é constituído por 12 derivações, sendo estas designados por derivações bipolares - I, II e III -, derivações aumentadas - AVR, AVL e AVF – e derivações precordiais - V1, V2, V3, V4, V5 e V6. As derivações bipolares são extraídos através da diferença de potencial medida nos eléctrodos de registo colocados nos membros - braço direito/braço esquerdo, braço direito/perna esquerda e perna esquerda/braço esquerdo. As derivações aumentadas são gerados utilizando os mesmos eléctrodos de registo utilizados na extracção das derivações bipolares, e mais um eléctrodo central que é colocado no ponto V - centrado em relação aos eléctrodos dos membros, localizado no peito. Assim, as derivações aumentadas obtêm-se medindo a diferencia de potencial entre o eléctrodo central e cada um dos eléctrodos colocados nos membros. As derivações precordiais, não são determinados da mesma forma que as derivações anteriores, devido ao facto de os sensores estarem localizados na superfície do tórax, muito perto do coração. Cada uma das derivações é obtida medindo a diferença de potencial entre cada um dos

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

eléctrodos colocados no peito e um terminal T, cujo potencial é zero. As derivações V1 e V2 sobre o ventrículo direito, as derivações V4, V5 e V6 estão colocadas sobre o ventrículo esquerdo e a derivação V3 está colocada sobre o septo ventricular, podendo ser chamada de derivação de transição.

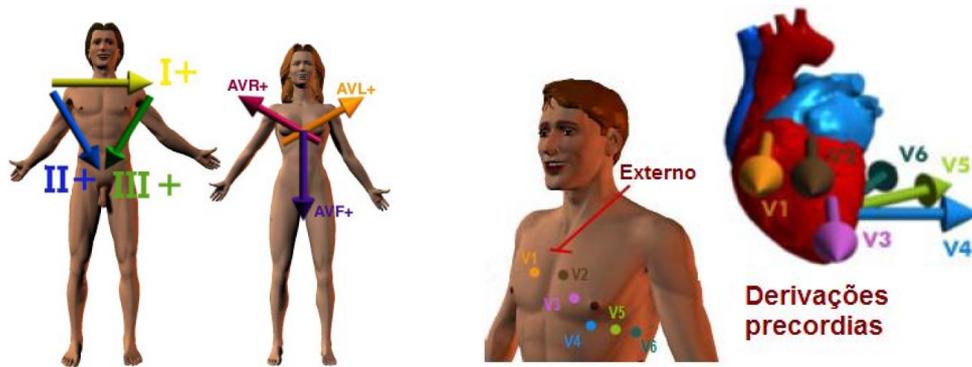


Figura 8 - Representação das derivações bipolares (esquerda), aumentadas (centro) e precordiais (direita) (imagem original de [15])

Todas as derivações têm como objectivo recolher informação de uma região particular do coração. As derivações II, III e AVF, procuram, principalmente, a actividade eléctrica da região inferior do ventrículo esquerdo, as derivações I, AVL, V5 e V6, procuram, principalmente, actividade eléctrica da parede lateral do ventrículo esquerdo, as derivadas de V1 até V6 procuram, principalmente, actividade eléctrica da parede frontal do ventrículo esquerdo e a derivação AVR, raramente é usada, indicando apenas se os eléctrodos estão correctamente posicionados.

Como foi visto anteriormente, o potencial existente no coração reflecte-se em cada uma das derivações. Assim, é necessário perceber como é que as ondas de propagação eléctrica que atravessam o coração, se reflectem na representação do ECG. Uma onda que se propague no sentido do eléctrodo de registo positivo, é representada como uma deflexão positiva no ECG, enquanto que se a propagação for no sentido contrário, é representada como uma deflexão negativa. Por outro lado, uma onda que se propague perpendicularmente ao eixo definido pelos eléctrodos de registo, não é representada no ECG, chamando-se derivação isoelectrica. Estas representações são feitas com base num vector representativo das direcções de propagação, calculado a partir de cada derivação. A soma dos vários vectores, representa o eixo do ECG, que não é mais do que o vector representativo da onda de propagação, através do coração [16][17].

2.2.2.1. FUNCIONAMENTO DE UM ECG

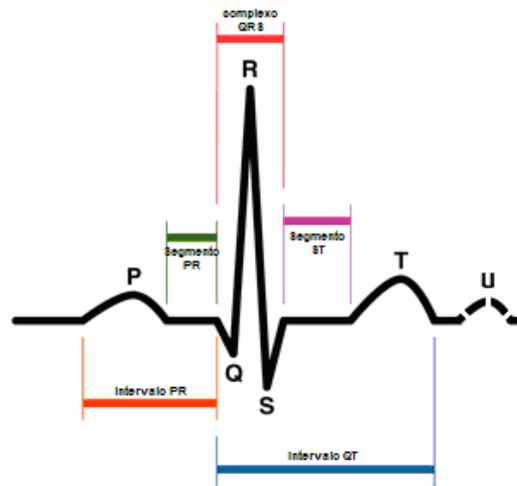


Figura 9 - Estrutura de um segmento de um ECG (imagem original de [16])

Um ECG típico é constituído pelas onda P, complexo QRS e onda T. Por vezes é possível visualizar a onda U. A onda P representa a despolarização das aurículas, ou seja, a contracção destas. A contracção das aurículas, é feita ao mesmo tempo, e por isso, é representada em apenas uma onda (onda P). O complexo QRS representa a contracção de ambos os ventrículos (esquerdo e direito). É possível verificar que a deflexão representada no ECG é bastante maior do que a deflexão correspondente à contracção das aurículas, o que mostra uma maior despolarização, ou seja maior contracção derivada de uma maior capacidade muscular. Neste complexo a onda Q representa a passagem da onda de despolarização através do septo interventricular e as ondas R e S representam o espalhamento das ondas eléctricas através do miocárdio ventricular. A onda T representa a repolarização dos ventrículos. Esta repolarização é necessária ao batimento cardíaco para que haja uma nova despolarização e conseqüente contracção ventricular. A repolarização das aurículas também é realizada, mas, normalmente, não é visível devido à sobreposição com o complexo QRS. A onda U normalmente não é visível visto que representam repolarizações muito pequenas dos músculos papilares das fibras de Purkinge (zona apical) [16].

2.2.3. ARRITMIAS

As arritmias são batimentos cardíacos anormais que podem fazer com que o coração bombeie o sangue menos eficazmente.

O termo arritmia refere-se a uma alteração na sequência normal dos impulsos eléctricos iniciais e de condução. Algumas arritmias são pouco severas, mas se não forem tratadas podem levar a que o batimento cardíaco se processe a um ritmo mais lento, mais rápido ou até mesmo errático. O ritmo cardíaco normal, em repouso, apresenta valores entre 60 a 100 batimentos por minuto (bat/min). Assim, se abrandar para menos de 60 bat/min, estamos na presença de uma bradicardia, enquanto que se aumentar para mais de 100 bat/min, estamos na presença de uma taquicardia.

As arritmias podem ser induzidas pelo funcionamento anormal do *pacemaker* natural do coração - o nódulo sinoatrial -, induzindo frequências ou ritmos cardíacos anormais, induzidas por uma quebra do caminho de condução do sinal eléctrico através do coração, ou até mesmo quando outra parte do coração age como *pacemaker* (batimento ectópico), substituindo o nódulo sinoatrial nas suas funções. Isto é possível, visto que qualquer conjunto de células do coração pode ser auto-activado e iniciar a condução de actividade eléctrica, se bem que as que normalmente iniciam a activação são as do nódulo sinoatrial – sendo por isso consideradas como o *pacemaker* natural do coração [14].

Existem vários tipos de arritmias, podendo estas ser divididas em dois grandes subgrupos, as supraventriculares – arritmias auriculares e da junção aurículo ventricular - e as ventriculares. Para o nosso estudo apenas nos interessam dois tipos de arritmias, mais especificamente, os complexos ventriculares prematuros e a fibrilhação auricular. No entanto serão abordadas ambas as famílias de arritmias – arritmias auriculares e arritmias ventriculares.

2.2.3.1. ARRITMIAS VENTRICULARES

Nas arritmias ventriculares, a activação dos ventrículos e consequente contracção destes, não é originada no nódulo aurículo-ventricular e/ou o sinal de activação não segue o caminho normal através dos ventrículos. No caso em que o sinal de activação segue o caminho normal, através do sistema de condução, as paredes internas dos ventrículos são activadas quase simultaneamente, seguindo-se a deslocação da frente de activação radialmente em direcção as paredes exteriores. Quando o sistema de condução

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

é interrompido ou a fonte de activação se encontra longe do nódulo AV, é necessário mais tempo para que a frente de activação percorra a massa ventricular, provocando assim ritmos irregulares na activação dos ventrículos.

Entre os vários tipos de arritmias ventriculares estão, a extrasístole ou PVC, taquicardia e fibrilhação ventricular [18]. De seguida será apresentado com maior detalhe, o complexo ventricular prematuro.

Complexo Ventricular Prematuro (PVCs) – os complexos ventriculares prematuros, também conhecidos como extrasístoles, são batimentos irregular, nos quais o complexo ventricular acontece prematuramente. Estes batimentos resultam de um início de despolarização nos ventrículos (normalmente o esquerdo) substituindo o início normal no nódulo sinusal [19]. Devido a esta despolarização ectópica, um complexo QRS de forma bizarra acontece, antes do tempo previsto.

2.2.3.2. ARRITMIAS AURICULARES

As arritmias auriculares são provocadas por alterações na frequência e na origem de activação das câmaras superiores do coração, as aurículas. Existem vários tipos de arritmias auriculares, entre os quais estão taquicardia sinoatrial, fibrilhação, *flutter* e taquicardia auricular. Estes tipos de arritmias irão ser descritos de seguida fornecendo assim uma melhor percepção sobre este tema [20].

Taquicardia sinoatrial – A taquicardia sinoatrial é causada por uma disfunção no nódulo sinoatrial, fazendo com que este não consiga regular o ritmo do coração. Assim, esta arritmia revela-se através da aceleração do ritmo cardíaco que raramente excede os 200 bat/min. Muitas vezes este tipo de arritmia é confundido com a taquicardia auricular – descrita mais a frente.

Fibrilhação auricular (AF) – A AF é o tipo de arritmia cardíaca humana mais comum. É originada por múltiplos circuitos reentrantes de activação ou múltiplas frentes de onda reentrantes activação que se deslocam através do miocárdio auricular, provocando um aumento do ritmo auricular para 300 a 600 bat/min. Consequentemente, apenas alguns impulsos eléctricos são transmitidos para o nódulo aurículo-ventricular, fazendo com que a activação dos ventrículos seja feita a um ritmo diferente – entre 100 a 200 bat/min. Isto resulta numa acção completamente descoordenada das duas câmaras, levando a que os

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

ventrículos não tenham tempo suficiente para ser preenchidos e consequentemente as aurículas não fornecem sangue suficiente em cada batimento.

Esta arritmia reflecte-se no ECG, através de uma linha base irregular composta por várias ondas de fibrilhação (ondas f), a uma frequência de 300 até 600 bat/min. A combinação da ausência de ondas P, com uma linha base flutuante composta pela oscilações das ondas f, complexos QRS-T irregulares e intervalos R-R irregulares, caracterizam este tipo de arritmia [21].

A AF pode ser referida como, "simples", aguda, paroxísmica, persistente e permanente. Assim, a AF "simples", ocorre na ausência de qualquer anomalia do coração (sendo mesmo assintomático), a AF aguda ocorre durante intervalos de tempo menores do que 48h, a AF paroxísmica ocorre recorrentemente, podendo o ritmo cardíaco normal ser retomado espontaneamente ou através de tratamento, a AF persistente, apenas pode ser tratada através de uma intervenção ou de uma cardioversão¹, e a AF permanente não é passível de ser tratada.

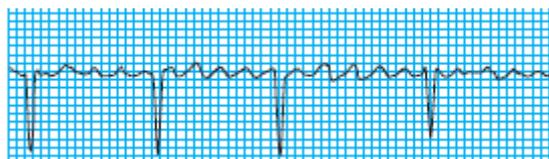


Figura 10 - Ondas de fibrilhação auricular apresentadas na derivada V1 (imagem original de [20])

Flutter auricular – O *flutter* auricular resulta de um circuito reentrante de ondas de activação (ondas de actividade eléctrica) na aurícula direita seguido da activação da aurícula direita. Este processo provoca contracções das aurículas com uma frequência de 300 bat/min. O ritmo de contracção depende da condução das ondas de activação através do nódulo sinoatrial, sendo normalmente de aproximadamente 150 bat/min. Isto revela que existe um bloqueamento de 2:1 (activação auricular : activação ventricular) das ondas de activação.

Taquicardia auricular – A taquicardia auricular resulta da anormal activação auricular originada por uma fonte ectópica, ou seja uma fonte mal localizada (não localizada no nódulo sinoatrial). Esta activação reflecte-se numa

¹ Corrente eléctrica administrada a um paciente, sincronizada com seu próprio QRS para interromper uma arritmia [21]

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

frequência de contracção auricular de 150-250 bat/min. A frequência de activação dos ventrículos depende do bloqueamento aurículo-ventricular.

2.3. SEGMENTAÇÃO DE ECGs

A maioria dos métodos de apoio ao diagnóstico na área de cardiologia, mais especificamente, que se baseiam na análise de ECGs, recorrem a algoritmos de segmentação para a identificação das ondas que caracterizam a actividade auricular e a actividade ventricular. Assim, durante este projecto também foram estudados métodos que realizam esta função específica.

O método mais utilizado pelos investigadores a nível mundial, é o método apresentado por *Pan & Tompkins* [4], sendo que muitos autores se baseiam neste método e o aperfeiçoam de acordo com os objectivos pretendidos. No entanto existem outros métodos de segmentação de ECGs. Nesta secção é apresentado também, o algoritmo criado por *Yan Sun* [5].

O método apresentado por *Pan & Tompkins* [4], na sua forma mais básica, baseia-se na energia do ECG para detectar os picos de maior energia. Neste método é aplicado um filtro passa-banda visando a eliminação do ruído e das componentes correspondentes à onda P e T. De seguida, é feita a diferenciação do sinal para obtenção de maiores amplitudes e consequentemente é calculado o quadrado do mesmo, obtendo-se assim, apenas valores positivos. Posteriormente, é aplicada uma média móvel a sinal obtido anteriormente, eliminando as ondas múltiplas geradas pela aplicação do filtro, e finalmente são detectados os picos existentes, com base em limiares previamente definidos.

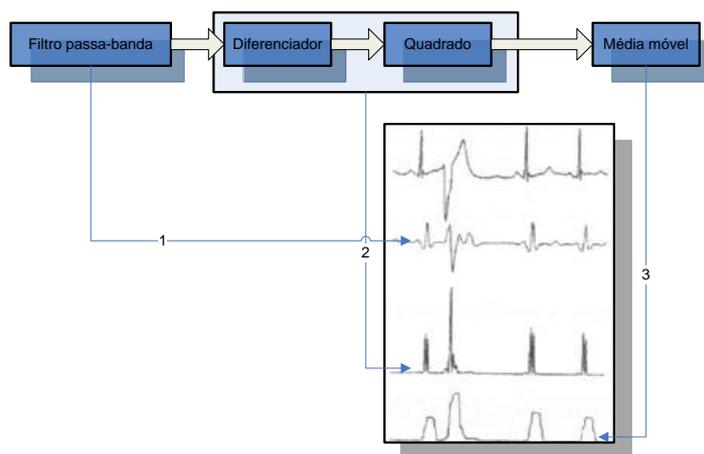


Figura 11 – Método apresentado por Pan & Tompkins

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Este algoritmo foi testado na base de dados de arritmias do MIT-BIH, tendo sido obtida uma sensibilidade e predição positiva, na detecção dos picos R, de 99,765 % e 99,80%, respectivamente – resultados reportados em [4].

O método apresentado por Yan Sun [5], baseia-se na aplicação de uma derivada morfológica ao ECG, e nos máximos e mínimos locais existentes no sinal proveniente dessa aplicação. Inicialmente são aplicadas operações morfológicas ao sinal original para a remoção de ruído e das flutuações da linha de base. Posteriormente, é calculada a derivada morfológica do sinal obtido anteriormente (derivada do sinal usando operadores morfológicos), e são encontrados os picos negativos de maior dimensão. Este picos são obtidos recorrendo a um limiar calculado a partir de um histograma de todos os valores da derivada do sinal. O limiar corresponde ao maior valor dos valores correspondentes à zona de 5% dos menores valores do histograma. Finalmente, depois de encontrados os picos de maior dimensão, correspondentes aos picos R do ECG, recorrendo aos máximos e mínimos locais da derivada são encontrados os pontos característicos das restantes ondas caracterizadas pelo ECG. Assim, na derivada do sinal, à esquerda do pico R, encontra-se um máximo, correspondente ao pico da onda Q, mais à esquerda encontra-se um mínimo correspondente ao início da onda Q e ainda mais a esquerda encontram-se dois máximos e um mínimo, correspondentes ao início, fim e pico da onda P. Este procedimento repete-se à direita do pico R, e são encontrados o pico e fim da onda S, e o início pico e fim da onda T. Este procedimento é ilustrado na Figura 12.

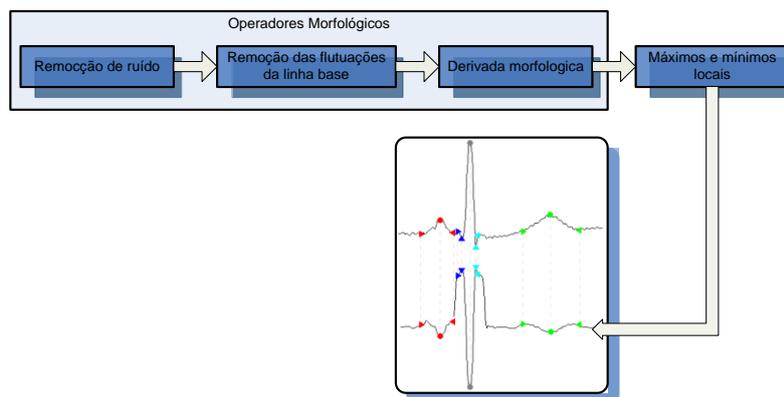


Figura 12 – Método apresentado por Yan Sun [5]

Este método foi testado na base de dados de QT do MIT, sendo que os resultados foram avaliados em termos de sensibilidade, e média e desvio padrão

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

da diferença entre o resultado das anotações e o resultado do algoritmo, para o início e fim das ondas P, T e do complexo QRS - apresentados na Tabela 2. Nesta tabela também são apresentados os resultados de outros métodos, a título de comparação – resultados reportados em [5].

	Métrica	Onda P		Complexo QRS		Onda T	
		Início	Fim	Início	Fim	Início	Fim
MMD detector (Yan Sun)	Se (%)	97,2	94,8	100	100	99,8	99,6
	m (ms)	9	12,8	3	2,4	7,9	8,3
	\bar{m} (ms)	9,4	13,2	6,1	10,3	15,8	12,4
	P+ (%)	-----		65%		-----	
Threshold-based detector (Kemmelings JG)	Se (%)	96,2	97	99,9	99,9	98,8	98,9
	m (ms)	10,3	-5,7	-7,3	-3,6	23,3	18,7
	\bar{m} (ms)	14,1	13,6	10,9	1,7	28,3	29,8
Wavelet-based detector (Daskalov IK)	Se (%)	89,9	89,9	100	100	99,1	99,2
	m (ms)	13	5,4	4,5	0,8	-4,8	8,9
	\bar{m} (ms)	12,7	11,9	7,7	8,7	13,5	18,8

Tabela 2 – Resultados dos métodos apresentados por Yan Sun, J. G. Kemmelings e I. K. Daskalov, repostados em [5].

2.4. DETECÇÃO DE PVCs

No decorrer do estudo realizado sobre os métodos de detecção de episódios de AF, uma das grandes áreas estudadas é a análise da variabilidade do ritmo cardíaco. Esta análise baseia-se no estudo da regularidade dos intervalos R-R (intervalo entre dois picos R), visando a obtenção de informação característica daí proveniente. Como é sabido, os PVCs (Premature Ventricular Contraction) caracterizam-se por uma mudança na regularidade dos intervalos R-R, o que pode interferir com o estudo da presença de episódios de AF. Assim, foi realizado um estudo dos métodos existentes, na área de detecção de PVCs. Dos vários métodos de detecção de PVCs, foram estudados os métodos apresentados por M. A. Chikh [6] e por A. Marques[7].

O método apresentado por M. A. Chikh [6], baseia-se no estudo das frequências características existentes nos complexos QRS. Este estudo decorre do facto de os PVCs, apresentarem uma forma mais larga do que os batimentos normais. Assim, esta forma em termos espectrais, resulta numa maior concentração do espectro em torno das baixas frequências, enquanto que nos batimentos normais, o espectro encontra-se mais disperso e com valores mais elevados nas elevadas frequências.

Inicialmente, os complexos QRS são extraídos, recorrendo às anotações existentes em cada sinal e de seguida é calculado o espectro de frequências de cada um deles, considerando frequências específicas – 4, 8, 12, 16, ..., 36 Hz -, conforme é ilustrado na Figura 13. Cada um dos valores correspondentes a estas frequências são considerados como informação característica, que posteriormente é usada para treinar uma rede neuronal. Para além da informação característica proveniente do espectro de frequências, também são utilizados parâmetros temporais como o intervalo RR médio e instantâneo, e a média do quadrado dos complexos QRS (média da potencia de cada complexo QRS). A partir da informação característica acima especificada é treinada uma rede neuronal, a qual posteriormente irá diferenciar um pico R normal de um PVC.

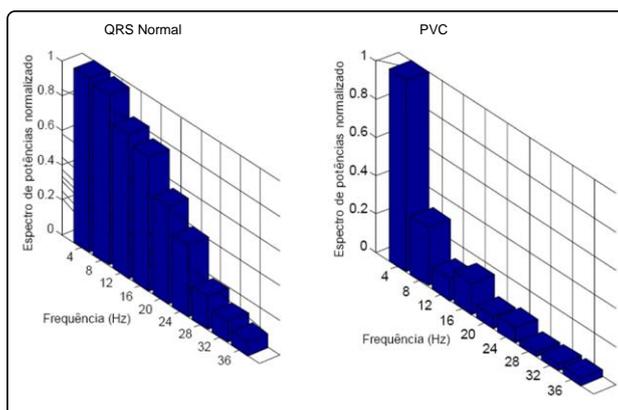


Figura 13 – Espectros de frequências de um complexo QRS normal (esquerda) e de um PVC (direita).

Este algoritmo foi testado alguns sinais da base de dados do MIT-BIH – sinais 116, 119, 208, 213 e 221 -, tendo sido obtida uma sensibilidade e especificidade de 99,93% e 98,30%, respectivamente - resultados reportados em [6].

O método apresentado por A. Marques [7], baseia-se em heurísticas, ou seja em conhecimento adquirido empiricamente. Inicialmente, foram extraídos os complexos QRS através do algoritmo abordado anteriormente, apresentado por Pan & Tompkins [4]. Recorrendo ao conhecimento existente sobre a morfologia dos PVCs, e do ambiente que os rodeia, foi extraída informação característica, para que posteriormente seja introduzida num rede neuronal. Assim, a informação extraída consiste nos valores correspondentes a: média dos intervalos R-R, intervalo R-R anterior ao QRS em questão, estimativa da razão Sinal/Ruído, duração, centro de massa e pico da onda Q (Q1, Qc, Qp), R (R1, Rc, Rp) e S (S1, Sc, Sp) – ilustrado na Figura 14. Depois de extraídos todos estes parâmetros, foram treinados vários tipos de redes neuronais², visando também concluir qual delas seria mais apropriada para o solucionamento do problema em questão.

² SVM – Supporte Vector Machines; RVM – Relevance Vector Machines; MLP - Multi Layer Perceptron (MLP) neural network

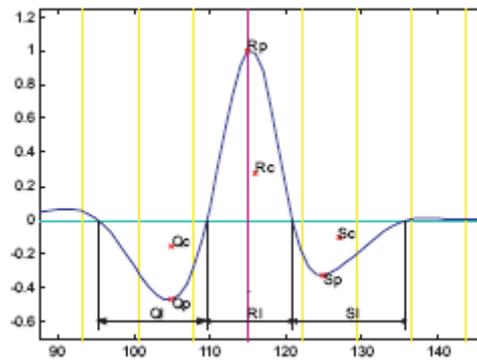


Figura 14 – Informação característica extraída a partir do complexo QRS

Este algoritmo foi testado alguns sinais da base de dados do MIT-BIH, tendo sido obtida uma sensibilidade e especificidade de 94.13% e 99,76%, respectivamente – resultados reportados de [7].

2.5. DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE AF

Como foi esclarecido anteriormente, na secção 2.2, os episódios de AF, têm três características fundamentais, que são: onda P inexistente, substituída por ondas de fibrilhação com frequências específicas e irregularidade do ritmo cardíaco. Nesta secção iremos apresentar métodos que abordam e analisam estas características. Estes métodos podem ser inseridos em três grandes famílias: métodos que visam a detecção e caracterização das ondas P, antes de um episódio de AF, método que analisam a variabilidade do ritmo cardíaco e métodos que extraem a actividade auricular visando posterior análise da mesma.

As técnicas de detecção e caracterização das ondas P estudadas visam prever um episódio AF através do estudo destas ondas. O estudo da onda P está direccionado principalmente para a análise das suas alterações morfológicas. Na secção seguinte serão apresentados métodos que se baseiam no modelo de *Hidden Markov* e na combinação linear de funções Gaussianas.

Os métodos de análise da variabilidade do ritmo cardíaco baseiam-se na estudo da variação dos intervalos R-R, para assim caracterizar a regularidade dos mesmos. Os métodos estudados caracterizam esta regularidade baseando-se em índices lineares e não lineares, na comparação histogramas de densidades, na detecção de batimentos auriculares prematuro e no modelo de *Hidden Markov*.

Os métodos de análise da actividade auricular apresentados, visam principalmente a extracção desta, cancelando os complexos QRS-T directamente ou separando a actividade auricular da ventricular. Os métodos que cancelam a actividade ventricular, recorrem ao domínio frequêncio-temporal, através de *wavelets*, à subtracção de um complexo QRS-T médio, ou a redes neuronais. Contudo, a utilização destas técnicas conduz a vários problemas, como a introdução de resíduos provenientes dos complexos QRS, mau cancelamento devido a uma fraca detecção dos complexos QRS, entre outros. Para evitar este tipo de dificuldades foram criados métodos que não cancelam os complexos QRS-T, mas sim, separam a actividade ventricular da auricular. Estes métodos recorrem à teoria de separação de fontes.

2.5.1. CARACTERIZAÇÃO DA ONDA P

Os episódios de AF por vezes são precedidas de eventos que revelam o funcionamento anormal das aurículas. Este funcionamento anormal pode resultar de um atraso na condução das ondas de activação através da aurícula esquerda e/ou direita, ou de um bloqueamento inter-auricular dos sinais de activação. Estes eventos reflectem-se no sinal ECG podendo ser observados através de alterações morfológicas na onda P. Estas alterações podem ser ao nível da duração³, dispersão⁴, força terminal da onda⁵, velocidade espacial⁶ e duração do intervalo isoelectrico – descrito na figura 8. Contudo, a caracterização muitas vezes é dificultada pela baixa amplitude das ondas P, pela variação da forma, pela baixa proporção sinal ruído ou pela existência adjacente do complexo QRS ou da onda T.

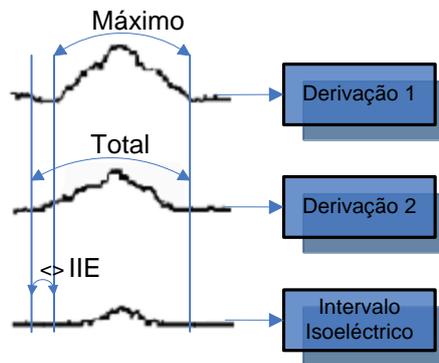


Figura 15 – Esquema representativo do intervalo isoelectrico

Identificando características morfológicas da onda P é possível criar um algoritmo capaz de prever uma AF. Os algoritmos analisados visam a identificação destas características, utilizando o modelo *Hidden Markov* ou uma combinação linear de funções Gaussianas.

Ronan Lepage [8], apresentou um método que se baseia em *wavelets* e no modelo de *Hidden Markov* para segmentar o ECG, e posteriormente isolar a onda P. Neste método, o sinal é decomposto em quatro níveis, utilizando *wavelets*, a densidade probabilística dos coeficientes de cada nível é calculada utilizando um estimador de núcleo Gaussiano. Assim, a partir do modelo de

³ intervalo entre o início e o fim da onda P

⁴ diferença entre a duração máxima e mínima da onda P detectadas num ECG

⁵ duração da parte final negativa da onda P multiplicada pela sua profundidade

⁶ velocidade de mudança do potencial da onda P relativamente ao tempo

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Hidden Markov constituído por dez estados – ilustrado na Figura 15 - e dos conhecimentos fisiológicos existentes, é possível discriminar a posição da onda P.

Depois de segmentadas as ondas P, já no domínio espacial, são analisados parâmetros temporais (duração da onda), morfológicos e espectrais para cada onda. A partir destes parâmetros, é possível classificar pacientes propícios a apresentar um episódio AF.

Este algoritmo foi testado numa base de dados criada especificamente para o efeito, em colaboração com o Hospital da Universidade de Brest, tendo sido obtida uma sensibilidade 70% e especificidade de 76%, no melhor dos casos.

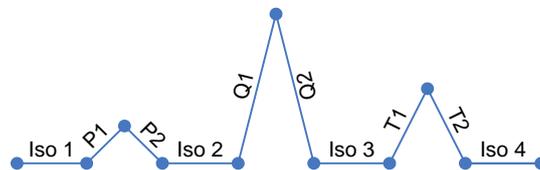


Figura 16 – Estados do modelo de *Hidden Markov*

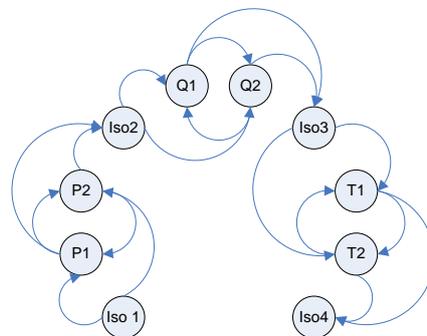


Figura 17 – Possíveis transições entre estados do modelo de *Hidden Markov*

F. Censi [9], apresentou um método que se utiliza uma combinação linear de funções Gaussianas para representar as ondas P, cujas características podem ser utilizadas para prever o acontecimento de um episódio AF. Neste método, são detectadas os picos R através de um algoritmo semelhante ao apresentado por Pan & Tompkins [4], são detectadas as ondas P e posteriormente é feita uma média destas. A onda P média é reproduzida através de uma combinação linear de funções Gaussianas, e a partir desta aproximação, foram estabelecidas alguns parâmetros capazes de indiciar a eminência de um episódio de AF. Os parâmetros foram analisadas em ECGs de pacientes normais, pacientes com

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

risco reduzido e pacientes com risco elevado de apresentar uma AF, tendo sido concluído que os que melhor podem indiciar a eminência de episódio de AF são a ordem (numero de Gaussianas utilizadas para reproduzir a onda P), numero de máximos e mínimos relativos e quantidade de vezes que a função cruza o eixo da linha base.

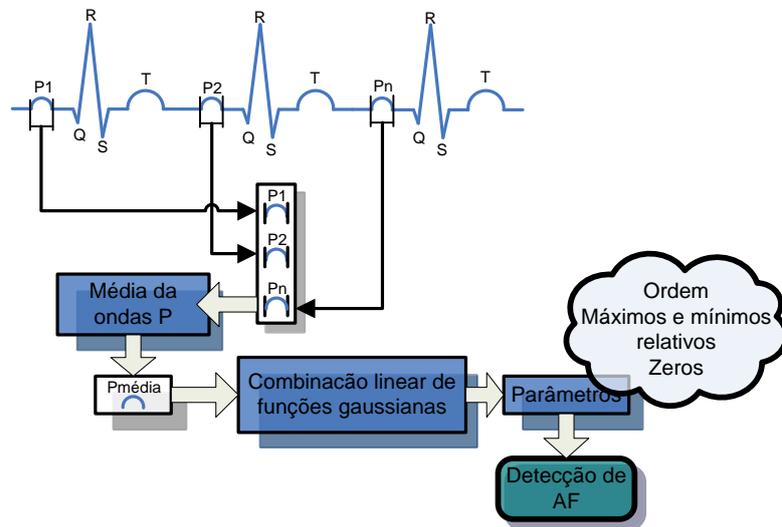


Figura 18 – Esquema do método proposto por F. Censi [9].

Os resultados obtidos, com base em testes feitos a pacientes no hospital de S. Filippo Neri, Roma, revelam uma sensibilidade de 63% e especificidade de 70%.

2.5.2. ANÁLISE DA VARIBILIDADE DO RITMO CARDÍACO

Como foi visto anteriormente, a AF resulta de uma série de ondas reentrantes que influenciam não só a actividade auricular como a actividade ventricular, alterando não só em termos funcionais como em termos de ritmo – por exemplo, a resposta ventricular a uma activação irregular das aurículas produz um padrão de pseudo ruído nas séries RR, bem como um espectro mais alargado. Assim, estudos realizados revelam que é possível detectar este tipo de arritmia, analisando a variação do ritmo cardíaco, ou seja, a variação do tamanho dos intervalos R-R. Nesta secção iremos abordar alguns métodos de detecção de AFs através da análise da variação do ritmo cardíaco, baseados em no modelo de *Hidden Markov*, índices lineares e não lineares, histogramas de densidades e na detecção de complexos prematuros.

G. Moody [10], apresentou um método que se baseia no modelo de *Hidden Markov*, para estudar a regularidade de intervalos R-R. Neste método são detctados os picos R recorrendo a , e de seguida são cancelados os intervalos R-R e a média destes (Média_R-R). Consequentemente, é criado um modelo de *Hidden Markov* constituído por três estados, que são, intervalos R-R menores do que $0.85 * \text{Média_R-R}$ (Estado HMM1), intervalos R-R maiores do que $1.15 * \text{Média_R-R}$ (Estado HMM3) e intervalos R-R entre os valores descritos anteriormente (Estado HMM2). A partir dos intervalos R-R, é criada uma matriz 9x9 (matriz de transições) que reflecte as probabilidades de transição entre cada um dos estados descritos anteriormente – ilustrado na figura 16. Assim, um valor elevado na transição do estado HMM2 para HMM2 reflecte grande regularidade do ritmo cardíaco, e valores elevados nas outras transições de estado, reflectem baixa regularidade do ritmo cardíaco.

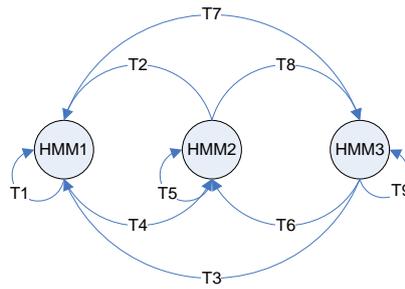


Figura 19 – Transições de estado do modelo de *Hidden Markov*

A partir destes valores, foram calculadas as matrizes de transições correspondentes a outros ritmos, que não AF, obtendo-se consequentemente uma matriz de transições característica de não AF. Através da equação,

$$S_{ij} = k \times \log \left(\frac{P_{ij}^{Normal}}{P_{ij}^{AF}} \right) \quad (1)$$

onde P_{ij}^{Normal} são os elementos da matriz de transições característica de não AF, e P_{ij}^{AF} são os elementos da matriz de transições do sinal estudado, é possível concluir que quanto mais negativo for o somatório dos elementos S_{ij} , maior é a probabilidade de o sinal conter episódios AF.

Estas conclusões levaram à obtenção de uma sensibilidade/especificidade de, no melhor dos casos, 96.09/86.79%, com uma base de dados constituída por sinais recolhidos pelo laboratório de arritmias no Hospital *Beth Israel* - resultados reportados em [10].

S. Cerutti [11], apresentou um método que utiliza índices lineares e não lineares para a caracterização da dinâmica dos intervalos R-R visando a detecção de episódios da AF. Neste método é utilizado um modelo Auto-Regressivo para descrever a sequência de intervalos R-R através de uma função e são calculados os seus pólos - reflectem os picos espectrais do sinal. Para aceder às suas características, são definidos os índices lineares P e M, que descrevem percentagem de potência espectral do sinal e a existência de pelo menos um componente nas séries R-R com um ritmo estável, respectivamente. Também é medida a regularidade das séries R-R através do índice não linear *Minimum of the Corrected Conditional Entropy* (MCCE).

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

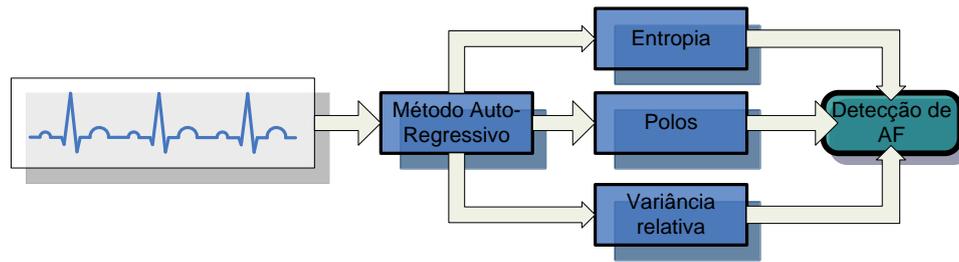


Figura 20 – Estrutura do algoritmo apresentado por S. Cerutti [11].

Este índice mede a regularidade da séries temporais R-R, utilizando o mínimo da soma da entropia condicional das séries com um termo de correcção, definido previamente. Para cada um dos índices testados, P, M, MCCE foi obtida uma sensibilidade de 93,3%, e um predição positiva de 94,4%, 78,9% e 73,3%, respectivamente – no artigo original não é feita qualquer referência à base de dados utilizada para a obtenção dos resultados.

K. Tateno [12], apresentou um método que utiliza histogramas de densidades dos intervalos R-R e das variações entre intervalos sucessivos ($\Delta R-R$) para detecção de episódios AF. Neste método, cada sinal correspondente a um episódio de AF – foram recolhidos 300 episódios de 20 doentes -, é dividido em blocos de 100 batimentos, é calculada a média do tamanho dos intervalos R-R de cada bloco e associada a uma posição num dicionário que contém nove intervalos de médias. Para os blocos associados a cada posição do dicionário, são calculados os histogramas de densidade do tamanho dos intervalos R-R e da diferença de tamanho de intervalos consecutivos – histogramas de densidade standard. Um episódio AF é detectado calculando os histogramas RR e ΔRR - para blocos de 100 batimentos do sinal analisado, centrados em cada batimento -, e comparando-os com os histogramas standard através do teste *Kolmogorov-Smimov*. Caso os histogramas sejam semelhantes, o sinal apresenta um episódio de AF.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

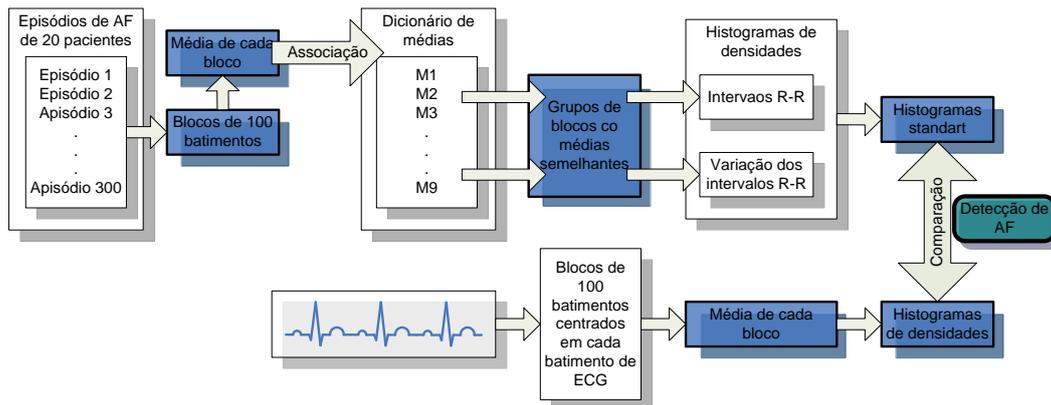


Figura 21 – Esquema do método proposto por K. Tateno [12].

Este método foi testado para das bases de dados distintas (base de dados de AFs do MIT e base de dados de arritmias do MIT-BIH). Para a primeira base de dados (base de dados que deu origem aos histogramas standart), este método revelou uma sensibilidade/ especificidade de 53,9/98,9% utilizando histogramas RR e 93,2/96,7% utilizando histogramas Δ RR. Para a segunda base de dados, este método revelou uma sensibilidade/especificidade de 25,9/93,2% utilizando histogramas RR e 88,8/64,1% utilizando histogramas Δ RR – resultados reportados em [12].

Tran Thong [13], apresentou um método de previsão de um episódio AF, através da detecção dos complexos auriculares prematuros (CAP) existentes no sinal. Neste método, são detectados os picos R de dois sinais provenientes de vários pacientes – um sinal contem um episódio antes de uma AF e o outro contem um episodio qualquer. São encontrados os complexos auriculares prematuros nos dois sinais – complexos constituídos por uma contracção auricular prematura, complexo QRS-T e batimento consequentes -, através da análise do tamanho dos intervalos R-R e caso a diferença do número de complexos prematuros seja superior a dois, é detectada uma AF, caso contrario é realizado o teste *bigeminy*⁷. Este teste detecta as contracções ventriculares prematuras, calcula a potência média dos picos R correspondentes para os dois sinais e caso uma seja 1,5 vezes maior que a outra, é detectada uma AF.

⁷ Teste *Bigemy* – Este teste consiste na verificação de se uma onda característica consiste na fusão de duas ondas, apresentando assim um pico em “V”.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

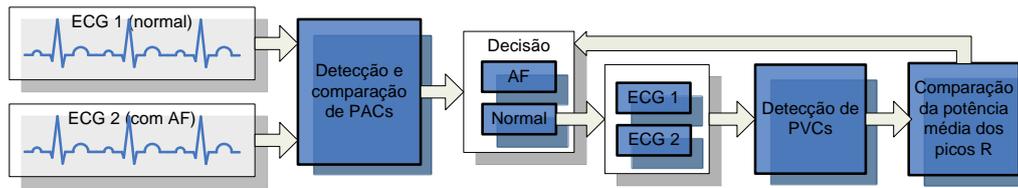


Figura 22 – Esquema do método proposto por Tran Thong [13].

Este método revelou uma especificidade de 91% e uma sensibilidade de 89%, usando a base de dados *PAF Prediction Challenge* – resultados reportados em [13].

2.5.3. ANÁLISE DA ACTIVIDADE AURICULAR

Como foi referido anteriormente, uma das grandes áreas existentes nos métodos de detecção de AF, é a análise da componente auricular do sinal. Esta análise é feita mais frequentemente a partir do espectro de frequências, que em episódios de AF exhibe um pico bastante acentuado na zona entre os 4 e os 10 Hz, frequências características de fibrilhação. Para que esta análise seja feita, é necessário antes de mais, extrair a actividade auricular presente no ECG. Existem vários estudos nesta área, estando uns direccionados para o cancelamento da actividade ventricular, e conseqüentemente a permanência da actividade auricular, enquanto outros concentram os seus esforços, não no cancelamento, mas sim na separação da actividade ventricular da auricular.

Dos métodos que cancelam a actividade ventricular foram estudados métodos que se baseiam no domínio frequêncio-temporal, mais precisamente, em *wavelets*, em redes neuronais e na subtração de um complexo QRS médio. Dos métodos que separam a actividade auricular da ventricular, foram estudados métodos que se baseiam na teoria de separação de fontes. Estes métodos são: *Independent Component Analysis*, *Principal Component Analysis*, *Wavelet Blind Separation* e *Spatiotemporal Source Separation*.

2.5.3.1. MÉTODOS BASEADOS EM WAVELETS

L. Senhadj [22] abordou o problema de cancelamento dos complexos QRS de dois modos – utilizando uma derivação ou duas derivações. Na primeira abordagem, visando a eliminação do ruído, é feita uma decomposição do sinal, seguida de uma reconstrução deste a partir dos extremos locais acima de um determinado limiar, de cada nível de decomposição. Para o cancelamento dos complexos QRST, é feita uma decomposição do sinal obtido anteriormente e são reduzidos a zero todos os valores que não correspondem a extremos locais, em cada nível de decomposição. A reconstrução do sinal é feita a partir dos extremos que não correspondem aos complexos QRST. Na segunda abordagem, são escolhidas duas derivações - ECG1 e ECG2 (exibe ondas P de menor amplitude que ECG1). Os dois sinais são decompostos e todos os níveis de decomposição são comparados entre os dois sinais, obtendo-se novos níveis de decomposição referentes, principalmente, à actividade ventricular de ECG1. Estes níveis de decomposição são subtraídos aos níveis de decomposição,

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

provenientes do ECG1, e o sinal é reconstruído, sendo assim obtido um sinal representativo da actividade auricular, apenas.

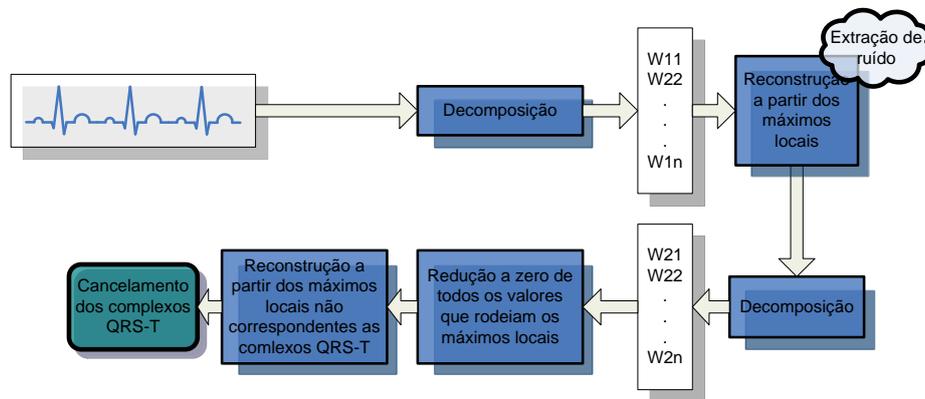


Figura 23 – Esquema da 1ª abordagem ao método proposto por L. Senhadj [22]

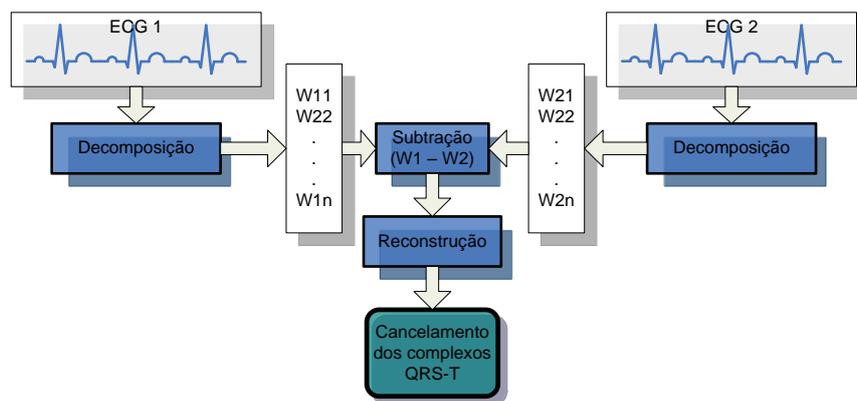


Figura 24 – Esquema da 2ª abordagem ao método proposto por L. Senhadj [22]

A eficácia deste método foi medida utilizando o parâmetro SNR (*Signal to Noise Ratio*), que é o logaritmo da proporção entre a potência do sinal nas zonas não canceladas (intervalos P-Q) e a potência do sinal nas zonas canceladas (intervalos QRS-T). Foi obtida uma média \pm desvio padrão de aproximadamente 23 ± 3 dB.

C. Sanchez [23], utilizou um método similar à primeira abordagem acima indicada. Foram aplicadas duas transformadas, sendo que a aplicação da primeira têm como objectivo, a reconstrução de um sinal, a partir de valores de decomposição acima de um determinado limiar (definido para cada ciclo cardíaco), constituído principalmente por actividade ventricular. O sinal reconstruído é subtraído ao sinal original e posteriormente é feita uma nova decomposição e reconstrução do sinal utilizando *wavelets*.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

A eficácia deste método foi medida e comparada com o sinal AF esperado, através de vários parâmetros: correlação espectral e temporal, pico de frequências principal e proporção PPBP (proporção entre a energia do intervalo que contem o pico principal e o espectro restante). Foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 3.

	WT	AF esperada
Correlação espectral	0.87 ± 0.10	
Correlação temporal	0.55 ± 0.12	
Pico Principal (Hz)	6.37 ± 0.71	6.10
Proporção PPBP	0.71 ± 0.14	0.69

Tabela 3 – Correlação espectral, correlação temporal, pico principal e proporção PPBP do sinal cancelado, utilizando o segundo método baseado em wavelets – resultados reportados em [23].

2.5.3.2. MÉTODOS BASEADOS EM REDES NEURONAIS

C. Vasquez [24], propôs um método que se baseia em redes neurais, e têm como objectivo principal criar um sinal livre de actividade auricular capaz de ser subtraído ao sinal original e assim proporcionar o cancelamento da actividade ventricular. Para isso, recolheu dois sinais D_1 e D_2 , provenientes de duas derivações escolhidas convenientemente – D_1 contém actividade ventricular, auricular e ruído ($D_1 = aa_1 + av_1 + r$), e D_2 contém pouca actividade auricular (através de uma derivação específica), actividade ventricular e ruído ($D_2 = aa_2 + av_2 + r = av_2 + r$). Usando uma rede neuronal, foi feita uma aproximação ao sinal D_1 com base no sinal D_2 , obtendo-se um sinal AD_1 , livre de actividade auricular. O sinal AD_1 é posteriormente subtraído ao sinal D_1 , originando um sinal livre de actividade ventricular, ou seja, com os complexos QRS-T cancelados.

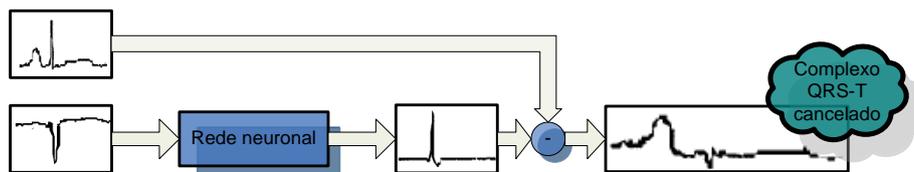


Figura 25 – Esquema do método proposto por C. Vasquez [24]

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

A eficácia deste método também foi avaliada através do parâmetro SNR (descrito anteriormente), tendo sido obtida uma média \pm desvio padrão de 7 ± 4 dB.

2.5.3.3. MÉTODOS BASEADOS NA SUBTRAÇÃO DO Q-T MÉDIO

Alguns métodos de cancelamento dos complexos QRS-T baseiam-se no algoritmo de *Average Beat Subtraction*. Este algoritmo fundamenta-se no facto de que a actividade auricular está desacoplada da actividade ventricular. Assim, é possível calcular um complexo QRS-T correspondente à média dos complexos QRS-T de todos os batimentos, e subtrai-lo a cada batimento, resultando num sinal que contém apenas ondas de fibrilhação.

Mathieu Lemay [25], apresentou dois métodos baseados no algoritmo *Average Beat Subtraction*, com uma particularidade de os complexos QRS e as ondas T, serem cancelados separadamente.

No primeiro, *ABS₃*, os complexos QRS-T são detectados através de um método baseado em derivações. São recolhidos os segmentos dos batimentos cardíacos de oito derivações – complexo QRS, intervalo JQ⁸ e ciclo cardíaco – e os complexos QRS semelhantes são agrupados (Ω_k) através de um método de correlação. São calculados os complexos QRS médios para cada conjunto Ω_k , resultando em vários modelos T_k . Cada modelo é alinhado com os complexos QRS utilizados na sua obtenção e é feita uma optimização espacial aos modelos visando compensar possíveis alterações derivadas da variação dos eixos eléctricos, da condutividade da pele e da posição do coração. Posto isto, é feito o cancelamento dos complexos QRS, subtraindo à matriz de complexos QRS o modelo correspondente. O cancelamento das ondas T foi feito do mesmo modo que o cancelamento dos complexos QRS, com a diferença de não ter sido efectuada a optimização espacial aos modelos T_k .

⁸ Intervalo JQ – Este intervalo é considerado como o intervalo desde o final de um complexo QRS até ao início do complexo QRS seguinte

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

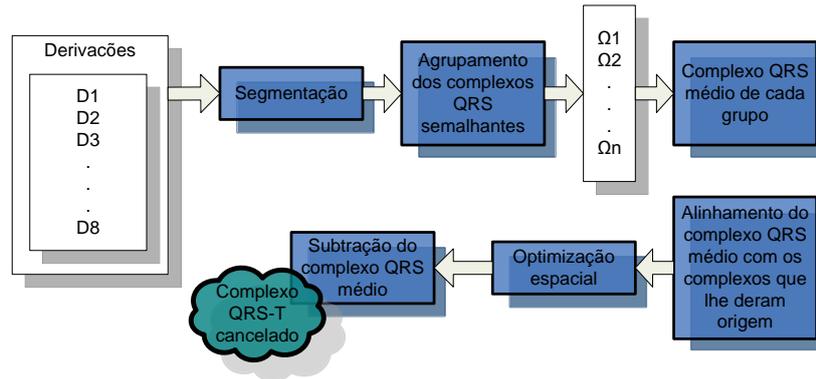


Figura 26 – Esquema do método ABS_3

No segundo, *Single Beat (SB)*, o sinal é segmentado da mesma forma que no algoritmo anterior. É encontrada uma onda T e uma onda U dominante – ondas cuja morfologia se encontra mais vezes presente no ECG – e são encontradas as funções que melhor correspondem a estas ondas. Estas funções são utilizadas para criar uma matriz de coeficientes que pese cada uma delas antes de ser subtraída à matriz de intervalos JQ. Aqui não é feito o cancelamento dos complexos QRS, sendo efectuada uma estimativa da componente auricular nestes intervalos a partir das secções canceladas no passo anterior. Esta estimativa é feita usando combinações de funções sinusoidais, devidamente pesadas recorrendo a coeficientes medidos em cada derivação.

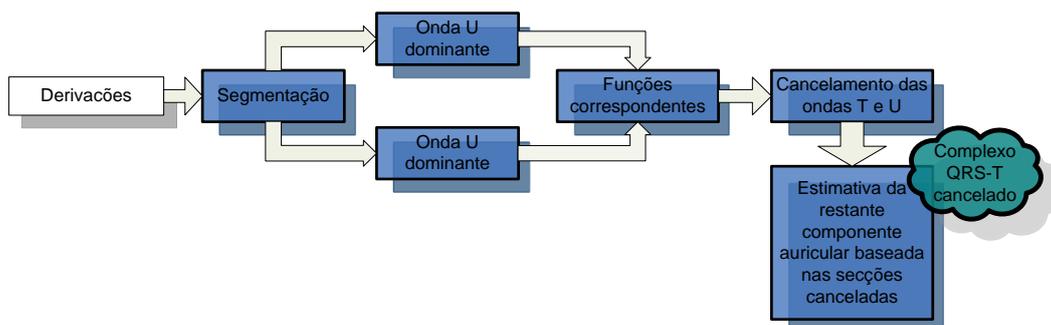


Figura 27– Esquema do método SB

A eficácia destes métodos foi avaliada através do erro quadrático médio (MSE) entre os segmentos do sinal da actividade auricular estimados e os já existentes, e através da percentagem de complexos QRS incorrectamente cancelados (RS). Os melhores resultados obtidos são apresentados na Tabela 4.

		ABS ₃	SB
MSE	complexo QRS	1.09±0.19	0.12±0.04
	onda T	1.13±0.12	0.45±0.10
RS(%)		4.6%	3.1%

Tabela 4 – MSE dos complexos QRS e da onda T, e percentagem de resíduos significativos do sinal cancelado, utilizando o método ABS₃ e SB.

Sergio Shkurovich [26], propôs um método semelhante ao *Average Beat Subtraction*, que se baseia na subtração da mediana dos complexos QRS-T (complexo mediana) – complexo correspondente à mediana dos valores representativos dos complexos. Neste método, foram encontrados os picos da onda R através de um algoritmo apresentado por Pan & Tompkins [4], os complexos QRS-T foram colocados em janelas, foi calculado o complexo mediana, cuja janela têm o tamanho do menor complexo existente no sinal, e subtraída a cada um dos complexos existentes no sinal, obtendo-se assim um sinal livre de actividade ventricular.

A eficácia deste algoritmo foi testada medindo e comparando a densidade e potência espectral entre ECGs cancelados de pessoas normais e com AF, tendo sido conseguida uma sensibilidade de 78% e uma especificidade de 92,65%.

Martin Stridh [27], apresentou o método *Spatiotemporal QRS Cancellation (STC)*, que parte do princípio que o ciclo cardíaco observado no ECG (CC), poder ser representado por ondas de fibrilhação auricular (AA), ondas de actividade ventricular (AV) e ruído (R), definido pela equação (2).

$$CC = AA + AV + R \quad (2)$$

Aqui a ideia base é encontrar um complexo QRST médio (X) nas várias derivações utilizadas, e aplicar-lhe uma série de transformações lineares – sincronização, modificação de tamanho e rotação -, fazendo com que este complexo se enquadre melhor com os complexos a serem cancelados e portanto resulte numa menor quantidade de resíduos. Para isso é considerado

$$AV = JX.QD \quad (3)$$

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

onde J é a matriz de sincronização, D é a matriz de modificação de tamanho e Q é a matriz de rotação. De seguida é realizada uma estimativa intermédia de um sinal de fibrilhação auricular (EF) – este sinal é estimado, substituindo todos os complexos QRST encontrados por uma secção idêntica ao intervalo TQ anterior – que posteriormente é subtraída ao sinal original, criando um sinal livre de actividade auricular, definido pela equação

$$Z = CC - EF \quad (4)$$

O complexo QRST médio é comparado com os complexos do sinal Z (livre de actividade auricular) visando encontrar os parâmetros das transformadas a serem aplicadas a X – para isso é utilizado um estimador de máxima verosimilhança. Depois de encontrados os parâmetros, o complexo QRST médio é alinhado com os complexos do ECG, é transformado utilizando J , Q e D – dependem do complexo a ser cancelado – e é subtraído a cada um dos complexos, resultando num ECG sem actividade ventricular.

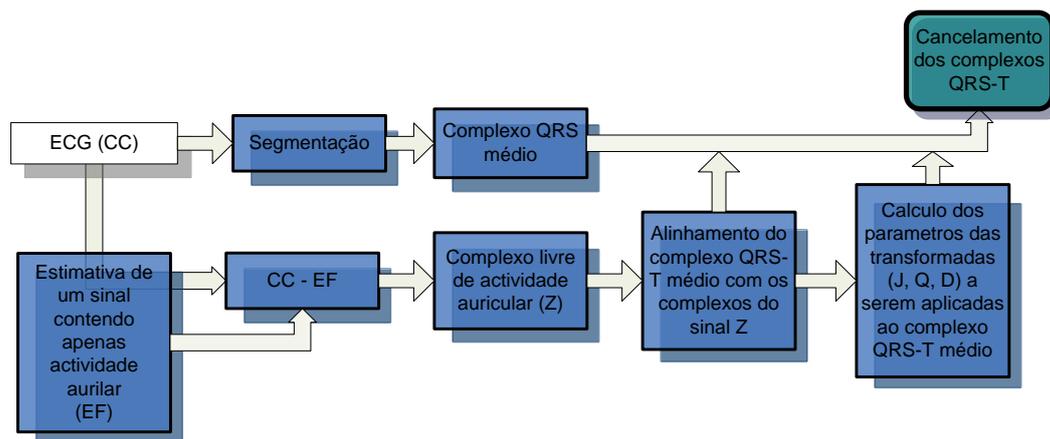


Figura 28– Esquema do método Spatiotemporal QRS Cancellation (STC) .

A eficácia deste método foi comparada com a eficácia do método *Average Beat Subtraction*, tendo sido concluído que este método reduz o erro de cancelamento, dentro dos intervalos QRS para aproximadamente 28%.

2.5.3.4. MÉTODOS BASEADOS NA TEORIA DE SEPARAÇÃO DE FONTES

Os métodos de separação de fontes têm como objectivo extrair sinais provenientes de fontes diferentes (sinais fonte), a partir de sinais onde os sinais fonte estão misturados. Assim, a aplicação desses métodos no cancelamento dos complexos QRS-T, parte do principio que a actividade auricular e a ventricular estão fisicamente desacopladas, sendo possível considerar ambas

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

como fontes bioeléctricas independentes. Todos os métodos estudados baseiam-se na teoria de *Blind Source Separation*, descrito a seguir.

A teoria de *Blind Source Separation (BSS)*, apresentado por J. J. Rieta [28], consiste na extracção de um número determinado de sinais fonte a partir da observação de uma mistura linear das fontes⁹. Assim, para obter as componentes auricular, ventricular e o ruído, é necessário recorrer a três derivações e encontrar a matriz de mistura correspondente. Esta matriz relaciona o potencial na superfície do epicárdio com o potencial na superfície do corpo humano, através de coeficientes de transferência, que dependem da geometria do epicárdio, da superfície do corpo e da posição dos eléctrodos. Assim, os sinais obtidos em cada derivação, são o somatório das contribuições parciais dos potenciais do coração (sinais fontes) multiplicadas pelos coeficientes de transferência da matriz de mistura. Depois de encontrada a matriz de mistura, a contribuição auricular pode ser recolhida, extraindo o sinal fonte da actividade auricular através das colunas correspondentes na matriz de mistura.

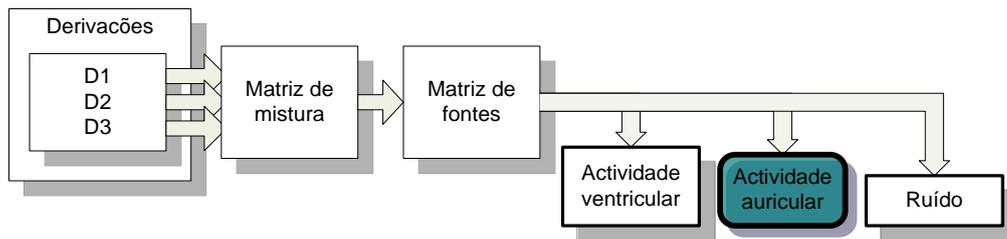


Figura 29 – Esquema do método *Blind Source Separation (BSS)* .

O método *Independent Component Analysis (ICA)*, apresentado por J. J. Rieta [29], revela algumas melhorias em relação ao método acima descrito. Estas melhorias provêm de uma análise prévia da natureza das fontes a serem extraídas – a actividade ventricular, auricular e o ruído, são consideradas como tendo um comportamento Super-Gaussiano, Sub-Gaussiano e Gaussiano, respectivamente -, e da aplicação de um reordenamento *kurtosis-based* à matriz de fontes SF. Este processo ordena as fontes consoante a sua natureza, colocando as fontes de natureza Super-Gaussiana de um lado, as de natureza Gaussiana no meio e as de natureza Sub-Gaussiana no outro lado, possibilitando assim uma melhor identificação da actividade auricular.

Não foi feita qualquer referência aos resultados obtidos por este autor.

⁹ $SD = MM.SF$, onde SD são os sinais provenientes das derivações, MM é a matriz de mistura e SF são os sinais fonte (sinais que devem ser separados)

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

O método *Principal Component Analysis (PCA)*, apresentado por F. Castells [30], fundamenta-se na hipótese de a actividade auricular e ventricular exibirem dependência temporal e apresentarem natureza Gaussiana, e aborda o método BSS de outro modo. Este método considera que os sinais de SD não provêm de derivações diferentes, mas sim, de uma única derivação segmentada nos vários batimentos cardíacos. A identificação dos sub-espacos auricular e ventricular é feita a partir da matriz de mistura, contribuindo as componentes ventriculares com maior potência e as auriculares com menor – facilmente distinguível visto que os valores da matriz de mistura decrescem radicalmente a seguir aos valores correspondentes à componente ventricular. Finalmente, depois de identificados os sub-espacos da actividade auricular, é realizado um mapeamento da actividade auricular, para os intervalos de tempo correspondentes, obtendo assim uma estimativa do sinal correspondente à actividade auricular no ECG.

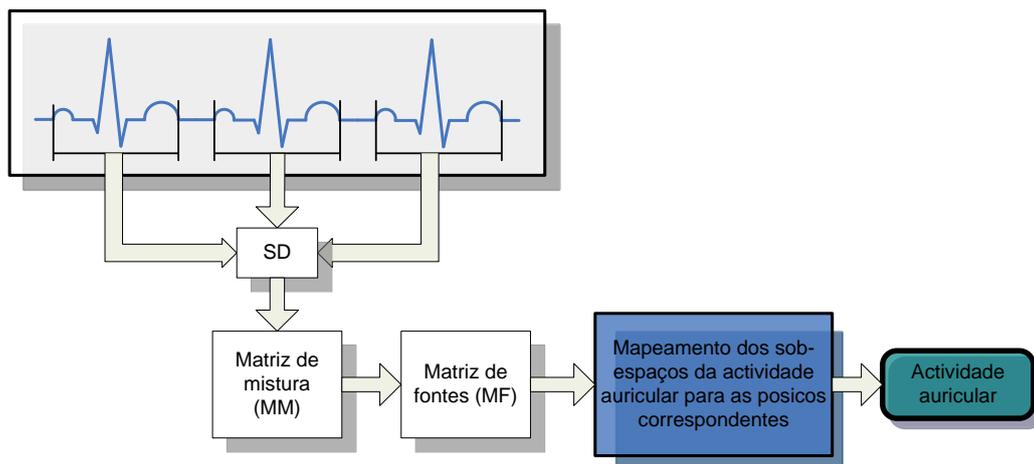


Figura 30 – Esquema do método *Principal Component Analysis (PCA)* .

No artigo publicado por este autor também não foi feita qualquer referência aos resultados obtidos.

Como foi referido anteriormente, os resultados obtidos através dos métodos ICA e PCA, não foram reportados, tendo sido apenas referido que, recorrendo a três parâmetros relacionadas com o espectro de frequências do sinal obtido - pico de frequência principal, concentração espectral que o rodeia e momento de segunda ordem, é possível verificar a correcta extracção da actividade auricular.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

O método *Wavelet Blind Separation (WBS)*, apresentado por C. Sanchez [31], é muito semelhante ao método BSS. As diferenças, residem utilização de uma transformada de wavelets para decompor o sinal proveniente de duas derivações, num conjunto de doze sinais - representações temporais e espectrais de cada derivação -, que posteriormente serão usados utilizados como SD, aumentando assim a quantidade de informação conhecida. A identificação da actividade auricular foi feita através da análise espectral, tendo sido escolhido o sinal com pico de frequência no intervalo 5-8Hz e com grande concentração espectral.

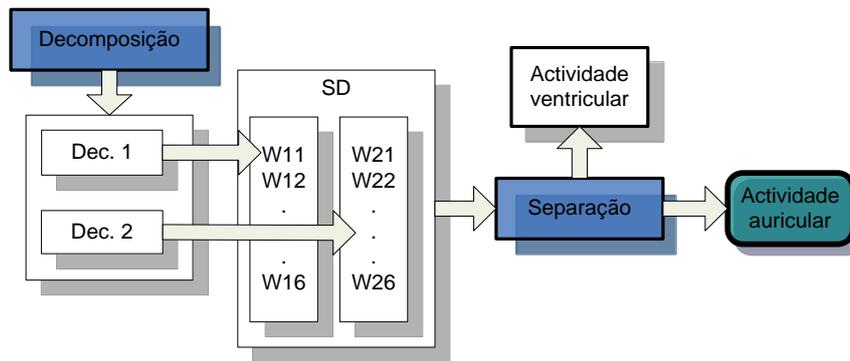


Figura 31 – Estrutura do algoritmo WBS

A eficácia deste método foi avaliada da mesma forma que nos métodos ABS₃ e SB, tendo sido encontrados os valores apresentados na Tabela 5.

	WBS
Correlação espectral	0.94±0.09
Correlação temporal	0.61±0.12
Pico Principal (Hz)	6.23±0.67
SCBP (concentração espectral)	0.91±0.16

Tabela 5 - Correlação espectral, correlação temporal, pico principal e proporção concentração espectral do sinal extraído, utilizando o método WBS

No método *Spatiotemporal Source Separation (SSS)*, apresentado por F. Castells [32], é feita uma análise estatística da natureza das fontes, sendo concluído que para a separação das fontes é necessário aplicar dois algoritmos de separação de fontes. Para a separação da actividade ventricular e auricular foi utilizado o método ICA, e posteriormente é aplicado o algoritmo *Second Order Blind Identification (SOBI)* - recorre à informação temporal - ao sinal extraído que contém actividade auricular, para o separar de outras fontes como o ruído e artefactos. Este algoritmo consiste numa matriz de mistura de fontes

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

independentes com diferentes conteúdos espectrais. A separação das fontes é feita através de uma análise de segunda ordem, onde também é considerada a informação temporal da fonte.

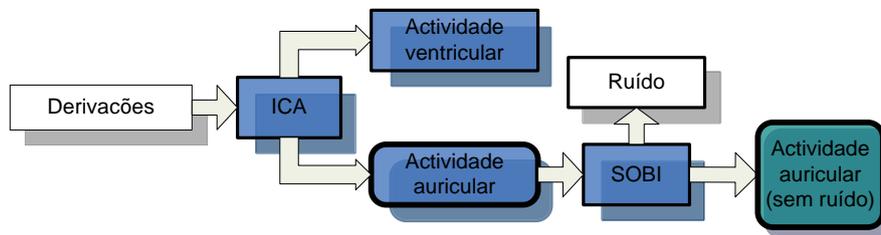


Figura 32 – Estrutura do algoritmo Spatiotemporal Source Separation.

A eficácia deste método é avaliada e comparada com o método ICA, através dos parâmetros SIR (*Signal to Inference Ratio*) e de correlação espectral, apresentados na Tabela 6.

	ICA	SSS
Correlação espectral	10.57±1.56	12.46±1.46
SIR	0.959±0.018	0.971±0.010

Tabela 6 - Correlação espectral e SIR do sinal extraído, utilizando o método SSS

2.6. DISCUSSÃO

A elaboração do estado da arte teve com objectivo principal, a aquisição de conhecimento sobre os algoritmos existentes nas áreas de segmentação de ECGs, detecção de PVCs e detecção de episódios AF.

Na área de segmentação de ECGs, foram estudados os algoritmos abordados por *Pan & Tompkins* [4] e por *Yan Sun* [5]. No entanto, foi possível obter informação sobre os resultados obtidos por outros algoritmos. Assim, foi possível verificar que o algoritmos apresentados por *Yan Sun* [5] e por *Pan & Tompkins* [4] apresentam os melhores resultados.

Na área de detecção de PVCs, foram estudados os métodos apresentados por *M. Chikh* [6] e por *A. Marques* [7]. Foi possível verificar que o método que apresenta melhores resultados, é apresentado por *M. Chikh* [6].

Este estudo tem como objectivo principal encontrar um ou mais algoritmos que apresentem bons resultados e cuja aplicabilidade no problema em questão, seja possível. Assim, é necessário comparar os resultados reportados pelos autores, em cada um deles. Contudo, a análise desses resultados torna-se complicada, visto que os parâmetros de avaliação variam de método para método. Ao longo deste documento foram encontrados os seguintes parâmetros de avaliação:

- Especificidade - Probabilidade de um sinal que contem um episódio de AF ser classificado como tal

$$SP = P \left(\frac{AF_{detectado}}{AF_{existente}} \right) \quad (5)$$

- Sensibilidade - Probabilidade de um sinal que não contem um episódio de AF, ser considerado normal

$$ES = P \left(\frac{AF_{não_detectado}}{AF_{não_existente}} \right) \quad (6)$$

- Eficácia - Percentagem de AFs correctamente detectadas
- MSE - Erro quadrático médio

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \text{Sinal (extraído)}_j - \text{Sinal (estimado)}_j^2 \quad (7)$$

- RS - Percentagem de complexos QRS incorrectamente cancelados
- Correlação espectral/temporal - Coeficiente de semelhança entre o sinal obtido e um sinal esperado, no domínio espectral e temporal

$$CC^2 = \frac{\sum x.y - n.\bar{x}.\bar{y}}{(\sum x - n\bar{x}^2)(\sum y^2 - n\bar{y}^2)} \quad (8)$$

onde x e y sinal/espectro obtido e esperado, respectivamente.

- Pico Principal - Pico de frequência espectral
- Proporção PPBP - Proporção entre a energia do intervalo que contem o pico principal e o espectro restante

$$PPBP = \frac{\text{Energia}_{[pico\ principal]}}{\text{Energia}_{[espectro]}} \quad (9)$$

- SCBP - Concentração espectral
- SIR - *Signal to Inference Ratio*

$$SIR(dB) = -10 \times \log_{10}(MSE) \quad (10)$$

- SNR (*Signal to Noise Ratio*)

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{sinal}}}{P_{\text{ruído}}} \right) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{intervalos(QRST)}}}{P_{\text{intervalos(PQ)}}} \right) \quad (11)$$

- Redução do erro de cancelamento - Comparação do método STC com ABS

A partir destes parâmetros de avaliação e acrescentando o parâmetro NVD – Necessidade de Várias Derivações - é apresentada a tabela 5.

Métodos			Parâmetro de avaliação																											
			Sensibilidade (%)		Especificidade (%)		Predição Positiva (%)		Eficácia (%)		MSE		Correlação		Pico Principal (Hz)		Proporção PPBP		SCBP		SIR		SNR		Redução do erro de cancelamento (%)		RS (%)		NVD	
			complexo QRS	onda T	espectral	temporal																								
Análise da onda P	Hidden Markov		76	70																									S	
	F. Gaussianas		70	63																									N	
do do ritmo cardíaco	Hidden Markov		96.09	86.79																									N	
	Índices lineares e não lineares	P	93.3		94																									N
M		93.3		79																									N	
MCCE		93.3		73																									N	
	Histogramas		RR	53.9	98.2																									N
			ΔRR	93.2	96.7																									N
CAP			91	89																									N	
Cancelamento da actividade ventricular	Wavelets	1				0.87 ± 0.10	0.55 ± 0.12	6.37 ± 0.71	0.71 ± 0.14															N						
		2															23±3		N											
	Redes neuronais																7±4		S											
	Average Beat Subtraction	ABS ₃		1.09 ± 0.19	1.13 ± 0.12															4.6	N									
		SB		0.12 ± 0.04	0.45 ± 0.10															3.1	N									
	MBS		78	92,7																									N	
Separação de fontes	STC																28		N											
	BSS				100																									S
	ICA						10.57 ± 1.56					0.959 ± 0.018					S													
	PCA																										N			
	WBS						0.94 ± 0.09	0.61 ± 0.12	6.23 ± 0.67		0.91 ± .16					S														
	SSS						12.46 ± 1.46					0.971 ± 0.010					S													

Tabela 7 – Parâmetros de avaliação de eficácia e métodos estudados

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Comparando os métodos dentro de cada categoria, é possível verificar que dos métodos de análise da onda P, o melhor é o que utiliza o modelo de *Hidden Markov* (sensibilidade/especificidade de 76/70%), dos métodos que analisam a variação do ritmo cardíaco, o melhor é o que utiliza índices lineares e não lineares (sensibilidade/predição positiva de 93.3/94.4% e dos métodos que cancelam a actividade auricular, não foi possível fazer uma comparação quantitativa, sendo apenas feita uma avaliação qualitativa, de seguida.

Visto que este estudo foi direccionado especialmente para os métodos de cancelamento da actividade ventricular, iremos dedicar uma especial atenção à análise dos resultados a eles relativos. Assim, é possível verificar que dos métodos ABS₃ e SB, o que apresenta maior eficácia é o SB, dos métodos *Wavelets 2*, ICA, PCA, WBS e SSS, o que apresenta melhor eficácia é o métodos SSS (*Spatiotemporal Source Separation*), e dos métodos *Wavelets 1* e Redes Neurais, o que apresenta melhor eficácia o *Wavelets 1*. Os métodos MBS e STC não são passíveis de ser comparados entre si ou com qualquer um dos outros. Para além da eficácia, também é necessário ter em conta o numero de derivações necessárias à aplicação do método. Assim, visto que este estudo visa encontrar um método passível de ser aplicado recorrendo a apenas uma derivação, todos os métodos que necessitam de mais do que uma derivação, devem ser descartados. Os métodos descartados são facilmente visualizados na ultima coluna da tabela – estão assinalados com um S. Restam, assim, os métodos que utilizam *wavelets*, os métodos que se baseiam em *Average Beat Subtraction* e o método PCA.

Dos métodos passíveis de serem implementados, é possível fazer uma avaliação qualitativa, recolhendo as vantagens e desvantagens encontrados pelos autores durante a implementação dos mesmos.

Metodo	Vantagens	Desvantagens
Wavelets 1	Não é sensível a variações morfológicas do complexo QRS-T	
	Não cancela ondas P escondidas por PVCs	
ABS 3		Necessidade de ECGs com actividade ventricular regular
SB		Usa o cancelamento da onda T para estimar o resto da actividade auricular. Por vezes a actividade auricular também é cancelada.
MBS		Sensível a variações morfológicas do complexo QRS-T (Ex.: PVCs)
STC	Não é sensível a variações morfológicas do complexo QRS-T	

Tabela 8 – Vantagens e desvantagens dos métodos passíveis de serem aplicados

A observação da Tabela 8 sugere que os métodos que melhores resultados permitem obter são o método apresentado por *L. Senhadj [22]*, baseado em wavelets e o método *Spatiotemporal QRS-T Cancellation*, visto que não são sensíveis a variações de morfologia dos complexos QRS-T. Por outro lado, o método apresentado por *C. Sanchez [23]*, baseado em wavelets, apresenta maior correlação temporal que o método *Principal Component Analysis*, e o método *Spatiotemporal QRS-T Cancellation* reduz o erro de cancelamento dos complexos QRS-T para aproximadamente 28%, em relação aos métodos tradicionais baseados em *Average Beat Subtraction*, através do alinhamento rotação e modificação do tamanho do complexo QRS-T a ser subtraído ao sinal original.

2.7. CONCLUSÃO

Durante a elaboração do estado da arte foram estudados algoritmos de segmentação de ECGs, de detecção de PCCs de detecção de AFs, visando fornecer uma base teórica para a implementação de um algoritmos capazes de solucionar estas questões. Assim, com vista na criação de um algoritmo, para posterior integração, é necessário tomar a decisão de quais as ideias bases iram ser adoptadas.

Dos algoritmos de segmentação de ECGs, como foi possível verificar ambos os métodos estudados apresentam grande potencial, no entanto, o método apresentado por *Pan & Tompkins [4]* apenas está direccionado para a

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

detecção dos picos R. Visto que o objectivo do algoritmo a ser criado não se remete apenas a extracção desta característica, o algoritmo que melhor se enquadra com os objectivos traçados é o apresentado por *Yan Sun* [5].

Na área de detecção de PVCs, apenas foram apresentados dois algoritmos, sendo que o que apresenta melhores resultados foi apresentado por *M. Chikh* [6]. No entanto, visto que já existe algum conhecimento no campo das heurísticas, serão retiradas ideias de ambos, com vista na criação de um algoritmo mais robusto e eficaz.

Dos vários algoritmos de detecção de episódios de AF analisados, foi possível verificar que os algoritmos que obtiveram melhores resultados, e que melhor se adequam, são o que se baseia em indicies lineares e não lineares, apresentado por *S. Cerutti* [11] e os que se baseiam em *wavelets*, apresentado por *L. Senhadj* [22] e por *C. Sanchez* [23]. Assim, apesar do estudo feito ter incidido principalmente sobre métodos de análise da actividade auricular, serão abordados com maior profundidade os métodos anteriormente referidos. Para além, destes algoritmos, as ideias abordadas por *G. Moody* [10], que se baseiam no modelo de *Hidden Markov*, também suscitaram alguma curiosidade, sendo assim um potencial alvo de pesquisa.

3. CONTRIBUIÇÕES

No presente trabalho são abordadas as áreas de segmentação de ECGs, de detecção de PVCs e de detecção de episódios de Fibrilhação Auricular. Visando a implementação de algoritmos de análise nestas áreas, foram estudados os métodos já existentes na literatura, apresentados no estado da arte. No entanto o objectivo deste trabalho, não se limita apenas ao estudo e implementação destes métodos. O objectivo deste trabalho reside também em melhorar e inovar a partir dos métodos estudados.

Neste capítulo serão apresentados os métodos estudados com maior detalhe, bem como as contribuições introduzidas em cada um deles e consequentemente em cada uma das áreas abordadas.

Antes de mais, é necessário referir que a generalidade dos métodos de análise de ECGs tem como base a segmentação do ECG. Nesta área foram estudados dois métodos que foram apresentados por *Pan & Tompkins [4]* e por *Yan Sun [5]*. Ambos os métodos apresentam resultados muito bons. No entanto, apesar de o método apresentado por *Pan & Tompkins [4]* poder ser utilizado na detecção das várias ondas características, o método original, apenas se encontra direccionado para a detecção dos picos R. Por essa razão foi escolhido o segundo método para implementação, apresentado por *Yan Sun [5]*.

Por outro lado, como já foi referido, para analisar correctamente os episódios de AF é necessário excluir previamente os PVCs dessa análise. Na área de detecção de PVCs também foram estudados dois métodos, introduzidos respectivamente por *M. Chikh [6]* e por *A. Marques [7]*. Com base nas ideias apresentados por estes autores e em ideias posteriormente aprofundadas foi possível criar um algoritmo capaz de discriminar este tipo de arritmias.

Encontrados os PVCs é agora possível realizar a detecção de episódios AF. Nesta área foram estudados vários métodos, sendo que aqueles que se apresentaram mais promissores foram abordados nesta fase. A análise da onda P foi realizada recorrendo a um método não documentado, que será posteriormente aprofundado. Na análise da variabilidade do ritmo cardíaco foi abordado o método apresentado por *G. Moody [10]*. Na análise da actividade auricular, foram abordados os métodos apresentados por *L. Senhadj [22]*, por *C.*

Sanchez [23] e por S. Cerutti [11] – neste caso, aplicado no contexto de análise da actividade auricular. Por outro lado, também foram abordadas outras técnicas como por exemplo, o algoritmo de *splitting*. Estas técnicas serão denominadas por *outros índices*.

Os algoritmos a seguir apresentados, introduzem conceitos matemáticos que ainda não foram aprofundados. Visando uma apresentação clara destes algoritmos, é necessário antes de mais apresentar estes conceitos.

3.1. CONCEITOS MATEMÁTICOS

Nos algoritmos abordados de seguida são apresentados conceitos: coeficiente de correlação; entropia; divergência de *Kullback-Leibler* e transformada discreta de *Fourier*. Estes conceitos podem ser encontrados no Anexo 1.

3.2. SEGMENTAÇÃO DE ECGs

No presente trabalho foi implementado um algoritmo de segmentação de ECGs que teve como base o algoritmo apresentado por Yan Sun [5]. Este algoritmo baseia-se em na transformação do sinal recorrendo à derivada morfológica em multi-escala. Através desta técnica pretende-se extrair a posição das ondas características de um ECG – ondas P, T e complexo QRS. No entanto, o algoritmo apresentado revelou algumas carências, entre as quais se encontra a baixa especificidade na detecção dos complexos QRS.

O trabalho realizado incidiu fundamentalmente na implementação e melhoria desta técnica. Através de conceitos como, por exemplo, o coeficiente de correlação, foi possível aumentar a capacidade de selecção das características da derivada do sinal que correspondem a características do ECG.

Como foi referido anteriormente, este algoritmo envolve conceitos que devem ser previamente apresentados. Assim, de seguida serão apresentados os conceitos de morfologia em multi-escala utilizados e, conseqüentemente, será apresentado o algoritmo em questão, e as contribuições introduzidas no âmbito deste trabalho.

3.2.1. **MORFOLOGIA EM MULTI-ESCALA**

Matematicamente a morfologia é uma ferramenta que se baseia na teoria de que os objectos de um sinal podem ser considerados como conjuntos. As suas operações básicas, são, normalmente, aplicadas entres dos conjuntos, X e Y, onde X é o sinal a ser analisado e Y é um elemento estruturante que oferece grande flexibilidade devido à possibilidade de escolha de vários tamanhos e formas. Por outro lado, uma operação de multi-escala não é mais do que uma operação que obedece a uma propriedade adaptativa de um semi-grupo. Assim, se considerarmos T_s como um operador de multi-escala na escala s para o sinal f, este operador obedece a uma propriedade de um semi-grupo, se:

$$T_s T_r(f) = T_{s+r}(f) \tag{12}$$

onde r e s são escalas diferentes.

Num espaço não linear está provado que os operadores morfológicos de erosão e dilatação obedecem à propriedade do semi-grupo. Assim, se considerarmos que $D_s(f)$ corresponde a uma dilatação e que $E_s(f)$ corresponde a uma erosão na escala s do sinal f, estes operadores podem ser expressos por:

$$E_s(E_r(f)) = E_{s+r}(f) \tag{13}$$

$$D_s(D_r(f)) = D_{s+r}(f) \tag{14}$$

É então possível usar operadores morfológicos em análise de multi-escala.

Agora é necessário introduzir os operadores morfológicos em funções. Se considerarmos uma função $f: D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, e uma função $g_s: G_s \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, com $s > 0$, podemos definir as operações morfológicas como: \ominus

- Dilatação:

$$(f \oplus g_s)(x) = \sup_{t \in (G_s \cap D_x)} f(x-t) + g_s(t) \tag{15}$$

- Erosão:

$$(f \ominus g_s)(x) = \inf_{t \in (G_s \cap D_x)} f(x-t) + g_s(t) \tag{16}$$

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Onde D_x é a translação de D , $D_x = x + t : t \in D$, $\sup(f)$ e $\inf(f)$ correspondem a máximo e mínimo global e g_s é a função estruturante na escala s . A partir destes operadores é possível estabelecer outros dois operadores a que iremos chamar de abertura e fecho, sendo definidos por:

- Abertura:

$$f \circ B = f \ominus B \oplus B \quad (17)$$

- Fecho:

$$f \bullet B = f \oplus B \ominus B \quad (18)$$

O operador de abertura pode ser interpretado como um deslizamento do elemento estruturante sobre um sinal, resultando daí os pontos mais elevados alcançados por este elemento, enquanto o operador de fecho pode ser interpretado como o deslizamento do elemento estruturante invertido, resultando daí os pontos mais baixos alcançados por este elemento.

Com base nos operados morfológicos acima referidos ,é agora possível definir o conceito de derivada morfológica. Assim, considerando um sinal $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, é possível caracterizar as derivadas de um ponto singular no espaço uni-dimensional, como:

- Derivada à esquerda:

$$D_f^-(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x) - f(x-h)}{h} \quad (19)$$

- Derivada à direita:

$$D_f^+(x) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \quad (20)$$

Analogamente, usando a derivada morfológica em multi-escala é possível definir:

- Derivada à esquerda:

$$M_f^-(x) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{f(x) - (f \ominus g_s)(x)}{s} \quad (21)$$

- Derivada à direita:

$$M_f^+(x) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{(f \oplus g_s)(x) - f(x)}{s} \quad (22)$$

A derivada morfológica em multi-escala, é usada para caracterizar a diferença entre as derivadas à esquerda e à direita, podendo ser representada por:

$$\begin{aligned} M_f^d(x) &= M_f^+(x) - M_f^-(x) \\ &= \lim_{s \rightarrow 0} \frac{(f \oplus g_s)(x) - f(x)}{s} - \lim_{s \rightarrow 0} \frac{f(x) - (f \ominus g_s)(x)}{s} \\ &= \lim_{s \rightarrow 0} \frac{(f \oplus g_s)(x) + (f \ominus g_s)(x) - 2f(x)}{s} \end{aligned} \quad (23)$$

A versão na escala s de M_f^d , pode ser então definido por M_f^{ds} :

$$M_f^{ds}(x) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{(f \oplus g_s)(x) + (f \ominus g_s)(x) - 2f(x)}{s} \quad (24)$$

Assim, com base nesta derivada é possível corresponder os seus máximos e mínimos locais aos pontos característicos do sinal, ou seja às ondas características. Esta relação é ilustrada na Figura 33.

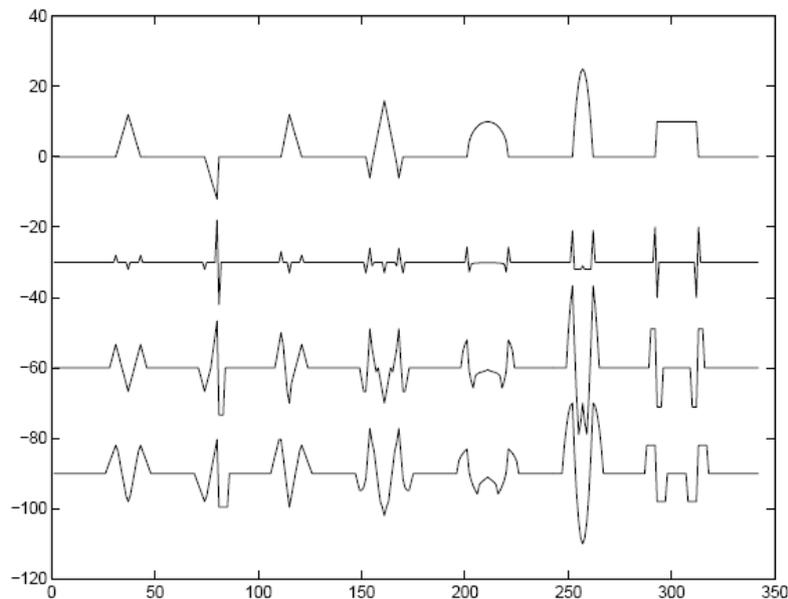


Figura 33 – Derivada morfológica em diferentes escalas s de um sinal simulado (figura original de [33]). Em cima, os quatro gráficos correspondem ao sinal simulado, e às suas derivadas morfológicas nas escalas $s=1$, $s=3$, $s=5$

3.2.2. ALGORITMO IMPLEMENTADO

O algoritmo proposto por Yan Sun [5], é constituído por duas etapas preliminares de processamento do sinal e por uma última fase onde são identificadas as ondas características dos ECG, apresentadas na Figura 34. Estas fases serão apresentadas de seguida, sendo posteriormente identificadas as contribuições introduzidas no algoritmo.

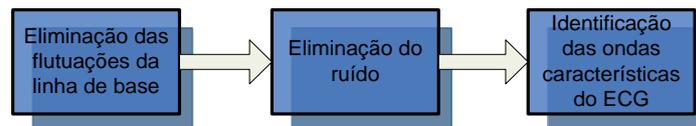


Figura 34 – Algoritmo proposto por Yan Sun [5]

Nas etapas preliminares de processamento do sinal é realizada a eliminação das flutuações da linha de base e a eliminação do ruído. Ambas as transformações recorrem a operações de fecho e de abertura. No entanto, estas operações são realizadas por ordens diferentes e com elementos estruturantes diferentes em cada uma das transformações.

A eliminação das flutuações da linha de base é realizada recorrendo a dois elementos estruturantes, B_o e B_c , da qual resulta uma aproximação da linha de base que é subtraída posteriormente. Assim, a aproximação da linha de base pode ser extraída realizando uma operação de abertura com o elemento B_o , para a remoção dos picos do sinal, seguida de uma operação de fecho e, conseqüente, remoção dos vales. A aproximação da linha de base pode ser descrita por:

$$f_b = f_o \circ B_o \bullet B_c \quad (25)$$

onde f_b é a aproximação da linha de base e f_o é o sinal a ser original. A correcção da flutuação da linha de base pode então ser alcançada por:

$$f_{bc} = f_o - f_b \quad (26)$$

onde f_{bc} é o sinal sem flutuações da linha de base.

A escolha dos elementos estruturas baseou-se em duas características, que são:

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

1. A duração das ondas características
2. A frequência de amostragem do sinal

Visto que as operações de abertura e fecho suprimem os picos e os vales do sinal, deve ser tomado em conta a largura das ondas características para que estas não sejam suprimidas. A largura do elemento estruturante deve então ser maior do que a largura das ondas características. Se considerarmos a duração da onda característica como T_s , em segundos, e a frequência de amostragem F_s , em Hz, a largura da onda característica é dada por:

$$L = T_s \times F_s \quad (27)$$

Por outro lado, visto que a operação de fecho é realizada depois da operação de abertura, é necessário escolher um novo elemento estruturante para a realização desta operação, maior do que o primeiro elemento estruturante. Com base na largura das ondas P, T e QRS que, geralmente, é inferior a 0.2s, é definida a largura L_o e L_c como:

$$\begin{aligned} L_o &= 0.2 \times F_s \\ L_c &= L_o \times 1.5 \end{aligned} \quad (28)$$

A eliminação do ruído recorre a um par de elementos estruturantes definido como $B_{par} = B_1, B_2$, onde $B_1 \neq B_2$, isto é, diferem na morfologia, mas têm largura igual. Assim é possível definir o sinal sem ruído como:

$$\begin{aligned} f &= \frac{1}{2} (f_{bc} \bullet B_{par} + f_{bc} \circ B_{par}) \\ &= \frac{1}{2} (f_{bc} \oplus B_1 \ominus B_2 + f_{bc} \ominus B_1 \oplus B_2) \end{aligned} \quad (29)$$

onde f é o sinal sem ruído e sem flutuações da linha de base e f_{bc} é o sinal sem flutuações da linha de base.

A escolha dos elementos estruturantes reside nas características morfológicas do sinal. Assim, para B1 foi escolhida uma forma triangular e para B2 foi escolhida uma recta. A escolha de uma forma triangular para B1 baseia-se no facto de as ondas características do sinal apresentarem aproximadamente esse formato e, assim, não serem suprimidas pelas operações morfológicas, enquanto que a escolha de uma linha recta para B2 visa a remoção do ruído. Por outro lado, estes dois elementos são da mesma largura para não introduzir

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

distorções no sinal. Foram então escolhidos os elementos estruturantes $B1 = (0, 1, 5, 1, 0)$ e $B2 = (0, 0, 0, 0, 0)$.

Eliminados a flutuação da linha de base e o ruído, procede-se à realização dos seguintes passos:

1. Aplicação da transformação morfológica ao sinal original, definida pela equação (24).
2. Detecção dos máximos e mínimos locais de M_f^{ds} .
3. Os mínimos locais com amplitude maior do que o limiar ThR, são considerados picos R. ThR é um limiar adaptativo, que corresponde ao maior valor dos valores mais baixos (5%), de M_f^{ds} .
4. O primeiro máximo à esquerda do pico R, é considerado o início da onda R, enquanto que o primeiro máximo à direita é considerado fim.
5. O primeiro mínimo a esquerda da onda R, é considerado o início da onda Q, enquanto que o primeiro mínimo à direita é considerado o fim da onda S. Se estes mínimos não forem encontrados, é considerado que a onda Q ou S, não existe, respectivamente.
6. O primeiro máximo, primeiro mínimo e segundo máximo à esquerda, da onda Q, é considerado o fim, pico e início da onda P, respectivamente.
7. À direita da onda S, é realizado um procedimento análogo a 6. Com este procedimento, são encontrados o início, pico e fim da onda T.

A correspondência entre os pontos característicos da derivada morfológica e do sinal f são ilustrados na Figura 35.

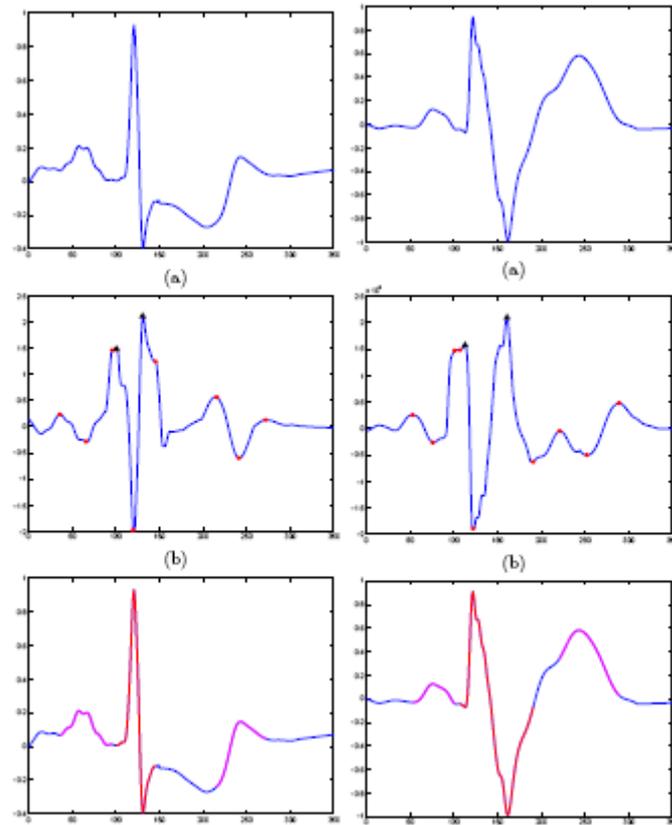


Figura 35 – Correspondência entre os pontos característicos da derivada morfológica e do sinal f_0 . À esquerda encontra-se um batimento normal. À direita encontra-se um PVC. (Imagem original de [33])

Durante a implementação do algoritmo apresentado, foram encontradas algumas carências. Constatou-se que algoritmo revela falta de especificidade na detecção das ondas características – como revela o estado da arte -, e não está direccionado para uma detecção de picos R invertidos, sendo que o trabalho realizado incidiu fundamentalmente, no solucionamento destas carências. Assim, o algoritmo foi implementado conforme foi apresentado acima, sendo, posteriormente, integradas técnicas que visam o seu melhoramento. Os pontos de maior destaque, são:

1. Utilização de diferentes escalas para a transformação do sinal, dependendo das ondas a serem detectadas.
2. Aplicação de um limiar mais restritivo na detecção das ondas R.
3. Generalização da detecção dos picos R.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

4. Alargamento do intervalo de procura das ondas P e T, não submetendo à detecção dos pontos característicos apenas aos primeiros máximos e mínimos
5. Utilização de índices para selecção das ondas características.

Antes de aprofundar as contribuições introduzidas no algoritmo, é fundamental dizer que este foi estruturado para ser aplicado em janelas de um ECG, consecutivamente, estando assim de acordo com os objectivos gerais do projecto – aplicação em tempo real. A duração das janelas foi definido como 12s, no entanto, estas podem tomar outros valores.

De seguida serão apresentadas as contribuições introduzidas em 3 campos relacionados directamente com as ondas características. Serão, apresentadas as contribuições na detecção dos complexos QRS, das ondas T e P.

3.2.2.1. DETECÇÃO DOS COMPLEXOS QRS

Aquando da implementação deste módulo, verificou-se que o algoritmo apresentado anteriormente exhibe algumas lacunas. Estas lacunas prendem-se com a detecção de complexos QRS invertidos e com a especificidade na detecção dos mesmos, como foi referido no estado da arte. Assim, as contribuições introduzidas visam solucionar estas duas lacunas.

Visto que o algoritmo apresentado se baseia numa transformação morfológica em multi-escala, é necessário antes de mais definir a escala usada na mesma. *Yan Sun [5]* estabeleceu uma escala $s=20$ para sinais com frequência de amostragem $F_s=360$ Hz e $s=15$ para sinais com frequência de amostragem $F_s=250$ Hz. Neste caso, foi estabelecida a escala definida pela equação (30).

$$s = 0.035 \times F_s \quad (30)$$

Aplicando a transformação morfológica ao sinal f , definido na equação (24), obtém-se a derivada morfológica M_f^{ds} . Como é possível observar na Figura 36, quando um complexo QRS está invertido, a M_f^{ds} correspondente também se encontra invertida.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

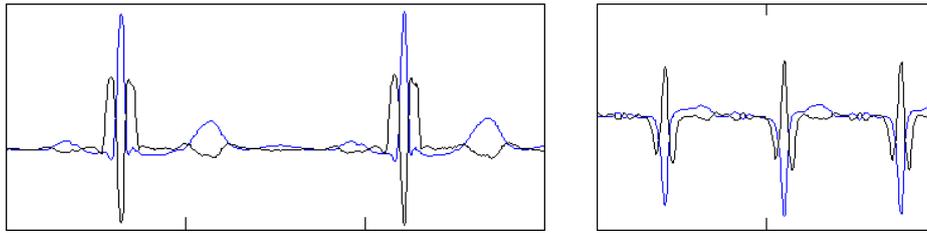


Figura 36 – À esquerda, encontram-se, a azul, dois picos R positivos, e a sua derivada morfológica, a preto. À direita, encontram-se, a azul, três picos R invertidos e a sua derivada morfológica a preto

Recorrendo ao passo 3 do capítulo anterior, é possível detectar a zona do complexo QRS, mas não é possível detectar correctamente o pico R, visto que o mínimo detectado na derivada morfológica é correspondido a um pico R, quando realmente, corresponde ao fim ou ao início desta onda. Para solucionar este problema foram adoptados os seguintes passos:

1. Alteração do limiar apresentado no passo 3
2. Exclusão de batimentos cujo distancia entre eles seja menor do que a distancia mínima do ponto de vista fisiológico
3. Detecção dos picos R consoante a direcção da maior deflexão do sinal
4. Aplicação de um limiar baseado na amplitude da derivada morfológica

O limiar Th_R foi alterado para o maior dos menores valores (10%) da derivada morfológica. A escolha deste limiar baseou-se no facto de que, quando os picos R estão invertidos, os picos negativos da derivada morfológica aumentam para o dobro. Depois, de calculado este limiar, são detectados todos os mínimos da derivada morfológica, cujas distancias entre eles não são menores do que 0.25s – a distancia mínima entre dois picos R, do ponto de vista fisiológico é de aproximadamente 0.25s. A partir destes mínimos, apenas são considerados os valores menores do que o limiar Th_R . Depois de encontrados os mínimos, para cada um deles é feita uma procura do máximo e do mínimo no sinal f numa janela de 0.25s a volta do mínimo em questão – a escolha do tamanho desta janela residiu no facto de os complexos QRS, apresentarem normalmente, uma largura de 0.2s [34]. Caso o máximo seja maior do que o metade do mínimo, o pico R é considerado positivo, caso contrario, o pico R é considerado negativo – esta relação prende-se com o facto de alguns complexos QRS, por vezes, apresentarem um onda Q ou S, bastante negativa,

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

não correspondendo no entanto a picos R negativos. Na Figura 37 estão representados, um pico R negativo, assinalado com um círculo vermelho e um pico R positivo, assinalado com um círculo rosa. É possível observar que ambos os picos apresentam grande negatividade.

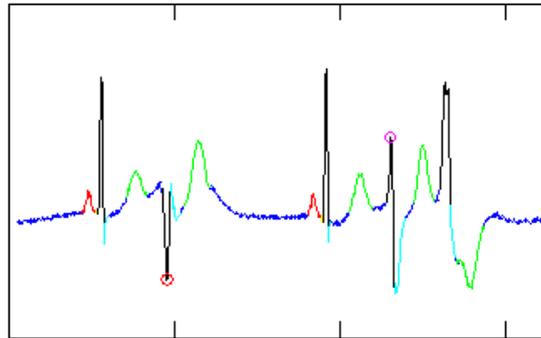


Figura 37 – Exemplos de ondas R negativas e positivas.

A detecção do início e o fim da onda R depende agora da posição do pico R. Caso o pico R seja negativo, o início e fim da onda R correspondem não aos primeiros máximos à esquerda e à direita, mais sim, aos primeiros mínimos, respectivamente. Analogamente, o início e o fim das ondas Q e S, correspondem aos máximos seguintes, à esquerda e à direita da onda R, respectivamente.

Depois de detectados os complexos QRS, foi necessário introduzir mais um limiar de restrição, com vista no aumento da especificidade da detecção destes complexos. Este limiar visa excluir todas as ondas R detectadas até então, cujo declive seja pouco acentuado. Normalmente estas ondas excluídas representam ondas T, com altura e declive mais acentuado. Assim, foi estabelecido que as ondas R, cuja amplitude da derivada morfológica à esquerda e à direita fosse menor do que 60% da média das amplitudes de cada janela, não são considerados ondas R. O valor de 60% foi encontrado por tentativa e erro.

3.2.2.2. DETECÇÃO DAS ONDAS P E T

Na detecção das ondas P e T, observou-se que a metodologia apresentada anteriormente, apresenta alguns pontos fracos. Verificou-se que nos ECGs representativos de algumas patologias, os pontos característicos das ondas P e T não correspondiam aos pontos característicos especificados anteriormente.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Em ECGs de pessoas saudáveis, as ondas P e T estão imediatamente antes e depois do complexo QRS. No entanto, existem algumas patologias¹⁰ em que estas ondas se encontram mais afastadas. Por outro lado, existem patologias em que as ondas P ou T, simplesmente não existem, como é o caso dos PVCs e da Fibrilhação Auricular.

As contribuições introduzidas nestes módulos, concentram-se fundamentalmente no solucionamento destas problemáticas. Assim, foram aplicadas novas metodologias à ideias apresentadas anteriormente, que são:

- Segmentação de batimentos
- Selecção das ondas características recorrendo também ao sinal original
- Comparação das ondas características com um modelo ideal
- Selecção das ondas características com base em padrões standard

Estas metodologias foram utilizadas de igual modo, na detecção das ondas P e das ondas T, apenas diferindo apenas diferindo em aspectos específicos, relativos a cada uma destas ondas. Estes aspectos são:

1. Escala utilizada na transformação morfológica
2. Intervalo de procura das ondas características
3. Padrões de amplitude e largura utilizados na selecção das ondas características
4. Modelos utilizados na comparação com as ondas características

De seguida será apresentado o módulo genérico utilizado, reservando os aspectos específicos para o final desta secção.

Os primeiros dois parâmetros a serem definidos são a escala da transformação morfológica a ser realizada e o intervalo temporal onde as ondas características podem estar situadas. Como já foi referido, estes parâmetros dependem da onda a ser detectada. Encontrados os dois parâmetros iniciais, procede-se à transformação de f , resultando M_f^{ds} . Os máximos e mínimos locais de f e de M_f^{ds} , são então detectados. Visando a eliminação dos máximos

¹⁰ Ex.: Bloqueio; Síndrome do QT longo

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

e mínimos locais de M_f^{ds} , cuja amplitude é extremamente baixa, ou seja, que representam um declive perto de zero, no sinal original, são calculados dois limiares, apresentados de seguida:

$$th_1 = \overline{M_f^+(x)} \times 0.1 \quad (31)$$

$$th_2 = \overline{M_f^-(x)} \times 0.1 \quad (32)$$

onde $\overline{M_f^+(x)}$ e $\overline{M_f^-(x)}$, são a média dos valores positivos e negativos da derivada morfológica, respectivamente. Todos os máximos da derivada morfológica, menores do que th_1 , e todos os mínimos da derivada morfológica maiores do que th_2 , são excluídos.

Depois de encontrados os extremos, é agora necessário encontrar os conjuntos de pontos característicos correspondentes ao início, pico e fim das ondas características. Estes conjuntos, são encontrados, percorrendo os máximos e mínimos locais e encontrando os mínimos e máximos locais que os rodeiam, respectivamente. Desta forma, é possível encontrar dois tipos de conjuntos característicos:

$$O_p = \text{max,min,max} \quad (33)$$

$$O_n = \text{min,max,min} \quad (34)$$

onde O_p representa o conjunto das localizações dos extremos correspondentes a uma onda positiva, e O_n representa o conjunto das localizações dos correspondentes a uma onda negativa. Estes conjuntos são ilustrados na Figura 38.

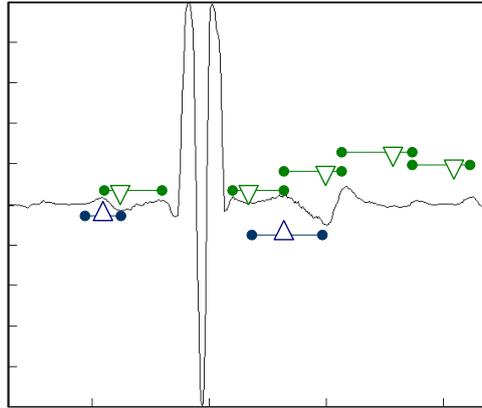


Figura 38 – Exemplos de conjuntos característicos. A azul estão representados os conjuntos O_p e a verde os conjuntos O_n .

Com base nestes conjuntos, e nos extremos do sinal original, é feita uma exclusão de todos os conjuntos característicos cujo pico, não esteja contido numa janela temporal de 0.14s centrada num extremo local de f - máximo no caso de O_p e mínimo no caso de O_n .

Depois de encontrados os conjuntos característicos, é agora possível fazer uma selecção dos conjuntos que não obedecem aos padrões de amplitude a largura definidos pela literatura. Neste caso, os padrões utilizados, correspondem a um estudo feito previamente recorrendo à base de dados disponibilizada. A partir desta base de dados foi possível retirar todos os valores de amplitude e largura das ondas caracteristicas, e excluir todas os conjuntos característicos cuja onda em f (sinal previamente processado), não se encontre dentro destes padrões.

A ultima fase deste módulo, visa seleccionar o conjunto característico que melhor à onda característica a ser detecta. Esta selecção é realizada com base em dois princípios fundamentais:

1. Semelhança morfológica (índices C e D)
2. Fisiologia (proximidade do complexo QRS)

Assim, foram calculados dois índices aos quais podemos chamar C e D. O índice C é o coeficiente de correlação entre uma onda característica modelo e a onda característica no sinal original f_o , correspondente ao conjunto característico em questão. Para o calculo deste índice, é necessário escolher uma onda característica modelo, negativa ou positiva, dependendo do conjunto característico em questão, O_p ou O_n , respectivamente. Para o

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

calculo do índice D foi utilizado o sinal f . O índice D, é uma medida de dispersão, definido por:

$$D = \frac{f(m) - L(m)}{m(M) - m(1)} \times \max f(m) \quad , m(i) = O_1, \dots, O_N \quad , i=1, \dots, M \quad (35)$$

onde f é o sinal processado correspondente à janela temporal do conjunto característico em questão – sem flutuações da linha de base e sem ruído –, L é uma linha recta que une o primeiro e ultimo ponto de f correspondente ao conjunto em questão, e m é a janela temporal correspondente ao conjunto característico em questão. Este processo é ilustrado na

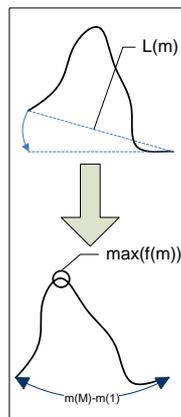


Figura 39 – Processo de obtenção do índice D

Com base nestes dois índices foi possível fazer uma selecção do conjunto que melhor caracteriza a onda característica em questão. São encontrados os conjuntos característicos correspondentes aos dois maiores valores de cada índice. Caso o maior valor de cada índice corresponda ao mesmo conjunto característico, é escolhido esse conjunto. Caso contrario, são escolhidos os conjuntos seleccionados, os que correspondem ao maior valor de cada índice. É calculada a diferença entre os índices C correspondentes a cada um dos conjuntos e, caso diferença seja maior do que 0.1, é escolhido o conjunto característico com maior índice C. Se, por outro lado, a diferença for menor do que 0.1, ou seja, existem duas possíveis ondas muito semelhantes, é escolhido o conjunto característico que esta mais perto do complexo QRS. Estes passos são ilustrados no fluxo grama da

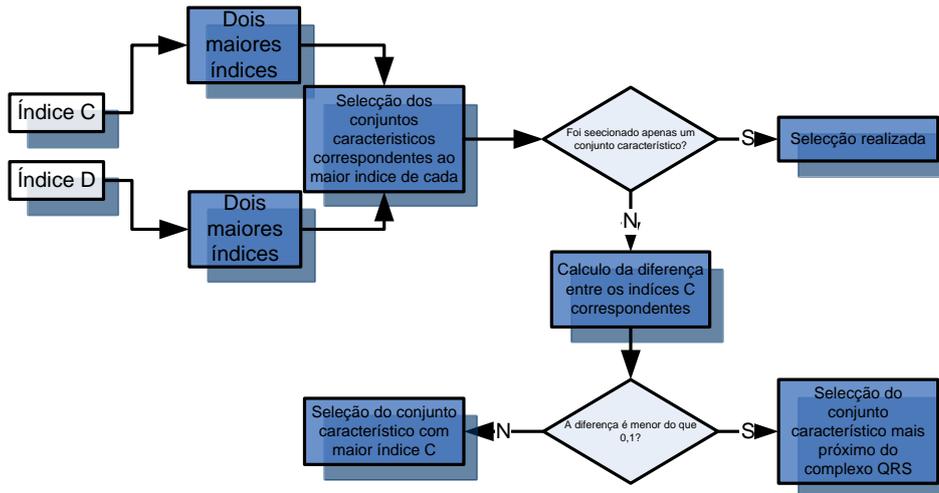


Figura 40 – Fluxograma do módulo final de selecção de conjuntos característicos

Como foi referido anteriormente, existem alguns aspectos que diferem na detecção das ondas P e T. O primeiro aspecto prende-se com a escala temporal a ser utilizada na transformação morfológica. Na detecção dos complexos QRS foi utilizada a escala definida pela equação (30). No entanto, observou-se que para a detecção correcta do início e fim das ondas P e T é necessário utilizar escalas diferentes. Assim, para as ondas P e T foram utilizadas escalas mais elevadas, definidas pelas equações (36) e (37).

$$s = 0.055 \times F_s \quad (36)$$

$$s = 0.09 \times F_s \quad (37)$$

A escolha deste valores foi realizada por tentativa e erro, baseando-se no facto de que, de acordo com a literatura, as ondas P têm uma largura maior do que os complexos QRS e, por sua vez, as ondas T têm largura maior do que as duas ondas anteriormente especificadas.

O segundo aspecto é o intervalo temporal onde estas ondas podem ser encontradas (intervalo de procura). Para a onda T, o intervalo de procura começa no fim da onda S e tem a duração definida pela equação (38).

$$QT = \frac{2}{9} * RR \times 0.3 \times F_s \quad [34] \quad (38)$$

onde RR é o intervalo entre o pico R do batimento em questão e o anterior e F_s é a frequência de amostragem do sinal. Utilizando esta base teórica, verificou-se

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

que em alguns casos a duração QT era excessiva, sendo por isso aplicada uma correcção. Esta correcção pode ser descrita por:

$$QT_c = QT + \overline{QT_r} \quad (39)$$

onde QT_c é o duração do intervalo QT corrigida, QT é a duração QT calculada e $\overline{QT_r}$ é a duração média dos intervalos QT calculados até ao momento, na janela– desde a onda Q até à ao fim da onda T detectada.

Para a onda P, o intervalo de procura acaba no início da onda Q e tem uma duração PQ, que é calculada adaptativamente.

Apesar de a literatura existente indicar uma duração média deste intervalo, verificou-se que não era possível utilizar somente este valor. Assim, a primeira onda P, da janela, é detectada usando o valor PQ de 0.3s (a literatura indica 0.2s [34]). Para as ondas P seguintes, é utilizado seguinte factor:

$$PQ = \overline{PQ_r} + 0.1 \times F_s \quad (40)$$

Onde $\overline{PQ_r}$ é a média dos intervalos PQ calculados até ao momento, na janela – desde o início da onda P detectada até ao início da onda Q.

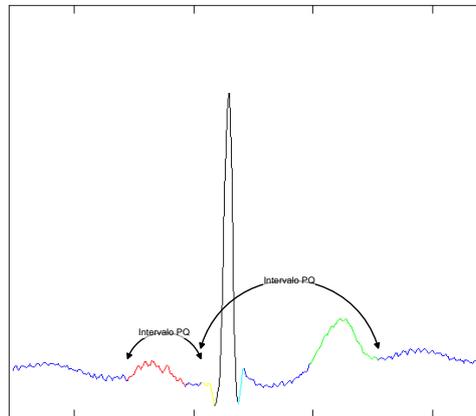


Figura 41 – Intervalo PQ e QT.

O terceiro aspecto reside na escolha dos padrões da amplitude e largura. Apesar da literatura apresentar estudos nesta área [34], foi possível recolher estes padrões recorrendo à base de dados adoptada. Em cada um dos sinais disponibilizados foram retiradas as ondas P e T existentes. A partir destas ondas, foram encontradas as amplitudes e larguras, máximas e mínimas.

Para a onda T foi considerado que todas as com uma amplitude/largura maior do que 0.3mv/0.72s ou menor do que 0.002mv/0.04s, seriam excluídas.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Para a onda P foram excluídas todas as ondas com amplitude/largura maior do que 0.217mv/0.28s ou menor do que 0.0195mv/0.06s.

O último aspecto a considerar reside na escolha das ondas modelos que suportaram o cálculo do coeficiente de correlação. Estas ondas modelo foram calculadas recorrendo à base de dados adoptada. A partir das anotações existentes, foi possível recolher todas as ondas P e T, das quais foi feita uma selecção das ondas negativas e positivas. Depois de feita a selecção, de alinhados os seus picos, foram calculadas as médias aritméticas de cada um dos conjuntos de ondas. Assim, foi possível obter quatro modelos, correspondentes às ondas P e T, negativas e positivas – ilustrados na Figura 42.

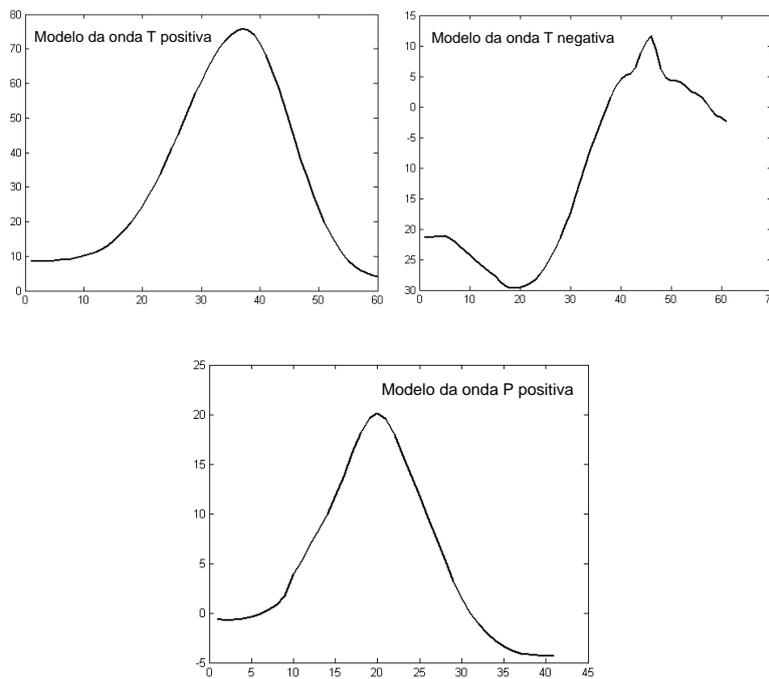


Figura 42 – Modelos ideais das ondas características

3.3. DETECÇÃO DE PVCs

Morfologicamente, os PVCs são caracterizados por uma ocorrência prematura de um complexo QRS, normalmente de maior duração que o normal. Estes complexos não são precedidos pela onda P e a onda T precedente, de

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

maior dimensão que o normal, apresenta uma direcção oposta à maior deflexão do complexos QRS. A partir destas características, é possível encontrar dois tipos principais de PVCs, ilustradas na Figura 43.

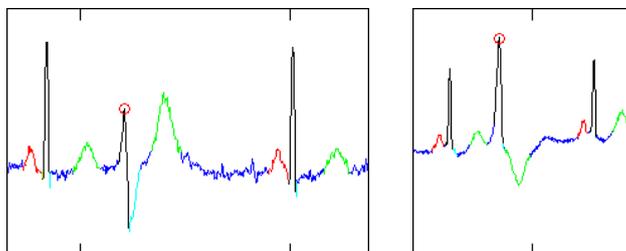


Figura 43 – Comparação da morfologia entre PVCs (assinalados com um círculo vermelho) e batimentos normais. A vermelho estão assinaladas as ondas P, e preto, as ondas R, e a verde as ondas T.

Com base nestas características, muitos autores baseiam-se em medidas como a duração e área dos complexos QRS e os intervalos RR para classificar os batimentos cardíacos. Como foi apresentado anteriormente, os autores M. Chikh [6] e por A. Marques [7] basearam-se nas frequências características dos complexos QRS e em heurísticas. No entanto, ambos os autores utilizam valores absolutos - por exemplo, largura do complexo QRS ou valor do espectro de frequência da zona dos 12Hz. No presente trabalho foram estudados estes métodos, tendo sido concluído que, estes valores absolutos variam estocasticamente de ECG para ECG. Este facto é exemplificado na Figura 44, onde azul estão representados batimentos normais e a vermelho estão representados PVCs.

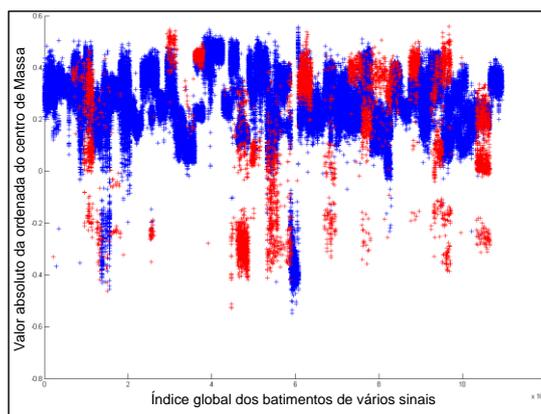


Figura 44 – Relação entre um índice absoluto (Ordenada do centro de massa) e os batimentos de vários ECGs

Esta conclusão é facilmente justificada com o facto de os ECGs e as suas ondas características não apresentarem morfologias iguais de pessoa para pessoa e de patologia para patologia. Por exemplo, um complexo QRS largo pode ser considerado normal para um determinado paciente, enquanto que para outro paciente a mesma largura do complexo QRS pode indicar um PVC. Com base nesta observação, o trabalho realizado foi direccionado no sentido solucionar este problema, encontrando informação característica relativa a cada ECG. Também foi feito um esforço no sentido de encontrar informação característica nova com maior capacidade de discriminação, utilizando as ideias anteriormente apresentadas no estado da arte.

3.3.1. ALGORITMO IMPLEMENTADO

No presente trabalho, com base nas características apresentadas anteriormente e em características retiradas empiricamente, foi possível treinar um classificador, recorrendo a redes neuronais. Assim, depois de detectados os complexos QRS, utilizando o algoritmo descrito no capítulo anterior, foi feito um estudo das características que melhor potenciam a discriminação entre um PVC e um batimento normal.

Com base nos conhecimentos teóricos que rodeiam a problemática dos PVCs foram abordadas 6 características, que são:

- Largura das ondas R
- Área das ondas R
- Centro de massa das ondas R
- Posição das ondas T
- Existência de ondas P
- Intervalos RR

No entanto, para além destas características, foi necessário encontrar mais informação discriminativa. Assim, recorrendo à derivada morfológica, observou-se que a amplitude antes e depois do pico R, difere de batimentos normais para os PVCs, como ilustra a Figura 45. Esta diferença deve-se ao facto de os PVCs apresentarem uma morfologia mais alargada, o que resulta num menor declive nos segmentos QR e RS.

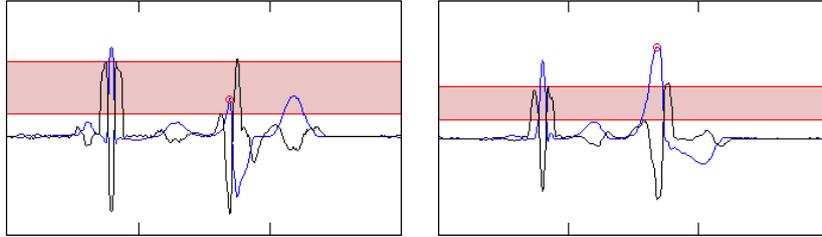


Figura 45 – Comparação da derivada morfológica entre batimentos normais e PVCs (assinalados com um círculo vermelho). A azul encontra-se o sinal ECG e a preto, a derivada morfológica correspondente. A faixa vermelha corresponde à diferença de amplitude, na derivada morfológica, entre um batimentos normais e PVCs.

Já no campo das frequências características, conforme foi apresentado por M. Chikh, os PVCs apresentam um espectro de frequências mais concentrado junto dos valores mais perto de zero, enquanto que os batimentos normais, apresentam um espectro mais amplo em toda a gama de frequências. Com base nesta informação, foi feita uma abordagem, não ao nível dos valores das frequências características, mais sim, utilizando conceitos da teoria da informação como a entropia e a distancia K-L, concentrando, assim, a informação característica que posteriormente será usada para treinar a rede neuronal.

Introduzidas as ideias principais do algoritmo proposto, é agora possível apresenta-lo com maior detalhe. Primeiramente, são detectados os complexos QRS em várias janelas de 12s, com base no algoritmo apresentados no capítulo anterior.

Recorrendo à derivada morfológica de escala $s = 0.035 \times F_s$, é possível retirar duas características, que são:

- Amplitude QR:

$$QR_{amp}(i) = \left| M_f^{ds} R_{pico}(i) - M_f^{ds} Q_{fim}(i) \right|, \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (41)$$

- Amplitude RS:

$$RS_{amp}(i) = \left| M_f^{ds} R_{pico}(i) - M_f^{ds} S_{inicio}(i) \right|, \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (42)$$

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

onde $QR_{amp}(i)$ e $RS_{amp}(i)$ são as amplitudes QR e RS do batimento i , $M_f^{ds}(x)$ é a derivada morfológica na escala s , na posição x , R_{pico} é a posição do pico R, Q_{fim} é a posição do fim da onda Q e S_{inicio} é a posição do início da onda S.

A partir destas amplitudes, é calculada a média das amplitudes QR ($\overline{QR_{amp}}$) e RS ($\overline{RS_{amp}}$) para os batimentos detectados na janela em questão.

Com base nas amplitudes QR e RS e na média destas amplitudes foi possível calcular uma relação entre cada amplitude e a média à qual deu origem, resultando nos dois primeiros índices deste algoritmo, definidas por:

$$IC_1(i) = QR_{amp}(i) \times \log\left(\frac{QR_{amp}(i)}{\overline{QR_{amp}}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (43)$$

$$IC_2(i) = RS_{amp}(i) \times \log\left(\frac{RS_{amp}(i)}{\overline{RS_{amp}}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (44)$$

Analisando as ondas R, e recorrendo aos estudos já realizados, foi possível definir 3 características, que são:

- Área
- Largura
- Centro de massa

A largura da onda R, pode ser definida por:

$$L_R(i) = M_n - M_1 \quad (45)$$

onde M_1 e M_n são os índices correspondentes ao início e fim da onda R, respectivamente. A partir das larguras $L_R(i)$ é possível definir a média das larguras das ondas R envolventes do batimento em questão, como:

$$\overline{L_R(i)} = \frac{L_R(i-1) + L_R(i+1)}{2}, \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (46)$$

onde $\overline{L_R(i)}$ é a média das áreas dos batimentos anterior ($i-1$) e posterior ($i+1$) ao batimento i . Recorrendo a estes dos valores, $L_R(i)$ e $\overline{L_R(i)}$, é possível apresentar a terceira característica:

$$IC_3(i) = L_R(i) \times \log\left(\frac{L_R(i)}{\overline{L_R(i)}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (47)$$

A área da onda R, pode ser definida por:

$$A_R(i) = \sum_{j=M_1}^{M_n} f_{bc}(j), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}}; \quad j = M_1, \dots, M_n \quad (48)$$

onde $A_R(i)$ é a área do batimento i , f_{bc} é o sinal ECG sem flutuações da linha de base e sem ruído e M_1, \dots, M_n são os índices correspondentes à onda R. É agora possível estabelecer a relação entre a área de cada batimento e a média das áreas das ondas R dos batimentos envolventes ao batimento em questão. Assim, é possível definir:

$$\overline{A_R(i)} = \frac{A_R(i-1) + A_R(i+1)}{2}, \quad i = 2, \dots, N_{\text{batimentos}} - 1 \quad (49)$$

onde $\overline{A_R(i)}$ é a média das áreas dos batimentos anterior ($i-1$) e posterior ($i+1$) ao batimento i . Com base nas áreas e nas médias das áreas definidas anteriormente, é possível calcular a relação entre elas, resultando na quarta característica, que é:

$$IC_4(i) = A_R(i) \times \log\left(\frac{A_R(i)}{\overline{A_R(i)}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (50)$$

O centro de massa da onda R, pode ser definido por:

$$COM(i, y) = \frac{M_y}{M}, \quad COM(i, x) = \frac{M_x}{M}, \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (51)$$

$$M_y = \int_a^b \frac{1}{2} \left([f(x)]^2 - [g(x)]^2 \right) dx, \quad M_x = \int_a^b x f(x) - g(x) dx, \quad M = \int_a^b f(x) - g(x) dx \quad (52)$$

Onde $COM(i, x)$ é a abcissa e $COM(i, y)$ é a ordenada, do centro de massa, no batimento i , M_x e M_y são os momentos da região abrangida pelas funções $f(x)$ e $g(x)$, que neste caso são f_{bc} e zero. Com base no centro de massa das ondas R é possível extrair dois índices, que são:

- Valor da ordenada do centro de massa

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

- Relação de do centro de massa com a média dos centros de massa das ondas R

Assim, é possível definir:

$$IC_5(i) = COM(i, y), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (53)$$

Depois de calculada a média dos centro de massa ($\overline{COM(i, y)}$), é possível definir:

$$IC_6(i) = COM(i, y) \times \log\left(\frac{COM(i, y)}{\overline{COM(i, y)}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (54)$$

Outra característica analisada foi a variabilidade do ritmo cardíaco. Como já foi referido, os PVCs são caracterizados por como o próprio nome indica, um batimento, ou seja, uma onda R mais cedo de que o normal. Assim, se centrarmos a atenção para a onda R de um PVC, o intervalo R-R antecedente é menor do que o intervalo R-R posterior – como ilustra a Figura 46.

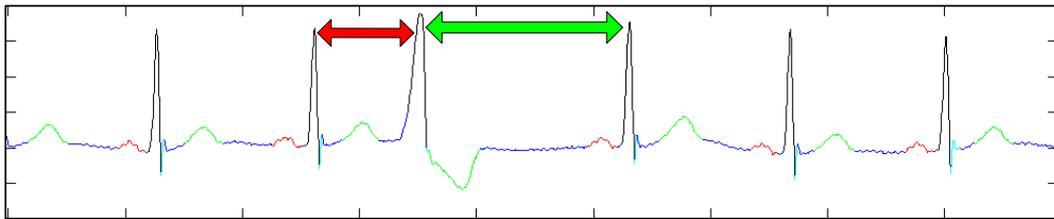


Figura 46 – Intervalos antes e depois de um PVC

Assim, com base nos picos R, foram calculados os intervalos R-R, definidos por:

$$RR(i) = R_p(i) - R_p(i-1), \quad i = 2, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (55)$$

onde $RR(i)$ é o intervalo R-R antes de cada pico R, $R_p(i)$. Depois de calculados os intervalos R-R é possível definir a relação entre o batimento antecedente e o batimento :

$$IC_7(i) = \frac{RR(i)}{RR(i+1)}, \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} - 1 \quad (56)$$

Como foi referido anteriormente, a posição da onda T, também foi abordada. Depois de encontrar as ondas T, com base no algoritmo descrito no capítulo anterior, são encontrados os respectivos picos ($T_p(i)$). Também neste caso, é calculada a média destes valores, mas agora, em módulo, para que os picos, cujo sinal é diferente, não interfiram no calculo da mesma. Esta é definida por:

$$\overline{T_p(i)} = \sum_{i=1}^{N_{\text{batimentos}}} |T_p(i)| \quad (57)$$

São então definidas dois índices, com base em $T_p(i)$ e em $\overline{T_p(i)}$:

$$IC_8(i) = T_p(i), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (58)$$

$$IC_9(i) = T_p(i) \times \log\left(\frac{T_p(i)}{\overline{T_p(i)}}\right), \quad i = 1, \dots, N_{\text{batimentos}} \quad (59)$$

Outra característica encontrada prende-se com a existência ou não das ondas P. Neste caso, foi usado o conceito de correlação, aplicado no capítulo anterior. A partir das ondas P encontradas através da segmentação, é possível, associar a cada uma delas um índice C, que não é mais do que a correlação com uma onda P modelo. Assim, define-se o 10º índice como:

$$IC_{10}(i) = C(P_i) \quad (60)$$

onde C, é o índice calculado anteriormente, correspondente à onda P, no batimento i, ou seja, antes do complexo QRS.

Os dois últimos índices prendem-se com as frequências características da onda R. Conforme foi apresentado por M. Chikh [6], o espectro de frequências apresenta características distintas em PVCs e em batimentos normais. Assim, com base no espectro de frequências, e em conceitos de teoria da informação, identificados no Anexo 1, foram encontradas mais dois índices, que são:

- Entropia
- Divergência *Kullback-Leibler*

Primeiramente, foi calculado o espectro de frequências de cada onda R, no intervalo de 0 a 58Hz, recorrendo ao algoritmo *Fast Fourier Transform*, que se baseia na transformada de *Fourier* discreta. Visando a eliminação das frequências de menor relevância, todas as frequências menores do que 10% do máximo do espectro, são anuladas e de seguida, os espectros de são então normalizados visando a representação de distribuições probabilísticas. Desta normalização, surge:

$$E(k) = \frac{E(k)}{\sum_{j=1}^K E(j)} \quad (61)$$

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

É agora possível calcular a entropia de primeira ordem ($H(i)$) da distribuição $Ef(k)$, descrita pela equação (69), apresentada no Anexo 1. Finalmente é calculada a média das entropias correspondes a cada onda R, representada por $\overline{H(i)}$. Assim, é possível definir:

$$IC_{11}(i) = H(i) \times \log\left(\frac{H(i)}{\overline{H(i)}}\right) \quad (62)$$

Para o calculo da divergência *Kullback-Leibler*, foi necessário calcular um espectro de frequências médio, ou seja, a média de $Ef(k)$ para todas as ondas R da janela. Este espectro pode ser definido por:

$$\overline{Ef(i)} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{batimentos}} Ef(i)}{N_{batimentos}}, \quad i = 1, \dots, N_{batimentos} \quad (63)$$

É então calculada a divergência *Kullback-Leibler* entre ($D_{KL}(Ef(i), \overline{Ef(i)})$) entre as distribuições $Ef(i)$ e $\overline{Ef(i)}$, através da equação (70), apresentada no Anexo 1. A divergência *Kullback-Leibler*, corresponde ao ultimo índice de discriminação encontrado ($IC_{12}(i)$).

Com bases no coeficiente de correlação entre os índices encontrados e as anotações criadas (0 ou 1), foi possível concluir que todos eles são fundamentais para a detecção de PVCs. No entanto, é possível destacar que as mais importantes se prendem com as características de frequência, e as características temporais (largura e área da onda R). Os índices de correlação são apresentados na Tabela 9.

Índice	Coefficiente de correlação
relação amplitude da derivada morfologica à esquerda)/média	0,46639
relação amplitude da derivada morfologica (à direita)/média	0,46321
relação largura/média	0,54482
relação area/média	0,66062
relação COM/média	0,43347
relação onda T/média	0,52495
posição da onda T	0,17529
COM (valor absoluto)	-0,14662
relacao RR/RR-1	0,18185
índice de ondas P	0,39872
relação entropia/média	0,55163
relação Dkl/média	0,63325

Tabela 9 – Coeficientes de correlação

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Depois de encontrados os vários índices que constituem a informação característica, discriminativa de batimentos normais e PVCs, foi necessário treinar um classificador, recorrendo uma rede neuronal. A arquitectura escolhida foi de uma rede *feed-forward* de 3 camadas, sendo que a camada de entrada contem 12 neurónios, a camada interna contem 6 neurónios e a camada de saída 1. Foi adoptada uma função de transferência sigmoideal e o calculo do erro foi feito com base no método dos mínimos quadráticos.

3.4. DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE AF

O assunto versado nesta secção contém elementos ainda não publicados nos fóruns científicos internacionais ou sensíveis do ponto de vista da propriedade intelectual. Nesse sentido, a fim de garantir a confidencialidade requerida, os referidos elementos são publicados no Anexo 2, que será facultado exclusivamente aos membros do júri.

4. AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS

Para avaliar os resultados obtidos pelos algoritmos apresentados anteriormente, é necessário antes de mais apresentar as bases de dados a partir das quais se obtiveram os resultados. Posteriormente serão apresentados os métodos de avaliação dos resultados, os resultados, e finalmente a discussão dos mesmos.

4.1. BASE DE DADOS

Para a obtenção dos resultados foi necessário recorrer a bases de dados distintas dependendo do algoritmo a ser avaliado. Estas bases de dados foram obtidas a partir do site <http://www.physionet.org/physiobank/database>.

Para a avaliação do algoritmo de segmentação, de detecção de PVCs e de detecção de AFS, foram utilizadas as seguintes bases de dados, respectivamente:

- *QT Database*
- *MIT-BIH Arrhythmia Database*
- *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database*

4.1.1. QT DATABASE

A *QT Database* inclui ECGs, que foram escolhidos de forma a representar uma grande variedade de complexos QRS e de morfologias de ondas características. Esta consiste em 105 excertos, de 15 minutos, retirados a partir de outras bases de dados de ECGs. Dos excertos retirados, 15 são de sinais da *MIT-BIH Arrhythmia Database*, 6 são de sinais da *MIT-BIH ST Change Database*, 13 são de sinais da *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database*, 10 são de sinais da *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*, 33 são de sinais da *European ST-T Database*, 24 são de sinais retirados de pacientes de morte súbita da *BIH* e, finalmente, 4 são de sinais da *MIT-BIH Long-Term ECG Database*. Os excertos referidos apresentam uma frequência de amostragem de 250 Hz..

4.1.2. **MIT-BIH ARRHYTHMIA DATABASE**

A base de dados MIT-BIH Arrhythmia Database, consiste em excertos de ECGs recolhidos em ambiente ambulatorio, obtidos a partir de pacientes estudadas pelo laboratório de arritmias *Boston's Beth Israel Hospital*. Esta base de dados contem 48 excertos, recolhidos a partir de duas derivações, sendo que cada excerto tem uma duração de 30 minutos. Os sinais foram extraídos com uma frequência de amostragem de 360 Hz.

4.1.3. **MIT-BIH ATRIAL FIBRILLATION DATABASE**

A base de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database* consiste em 25 registos de ECGs de longa duração, retirados a partir de pacientes com Fibrilhação Auricular, sendo a maior parte deles, paroxismal. Estes registos contêm sinais de duas derivações, com aproximadamente 10 horas cada, e com frequência de amostragem de 250 Hz.

4.2. **MÉTODOS DE AVALIAÇÃO**

4.2.1. **MÉTRICAS PRINCIPAIS**

Existem alguns parâmetros aceites na avaliação de algoritmos de classificação.. Estes parâmetros são a sensibilidade, especificidade e a predição positiva.

Antes de mais é necessário definir os conceitos de verdadeiro positivo, falso positivo, verdadeiro negativo e falso negativo. Um verdadeiro positivo (TP) ocorre quando um algoritmo detecta correctamente o que é pretendido (onda característica, PVC ou AF, neste caso), enquanto que um falso positivo (FP) ocorre quando o algoritmo detecta uma característica que não se encontra presente (por exemplo: um PVC, que realmente não existe). Um verdadeiro negativo (TN) ocorre quando a característica a ser detectada, não existe, e não é detectada, enquanto que um falso negativo (FN) ocorre quando a característica existe, mas não é detectada.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Sensibilidade – esta métrica consiste na avaliação da capacidade de um algoritmo detectar as características existentes (ondas características, PVCs ou AFs, neste caso). Esta métrica é definida pela equação 84.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (64)$$

Especificidade – esta métrica consiste na capacidade de um algoritmo detectar as zonas onde não existem características (zonas onde não existem ondas características, PVCs ou AFs, neste caso). Esta métrica é definida pela equação (65).

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (65)$$

Predição positiva – esta métrica está relacionada com a métrica anterior, sendo utilizada, apenas quando não é possível definir os verdadeiros negativos. Esta métrica é definida pela equação (66).

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \quad (66)$$

4.2.2. SEGMENTAÇÃO DE EGCs

Para a realização dos testes do algoritmo de segmentação, foram utilizados todos os registos existentes na base de dados *QT Database*, excepto os correspondentes a pacientes de morte súbita¹¹.

Em cada um dos registos foi seleccionado o sinal correspondente à derivação II, sendo que em alguns casos, esta sinal não estava presente. Nesses casos, foi seleccionado o sinal cuja morfologia se assemelha mais a morfologia dos sinais retirados através da derivação referida.

Em cada um dos sinais, foi possível, recorrendo às anotações, retirar todas as ondas características existentes, às quais podemos chamar, ondas reais. Para a obtenção dos resultados, foram utilizadas as métricas, sensibilidade e predição

¹¹ Este grupo de registos não foi incluído nos testes, devido ao facto de a estrutura dos ficheiros correspondentes, disponibilizados, apresentar uma estrutura que impossibilitou a leitura dos mesmos.

positiva descritas na secção 4.2.1. Para a utilização destas métricas, foi considerado um verdadeiro positivo, sempre que uma parte de uma onda característica encontrada coincidia com uma onda característica real. Por outro lado, foi considerado um falso positivo, sempre que as duas ondas não coincidiam de todo. Para além destas métricas, também foi calculado o erro médio de acerto dos inicio, fim e pico das ondas características (P, T e complexos QRS), definido pela equação

$$m = \frac{1}{N_{\text{batimentos}}} \times \sum_{i=1}^{N_{\text{batimentos}}} |I_{or}(i) - I_{oe}(i)| \quad (67)$$

onde I_{or} e I_{oe} , são os índices das ondas características, reais e encontrados, em cada batimento, respectivamente.

Nos testes especificados por Yan Sun [5], foram utilizadas as bases de dados MIT-BIH *Arrhythmia Database* (1) e *QT Database* (2). Destas bases de dados foram retirados mais de 20000 batimentos da base de dados 1, para testar o algoritmo MMD e mais de 2500 batimentos seleccionados aleatoriamente da base de dados 2, para testar o algoritmo MMD, mais especificamente, a detecção das delimitação das ondas características. Na base de dados 2, foram anotados manualmente por um ou mais cardiologistas, pelo menos 30 batimentos dos 105 recolhidos em cada registo.

Este autor, testou o algoritmo em termos de sensibilidade, média e desvio padrão do erro de acerto na detecção dos limites das ondas características.

4.2.3. DETECÇÃO DE PVCs

Para a realização dos testes do algoritmo de detecção de PVCs, foram utilizados os registos presentes na base de dados *MIT-BIH Arrhythmia Database*. Destes registos, foram excluídos os sinais 102 e 104, visto que nenhum destes registos contem sinais cuja derivação corresponde à derivação II, nem cuja morfologia do sinal corresponde a morfologia que se pretende analisar.

O algoritmo de detecção de PVCs, foi testado com as métricas, sensibilidade e especificidade, para três grupos de sinais. Foram criados três grupos de sinais, visando a comparação com outros algoritmos.

O 1º grupo é constituído por todos os registos existentes na base de dados, excluindo os sinais 102 e 104. Com base nestes sinais, foi treinado um

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

classificador, cujas entradas são constituídas por índices (informação característica) correspondentes a 73 PVCs e a 158 batimentos normais, extraídos aleatoriamente. Estes valores foram obtidos, visando o treino da rede com aproximadamente metade do total de PVCs existentes em todos os sinais e aproximadamente 2 vezes mais batimentos normais. No entanto, visto que alguns sinais não contêm tantos PVCs, o número de entradas também mais reduzido.

O 2º grupo, visa recriar o ambiente de testes especificado por M. Chikh [6]. Assim, a entrada da rede são os índices correspondentes a 100 PVCs e a 100 batimentos normais, dos sinais 106, 203, 215, 228. Para a realização dos testes, foram utilizados todos os batimentos dos sinais 116,119,208, 213 e 221.

O 3º grupo visa recriar o ambiente de testes especificado por A. Marques [7]. Este grupo é constituído pelos sinais 100, 101,103, 105, 106,107, 118,119, 201, 202, 203, 205, 208, 209, 210, 212, 213, 214, 215, 217 e 219. Os dados de treino correspondem a metade do total de PVCs retirados destes sinais e metade do total de batimentos normais, escolhidos aleatoriamente, enquanto que os dados de testes correspondem a todos os batimentos recolhidos a partir destes sinais.

4.2.4. DETECÇÃO DE AFs

Os testes realizados ao algoritmo de detecção de AFs, foram realizados recorrendo aos sinais encontrados em todos os registos da base de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database*. Para cada um dos registos, foi seleccionado o sinal cuja morfologia mais se assemelha à morfologia apresentada pelos sinais retirados a partir da derivação II. Este algoritmo foi testado segundo as métricas de sensibilidade e especificidade, apresentadas na secção 4.2.1.

Para o treino da rede neuronal criada, foram utilizados metade do total de episódios de AF ($\frac{N_{AF}}{2}$), e N_{AF} episódios que não contêm AF e não contêm *Atrial Flutter*. Os episódios que contem *Atrial Flutter*, visando que estes episódios, de grande semelhança com os episódios de AF, não interferissem com o treino da rede.

4.3. RESULTADOS

Nesta secção apresentam-se os resultados obtidos pelos algoritmos de segmentação, detecção das ondas P e detecção de episódios de AF. Para além destes resultados, são também apresentados resultados publicados em literatura.

4.3.1. SEGMENTAÇÃO DE ECGs

O algoritmo de segmentação de ECGs, como já foi referido, foi testado para vários sinais da base de dados *QT Database*. De seguida serão apresentados os resultados obtidos para cada um dos sinais, divididos em cinco grupos. Estes grupos correspondem às bases de dados de onde os registos provêm. De seguida será apresentada a média de cada um dos grupos, e a média final.

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)									
	Onda	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
								Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
M1	83,32	99,56	96,67	90,76	99,70	97,26	13,84	14,54	49,51	20,99	9,64	26,26	38,26	30,45	48,67	
M2	92,35	99,91	95,10	96,69	99,74	96,35	14,22	14,64	31,06	15,74	8,93	25,01	23,23	14,72	23,70	
M3	89,14	99,97	98,99	96,91	99,82	99,62	18,88	13,04	53,88	24,47	6,01	19,35	21,50	15,23	33,95	
M4	98,91	100,00	100,00	97,35	99,82	99,80	15,99	11,07	51,55	17,52	5,08	21,60	28,70	19,73	26,25	
M5	90,51	99,83	95,82	93,84	99,16	96,12	11,59	11,88	39,66	20,16	7,05	21,48	33,78	23,17	37,77	
M6	78,03	99,60	97,65	88,89	99,81	97,62	12,72	9,40	54,56	23,56	6,53	27,25	42,38	25,33	45,06	
Média Global	88,71	99,81	97,37	94,07	99,68	97,79	14,54	12,43	46,70	20,41	7,21	23,49	31,31	21,44	35,90	

Tabela 10 – Resultados do algoritmo de segmentação. De M1 até M6, apresentam-se os resultados relativos a cada grupo da base de dados *QT Database*

As tabelas correspondentes a cada um dos sinais, devidamente enquadrados em cada um dos grupos, podem ser visualizadas no Anexo 3.

A título de comparação são apresentados os resultados reportados por Yan Sun [5], na Tabela 11. Nesta tabela, para além dos resultados apresentados por Yan Sun [5] (MMD), também constam os resultados apresentados por Kemmelings JG (TD) e por Daskalov IK (WD).

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Métrica	Sensibilidade						Predição positiva			Erro médio (ms)					
	Ondas P		QRS		Ondas T		P	QRS	T	Ondas P		QRS		Ondas T	
	Onset	Offset	Onset	Offset	Onset	Offset				Onset	Offset	Onset	Offset	Onset	Offset
MMD	97,20	94,80	100,00	100,00	99,80	99,60	65,00			9,00	12,80	3,50	2,40	7,90	8,30
TD	96,20	97,00	99,90	99,90	98,80	98,90				10,30	-5,70	-7,40	-3,60	23,30	18,70
WD	89,90	89,90	100,00	100,00	99,10	99,10				13,00	5,40	4,50	0,80	-4,80	-8,90

Tabela 11 – Resultados reportados por Yan Sun [5]

4.3.2. DETECÇÃO DE PVCs

O algoritmo de detecção de PVCs foi testado com os sinais da base de dados *MIT-BIH Arrhythmias Database*. No entanto, os testes foram realizados com três grupos de sinais, visando uma posterior comparação. De seguida serão apresentados os resultados relativos ao algoritmo criado (AC), e aos algoritmos apresentados no estado da arte reportados por A. Marques [7] (AM) e M. Chikh [6] (MC). A tabela relativa aos resultados específicos de cada sinal, é apresentada no Anexo 4.

	Se	Sp	Se	Sp	Se	Sp
AC	96,48	98,74	98,93	98,13	94,63	99,67
AM					94,13	99,76
MC			99,93	98,31		

Tabela 12 – Resultados comparativos entre o algoritmo proposto e os algoritmos apresentados por A. Marques [7] e por M. Chikh [6]

Estes resultados foram obtidos com base nos picos R detectados. A detecção foi realizada com base no algoritmo de segmentação de ECGs, já apresentado, e os resultados segundo as métricas de sensibilidade e predição positiva são 98,29% e 99,60%, respectivamente. Os resultados respectivos a cada sinal são apresentados no anexo 2.

4.3.3. DETECÇÃO DE AFs

O algoritmo de detecção de AFs, foi testado na base de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database*. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 13. Os resultados relativos a cada sinal, podem ser observados no anexo 3.

Para além destes resultados, também é possível observar na Tabela 14, os resultados apresentados no estado da arte.

	Se	Sp
AC	93,80	96,09

Tabela 13 – Resultados obtidos pelo algoritmo de detecção de episódios de AF proposto

	Se	Sp
<i>Ronan Lepage [11]</i>	76	70
<i>F. Censi [12]</i>	70	63
<i>G. Moody [13]</i>	96.09	86.79
<i>S. Cerutti [14]</i>	93.3	94
<i>K. Tateno [15]</i>	93,2	96,7
<i>Tran Thong [16]</i>	91	89
<i>Sergio Shkurovich [29]</i>	78	92,7

Tabela 14 – Resultados de algoritmos de detecção de episódios AF reportados na literatura

4.4. DISCUSSÃO

Neste capítulo, será dada especial importância à análise dos resultados obtidos e à comparação dos mesmos, com resultados obtidos por outros autores. Serão analisados os resultados obtidos na segmentação de ECGs, na detecção de PVCs, na detecção de episódios de AF. Estes resultados serão comparados com os resultados apresentados no estado da arte e com resultados apresentados na literatura.

4.4.1. SEGMENTAÇÃO DE ECGs

Como é possível observar na tabela Tabela 10, da secção 4.3.1, o algoritmo de segmentação de ECGs, funciona bastante bem na detecção das três ondas características principais. No entanto, os melhores resultados foram obtidos na detecção dos complexos QRS. A detecção destes complexos foi realizada com aproximadamente, 100% de sensibilidade e 100% de especificidade. Já na detecção das ondas características P e T, os resultados decrescem um pouco. A detecção das ondas P foi o que apresentou aproximadamente 89% de sensibilidade e 94% de especificidade. A detecção das ondas T, foi a que apresentou melhores resultados do que a detecção das ondas P, aproximadamente 97% de sensibilidade e 98% de especificidade.

O facto de as ondas P apresentarem piores resultados do que a detecção das outras ondas características, é facilmente justificado pelo facto de as anotações correspondentes a cada um dos sinais terem sido realizadas com base em duas derivações existentes no mesmo registo, e pelo facto de, como é de conhecimento geral, alguns sinais da base de dados utilizada, apresentarem anotações pouco fiáveis. Estes factos são ilustrados na Figura 47. Como se pode observar na figura cima e à esquerda, está um excerto do sinal sel121, onde se encontram duas anotações das ondas P, susceptíveis de duvida. Em cima e à direita, está um excerto do sinal sel14046, onde não se encontram anotações das ondas P. Os sinais em baixo, são o resultado da aplicação do algoritmo criado.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

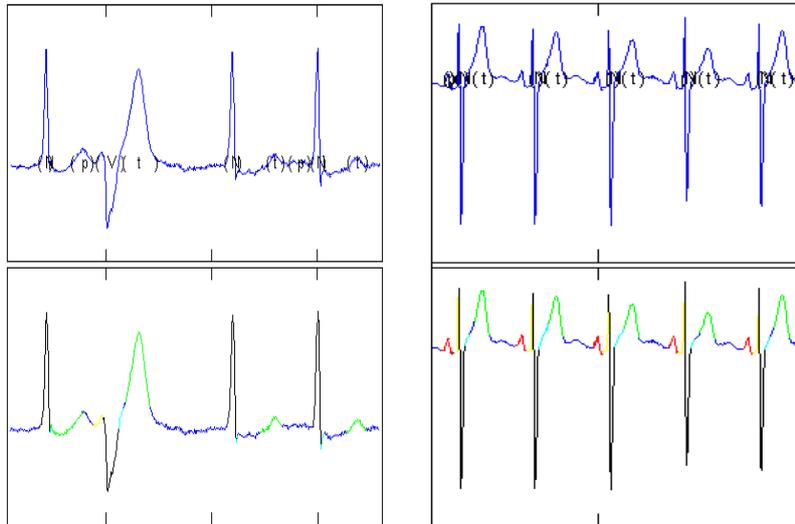


Figura 47 – Anotações de dos sinais sel121 e sel14046

Com base nestes factos, é então necessário elucidar o autor sobre os resultados obtidos nesta área, retirando agora os sinais cuja susceptibilidade das anotações foi observada. Os sinais retirados foram: sel102; sel104; sel221; sele0107; sele0110; sele0116; sel14046.

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)								
	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
							Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
M1	95,71	99,53	97,60	97,08	99,78	97,89	13,52	13,19	48,42	21,61	6,74	20,70	34,24	26,67	42,21
M2	92,35	99,91	95,10	96,69	99,74	96,35	14,22	14,64	31,06	15,74	8,93	25,01	23,23	14,72	23,70
M3	89,14	99,97	98,99	96,91	99,82	99,62	18,88	13,04	53,88	24,47	6,01	19,35	21,50	15,23	33,95
M4	98,91	100,00	100,00	97,35	99,82	99,80	15,99	11,07	51,55	17,52	5,08	21,60	28,70	19,73	26,25
M5	95,23	99,83	97,20	96,30	99,22	97,48	10,52	10,87	39,12	19,09	6,75	21,13	34,99	23,58	37,37
M6	87,69	99,55	96,95	96,61	99,80	96,87	12,92	9,84	61,20	22,84	7,69	32,31	43,58	27,14	53,69
Média Global	93,17	99,80	97,64	96,82	99,70	98,00	14,34	12,11	47,54	20,21	6,87	23,35	31,04	21,18	36,20

Tabela 15 – Resultados do algoritmo de segmentação proposto.

Como é possível observar na Tabela 15, os resultados melhoram aproximadamente 3%, na detecção das ondas P, e 1% na detecção das ondas T.

O erro médio de acerto no limite das ondas características, foi de aproximadamente 23ms, revelando que o algoritmo criado, apesar de não acertar exactamente nos limites das ondas características, não apresenta falhas significativas. O valor 23ms representa aproximadamente 10% da largura de uma onda característica. No entanto, alguns melhoramentos devem ser realizados, no sentido de diminuir o erro de detecção dos limites das ondas características.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Comparando com os resultados apresentados no estado da arte, o algoritmo proposto, apresenta resultados relativamente mais baixos, na sensibilidade da detecção das ondas P e T. Por outro lado, a detecção dos complexos QRS, apresenta resultados semelhantes aos reportados por *Yan Sun [5]*, no algoritmo *MMD Detector*. A discrepância dos resultados obtidos entre o algoritmo criado e o *MMD Detector*, na detecção das ondas P e T (principalmente na onda P), deve-se principalmente aos seguintes factores:

- O algoritmo criado está muito direccionado para a discriminação das ondas características.
- A base de dados utilizada, que apresenta sinais cujas anotações são susceptíveis de ser questionadas.
- Não existe uma correspondência perfeita entre as bases de dados utilizadas nos vários testes.

O primeiro factor levou, em alguns casos a que algumas ondas características fossem excluídas, quando realmente existiam. Já no algoritmo proposto por *Yan Sun [5]*, não foi observada esta preocupação, visto que os testes realizados, se basearam em batimentos em concretos, retirados com base nas anotações existentes, e não em janelas de sinais. Conclui-se então que, caso nos batimentos escolhidos não se encontre a onda P, o início do batimento é considerado o início do complexo QRS, anulando assim a possibilidade de detectar ondas que realmente não existem.

Por outro lado, o segundo factor, não esteve presente, durante os testes realizados por *Yan Sun [5]*, visto que os batimentos retirados de cada sinal foram previamente analisados por especialistas da área de cardiologia.

Em relação à predição positiva, na detecção dos complexos QRS, o algoritmo desenvolvido apresenta resultados significativamente melhores – aproximadamente 100% - do que os reportados por *Yan Sun [5]* – aproximadamente 65%. Estes resultados revelam que as alterações efectuadas ao algoritmo *MMD Detector*, são de elevada importância, na detecção destes complexos, mas também, na detecção das outras ondas características. Na sua maioria, os algoritmos de segmentação de ECGs, baseiam-se fundamentalmente na detecção dos complexos QRS. Com base nesta detecção, é então possível detectar as ondas características que os rodeiam. Se o algoritmo, falhar na detecção deste complexo QRS, mais especificamente, se detectar complexos QRS, onde realmente eles não existem a detecção das

ondas características que os rodeiam, vai ser amplamente penalizada. Assim, para cada complexo QRS detectado, que não existe, possivelmente também vão ser detectadas ondas características, que não existem.

Em relação ao erro de acerto nos limites das ondas características, foi possível verificar, que o algoritmo criado, apresenta piores resultados do que os reportados na Tabela 11. Como já foi referido, estes resultados não têm grande impacto, no entanto merecem consideração numa futura reestruturação do algoritmo criado.

4.4.2. DETECÇÃO DE PVCs

Na secção 4.3.2 são apresentados os resultados obtidos pelo algoritmo de detecção de PVCs proposto. Como é possível verificar, os resultados obtidos, revelam que o algoritmo proposto realiza uma classificação correcta dos PVCs, bem como dos batimentos normais, falhando apenas em muito poucos casos. Assim, recorrendo a todos os sinais da base de dados utilizada, foi possível obter uma sensibilidade e uma especificidade de aproximadamente, 96,5% e 98,7%, respectivamente.

A título de comparação, também foram realizados testes, nas mesmas condições dos testes realizados por A. Marques[7] e por M. Chikh [6] – apresentados na Tabela 12, como 2 e 3, respectivamente. É possível verificar que o algoritmo desenvolvido apresenta maior sensibilidade (embora não seja significativa), e especificidade de igual valor ao algoritmo apresentado por A. Marques[7]. Por outro lado os resultados obtidos com base nas especificações apresentadas por M. Chikh[6], apresentam valores um pouco inferiores, tanto em sensibilidade como em especificidade. A sensibilidade e especificidade do algoritmo criado, são aproximadamente 1% e 0,2% mais baixas do que os resultados apresentados por M. Chikh[6].

Em relação à detecção dos picos R, é possível concluir que os resultados, tanto em sensibilidade como em especificidade, são de elevada qualidade. No entanto, é de notar que, como já foi referido anteriormente, esta base de dados encerra anotações questionáveis. De seguida será apresentado um excerto de um sinal que demonstra este problema.

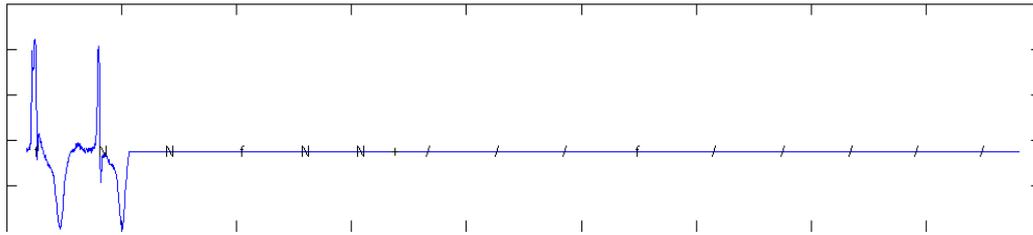


Figura 48 –Sinal 217 da base de dados MIT-BIH Arrhythmia Database e respectiva anotações

Como é possível observar na Figura 48, o sinal 217, não apresenta qualquer morfologia de um ECG, no entanto é anotado com 'N' e '/', respectivos a batimentos. Se este sinal não for tomado em conta, durante os testes de detecção de picos R, é possível apresentar um sensibilidade e especificidade de 99,15% e 99,59%, respectivamente.

4.4.3. DETECÇÃO DE AFs

Como é possível verificar através da tabela 12 da secção 4.4.3, o algoritmo de detecção de AFs, discrimina um episódio AF com uma sensibilidade de 93,8% e com uma especificidade de 96,1%, aproximadamente. Estes resultados, analisados individualmente, demonstram que o algoritmo criado apresenta algum potencial. No entanto, é necessário analisar estes resultados, devidamente enquadrados no contexto de resultados apresentados na literatura.

Analisando a Tabela 14, é possível verificar desde logo que o melhor resultado reportado, em termos de especificidade e de sensibilidade, foi apresentado por *K. Tateno* [12]. O algoritmo apresentado por este autor revela uma sensibilidade de 93,2% e uma especificidade de 96,7%. Com base nestes resultados, é então possível verificar que o algoritmo criado, apresenta melhores resultados em termos de sensibilidade (aproximadamente 0.6%) e piores em termos de especificidade (aproximadamente 0.6%), do que o algoritmo apresentado por *K. Tateno* [12]. Comparando com os outros resultados apresentados, é possível verificar que os resultados obtidos, também são equiparáveis aos resultados obtidos por *S. Cerutti* [11], mas no entanto, são bastante superiores aos resultados obtidos pelos outros autores. Uma das razões que possivelmente justifica este facto, é o numero de índices, ou seja, a quantidade de informação característica encontrada durante o presente trabalho. Como já foi referido, os autores dos algoritmos apresentados,

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

direccionaram as suas pesquisas para a extracção de um ou dois índices específicos, enquanto que no presente trabalho, foi realizado um estudo mais alargado do qual, foi possível extrair 6 índices que caracterizam os episódios de AF.

Com base nesta análise, é então possível verificar, que o algoritmo desenvolvido, revela um enorme potencial. Este potencial, decorre, não só dos índices extraídos com base na literatura, mas principalmente dos índices ainda não reportados, que contribuíram em grande escala para os resultados apresentados.

5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVA FUTURA

No presente estágio pretendia-se contribuir para o desenvolvimento de uma plataforma de processamento e análise de ECG, um submódulo do projecto LifeStream, a ser incorporada na plataforma de telemedicina Medígraf. Em particular, o objectivo concreto consistia no desenvolvimento de algoritmos para a detecção de arritmias ventriculares (PVC) e de arritmias auriculares (fibrilhação auricular).

Para o efeito, foram investigadas e propostas novas soluções fundamentalmente em três grandes áreas:

- Segmentação de ECGs
- Detecção de PVCS
- Detecção de episódios de AF

Com esse fim foi realizado trabalho de investigação de cariz teórico, através do qual se pretendia estudar os métodos existentes nestas áreas. Posteriormente, foram implementados os algoritmos de análise, visando o solucionamento de cada uma dos problemas referidos.

Na área de segmentação de ECGs, foi proposto um algoritmo, com base nas ideias propostas por Yan Sun [5]. No algoritmo desenvolvido, para além das ideias base, houve uma especial incidência, sobre a discriminação das ondas características, recorrendo a técnicas como o coeficiente de correlação. O algoritmo criado revelou resultados bastante bons, na detecção da onda T e dos complexos QRS. No entanto, a detecção das ondas P, apresentou um índice de dificuldade um pouco maior, resultando assim num decréscimo de sensibilidade na detecção desta onda. Assim, é possível concluir, que o algoritmo proposto, revela enorme potencial, não deixando de ser necessário referir que algumas melhorias ainda podem ser aplicadas.

O trabalho realizar nesta área prende-se essencialmente com a melhoria da sensibilidade e predicação positiva na detecção das ondas, e com o melhoramento da detecção dos limites das ondas características. Uma possível ideia será a integração de técnicas reportadas por outros autores - como por exemplo, Pan & Tompkins [4] -, no algoritmo apresentado.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Na área de detecção de PVCs, foi proposto um algoritmo, que se baseou em Heurísticas. O algoritmo desenvolvido, teve como base as ideias apresentadas por A. Marques e por M. Chikh [6], a partir das quais foi possível inovar e encontrar novos índices de informação característica. O algoritmo criado, revelou grande sensibilidade e especificidade – 96,48% e 98,74%, respectivamente –, através das quais é possível concluir que os índices encontrados deveram ser utilizados em ferramentas de apoio a diagnóstico, mais propriamente na detecção de PVCs.

Num trabalho futuro, poderá ser aprofundada a ideia apresentada, recorrendo a outras características dos PVCs. Outra possível margem de melhoria, é o treino de outro tipo de redes, aplicadas aos índices encontrados

Na área de detecção de episódios de AF, foi proposto um algoritmo, que se baseou em três características distintas:

- Análise das ondas P
- Análise da variabilidade do ritmo cardíaco
- Análise da actividade auricular

Na análise das ondas P foi feito um estudo relativamente à detecção do número de ondas P existentes no sinal.

Na análise da variabilidade do ritmo cardíaco foram abordados os princípios apresentados por G. Moody [10]. Com base nestes princípios, foi possível extrair novos índices de informação característica, recorrendo a conceitos da teoria da informação.

Visando a análise da actividade auricular, foram abordadas as ideias propostas por L. Senhadj [22] e por C. Sanchez [23], a partir das quais foi possível criar um algoritmo de cancelamento dos complexos QRS. Extraída a actividade auricular, foi possível realizar a sua análise da qual resultaram índices novos. Estes índices foram obtidos a partir do espectro de frequências da actividade auricular, recorrendo também a conceitos da teoria da informação.

Durante o trabalho realizado nesta área, para além dos índices de maior significado apresentados, também foi realizado um esforço no sentido de encontrar índices, recorrendo a outras técnicas, como por exemplo, o algoritmo de *splitting* e a análise de modelos Auto-Regressivos. Apesar de estes índices terem sido excluídos, foi possível discernir algum potencial nessas técnicas. Futuramente, será dada especial atenção a estas técnicas visando a discriminação de episódios de AF.

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Para concluir, refira-se que as bases propostas neste estágio, nomeadamente no que diz respeito à segmentação do ECG, constituirão uma ferramenta essencial para o desenvolvimento de funcionalidades futuras no âmbito do projecto LifeStream. De facto, uma vez identificadas os parâmetros e ondas principais do ECG será possível desenvolver novos algoritmos para outros tipos de arritmias que venham a ser consideradas relevantes.

A construção de modelos multi-paramétricos, em que a informação extraída do ECG é combinada com a informação obtida a partir de outros sinais vitais é, naturalmente, a etapa seguinte que se espera vir a estudar.

6. BIBLIOGRAFIA

- [1] COUDERC, JP. WAVELET ANALYSIS OF SPATIAL DISPERSION OF P-WAVE MORPHOLOGY IN PATIENTS CONVERTED FROM ATRIAL FIBRILLATION. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2001.PAG.1
- [2] RODNEY, H. FALL. ATRIAL FIBRILLATION. MEDICAL PROGRESS - N ENGL J MED, VOL. 344, No. 14. 2001
- [3] XI, Q. THE INFLUENCE OF QRS CANCELLATION ON SIGNAL CHARACTERISTICS OF ATRIAL FIBRILLATION IN THE SURFACE ELECTROCARDIOGRAM.
- [4] PAN & TOMPKINS. A REAL-TIME QRS DETECTION ALGORITHM. IEEE TRANSACTIONS IN BIOMEDICAL ENGINEERING. 1985
- [5] SUN, Y. CHARACTERISTIC WAVE DETECTION IN ECG SIGNAL USING MORPHOLOGICAL TRANSFORM. BMC CARDIOVASCULAR DISORDERS. 2005
- [6] CHIKH, M. A. THE USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO DETECT THE PREMATURE VENTRICULAR CONTRACTION (PVC) BEATS.
- [7] MARQUES, A. CHOOSING REAL-TIME PREDICTORS FOR VENTRICULAR ARRHYTHMIAS DETECTION.
- [8] LEPAGE, R. ECG SEGMENTATION AND P-WAVE FEATURE EXTRACTION: APPLICATION TO PATIENTS PRONE TO ATRIAL FIBRILLATION. PROCEEDINGS OF THE 23RD ANNUAL EMBS INTERNATIONAL CONFERENCE. 2001
- [9] CENSI, F. MORPHOLOGICAL ANALYSIS OF P-WAVE IN PATIENTS PRONE TO ATRIAL FIBRILLATION. PROCEEDINGS OF THE 28TH IEEE EMBS ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE. 2006
- [10] MOODY, G.B. A NEW METHOD FOR DETECTING ATRIAL FIBRILLATION USING R-R INTERVALS. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 1983
- [11] CERUTTI, S. ANALYSIS OF THE DYNAMICS OF RR INTERVAL SERIES FOR THE DETECTION OF ATRIAL FIBRILLATION EPISODES. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 1997
- [12] TATENO, K. A METHOD FOR DETECTION OF ATRIAL FIBRILLATION USING RR INTERVALS. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2000
- [13] THONG, T. PREDICTION OF PAROXYSMAL ATRIAL FIBRILLATION BY ANALYSIS OF ATRIAL PREMATURE COMPLEXES. IEEE TRANSACTIONS IN BIOMEDICAL ENGINEERING. 2004
- [14] HEART AND STROKE FACTS. AMERICAN HEART ASSOCIATION.1992–2003
- [15] [HTTP://STUDENTS.MED.NYU.EDU/ERCLUB/EKGHOME.HTML](http://STUDENTS.MED.NYU.EDU/ERCLUB/EKGHOME.HTML)
- [16] [HTTP://PT.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/SISTEMA_CIRCULAT%C3%B3RIO](http://PT.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/SISTEMA_CIRCULAT%C3%B3RIO)
- [17] [HTTP://EN.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/ELECTROCARDIOGRAM](http://EN.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/ELECTROCARDIOGRAM)

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

- [18] [HTTP://BUTLER.CC.TUT.FI/~MALMIVUO/BEM/BEMBOOK/19/19.HTM](http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/19/19.htm)
- [19] [HTTP://EN.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/PREMATURE_VENTRICULAR_CONTRACTION](http://en.wikipedia.org/wiki/Premature_ventricular_contraction)
- [20] STEVE GOODACRE. *ABC OF CLINICAL ELECTROCARDIOGRAPHY: ATRIAL ARRHYTHMIAS*. BMJ JOURNALS. 2002
- [21] [HTTP://WWW.PDAMED.COM.BR/DICIOMED/PDAMED_0001_1285.PHP](http://www.pdamed.com.br/diciomed/pdamed_0001_1285.php)
- [22] SENHADJI, L. *WAVELETS EXTREMA REPRESENTATION FOR QRS-T CANCELLATION AND P WAVE DETECTION*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY 2002
- [23] SANCHEZ, C. *PACKET WAVELET DECOMPOSITION: AN APPROACH FOR ATRIAL ACTIVITY EXTRACTION*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2002
- [24] VASQUEZ, C. *ATRIAL ACTIVITY ENHANCEMENT BY WIENER FILTERING USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*. IEEE TRANSACTIONS IN BIOMEDICAL ENGINEERING. 2001
- [25] LEMAY, M. *CANCELLATION OF VENTRICULAR ACTIVITY IN THE ECG: EVALUATION OF NOVEL AND EXISTING METHODS*. IEEE. 2006
- [26] SHKUROVICH, S. *DETECTION OF ATRIAL ACTIVITY FROM HIGH-VOLTAGE LEADS OF IMPLANTABLE VENTRICULAR DEFIBRILLATORS USING A CANCELLATION TECHNIQUE*. IEEE TRANSACTIONS IN BIOMEDICAL ENGINEERING. 1998
- [27] STRIDH, M. *SPATIOTEMPORAL QRST CANCELLATION TECHNIQUES FOR ANALYSIS OF ATRIAL FIBRILLATION*. IEEE TRANSACTIONS IN BIOMEDICAL ENGINEERING. 2001
- [28] RIETA, J. J. *ATRIAL ACTIVITY EXTRACTION BASED ON BLIND SOURCE SEPARATION AS AN ALTERNATIVE TO QRST CANCELLATION FOR ATRIAL FIBRILLATION ANALYSIS*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2000
- [29] RIETA, J. J. *ICA APPLIED TO ATRIAL FIBRILLATION*. 4TH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS AND BLIND SIGNAL SEPARATION. 2003
- [30] CASTELLS, F. *ESTIMATION OF ATRIAL FIBRILLATORY WAVES FROM ONE-DERIVATION ECGS USING PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS CONCEPTS*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2004
- [31] SANCHEZ, C. *WAVELET BLIND SEPARATION: A NEW METHODOLOGY FOR THE ANALYSIS OF ATRIAL FIBRILLATION FROM HOLTER RECORDINGS*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2004
- [32] CASTELLS, F. *AN INTEGRAL ATRIAL WAVE IDENTIFICATION BASED ON SPATIOTEMPORAL SOURCE SEPARATION: CLINICAL VALIDATION*. COMPUTERS IN CARDIOLOGY. 2003
- [33] SUN, Y. *ARRHYTHMIA RECOGNITION FROM ELECTROCARDIOGRAM USING NON-LINEAR ANALYSIS AND UNSUPERVISED CLUSTERING TECHNIQUES*. 2001
- [34] CLIFFORD, G. D. *ECG DATA ANALYSIS, ADVANCED METHODS AND TOOLS*. ENGINEERING IN MEDICINE & BIOLOGY. 2006
- [35] DUDA, O.R. *PATTERN CLASSIFICATION AND SCENE ANALYSIS*. 1973

Anexo 1

- Coeficiente de correlação – o coeficiente de correlação mede o grau da correlação entre duas variáveis, x e y , ou seja, mede a dependência linear entre duas variáveis. O coeficiente de correlação pode ser calculado com base na seguinte equação:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (68)$$

onde \bar{x} e \bar{y} são as médias aritméticas de ambas as variáveis x e y .

- Entropia de uma distribuição – a entropia de uma distribuição probabilística, segundo a teoria da informação, mede a dispersão dessa mesma distribuição. Esta pode ser calculada com base na seguinte equação:

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x) \quad (69)$$

onde $p(x)$ é a distribuição probabilística, e X representa o universo de x .

- Divergência de *Kullback-Leibler* – a divergência de *Kullback-Leibler*, segundo a teoria da informação, mede a distância entre duas distribuições. Esta pode ser calculada com base na seguinte equação:

$$D_{KL} P(X), Q(X) = \sum_{x \in X} P(x) \log \left(\frac{P(x)}{Q(x)} \right) \quad (70)$$

- Transformada discreta de *Fourier* – A transformada discreta de *Fourier*, é uma ferramenta normalmente utilizada para analisar um sinal em termos de frequências. Esta baseia-se em funções sinusoidais (senos e co-senos) para representar um sinal, sendo definida pela equação .

$$x_k = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} f_j e^{\frac{2\pi i}{n} jk} \quad k = 0, \dots, n-1 \quad (71)$$

Anexo 2

Anexo 3

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)									
	Onda	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
								Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
sel100	100,00	100,00	97,32	99,82	100,00	97,58	6,50	24,50	54,75	27,28	5,46	7,49	49,73	65,43	78,03	
sel102	38,03	99,63	93,27	76,06	99,54	93,44	10,75	26,11	55,44	14,80	4,31	41,81	51,19	59,06	69,14	
sel103	99,90	100,00	100,00	99,90	99,90	99,90	5,97	20,40	65,10	7,84	5,16	10,09	74,67	60,68	51,54	
sel104	46,31	100,00	86,76	85,33	98,83	93,92	9,72	22,46	63,24	16,52	53,82	88,34	50,28	23,74	107,59	
sel114	85,28	96,77	96,01	95,60	99,76	97,61	14,22	23,63	104,64	38,31	9,51	40,20	19,29	9,86	45,59	
sel116	96,66	100,00	99,58	90,43	99,75	99,75	6,83	9,50	12,78	15,45	5,24	9,42	36,75	7,43	10,82	
sel117	100,00	100,00	100,00	99,87	99,87	99,87	9,48	8,86	30,69	20,75	8,58	20,54	17,50	7,50	19,44	
sel123	99,87	100,00	99,87	99,47	99,34	99,20	7,63	13,31	63,95	18,92	5,43	18,08	17,03	7,69	15,52	
sel213	98,41	99,76	99,69	96,26	99,88	99,39	23,63	9,85	42,04	11,53	5,08	13,05	50,30	50,54	46,57	
sel221	16,90	99,36	98,76	35,04	99,76	96,77	24,91	11,33	42,88	24,25	5,61	15,36	61,63	54,02	46,78	
sel223	92,31	99,62	98,92	98,97	100,00	99,23	19,95	7,67	28,81	25,96	7,64	19,18	28,35	23,10	74,98	
sel230	98,40	100,00	99,81	99,24	99,91	98,70	15,07	8,76	47,65	27,48	5,92	18,62	27,82	17,23	37,75	
sel231	100,00	100,00	85,70	99,59	99,59	85,70	17,07	7,88	50,90	20,04	5,86	21,66	34,27	23,03	59,30	
sel232	80,31	98,51	98,74	90,49	99,88	99,77	20,95	16,53	62,16	21,86	6,11	46,52	23,19	17,81	35,08	
sel233	97,37	99,74	95,59	95,29	99,48	98,01	14,89	7,36	17,57	23,90	10,86	23,50	31,96	29,68	31,85	
Média	83,32	99,56	96,67	90,76	99,70	97,26	13,84	14,54	49,51	20,99	9,64	26,26	38,26	30,45	48,67	

Tabela 16 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados MIT-BIH Arrhythmia Database

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)									
	Onda	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
								Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
sel803	99,79	100,00	100,00	99,79	99,90	99,90	14,53	8,03	59,27	15,64	5,21	20,66	14,14	12,76	23,87	
sel808	99,67	100,00	98,00	99,78	99,89	99,77	19,25	9,91	40,81	23,49	4,29	13,94	21,34	12,62	28,91	
sel811	98,70	100,00	100,00	99,56	99,57	99,43	13,72	8,23	44,11	21,37	4,58	17,83	13,53	12,40	26,86	
sel820	99,63	100,00	99,83	99,07	99,83	99,74	13,44	8,10	47,54	23,75	3,45	11,26	51,20	45,85	100,84	
sel821	68,79	99,87	99,61	98,42	99,81	99,16	18,01	11,51	42,41	36,44	4,48	8,18	12,34	10,74	13,91	
sel840	62,00	100,00	100,00	97,13	99,83	99,66	15,05	9,88	37,85	16,10	5,85	19,15	15,25	9,14	18,91	
sel847	87,21	100,00	99,62	99,85	99,88	99,37	15,44	13,71	58,13	24,69	4,67	17,97	13,38	13,00	17,39	
sel853	95,74	100,00	99,73	90,42	99,82	99,55	32,14	32,79	27,20	34,51	5,76	25,70	38,01	12,20	32,05	
sel871	97,69	99,78	99,56	99,66	99,89	99,78	19,36	10,04	37,66	29,75	17,14	28,79	20,21	11,49	34,60	
sel872	99,79	100,00	99,90	99,69	99,80	99,80	12,73	8,53	73,35	20,53	4,96	16,95	15,17	11,31	22,73	
sel873	75,59	100,00	99,88	88,62	99,77	99,77	13,34	8,71	73,64	25,85	5,01	13,61	26,01	10,30	22,31	
sel883	98,54	100,00	91,89	98,43	99,78	99,63	16,35	12,70	58,68	22,75	4,65	14,06	18,68	13,68	67,09	
sel891	75,65	99,92	98,81	89,46	99,84	99,52	42,08	27,38	99,80	23,25	8,15	43,39	20,28	22,48	31,93	
Média	89,14	99,97	98,99	96,91	99,82	99,62	18,88	13,04	53,88	24,47	6,01	19,35	21,50	15,23	33,95	

Tabela 17 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)								
	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
							Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
sel16265	91,69	100,00	100,00	80,37	99,90	99,90	11,27	7,55	59,66	22,94	3,85	12,56	38,02	21,42	30,45
sel16272	100,00	100,00	100,00	99,41	99,76	99,76	13,42	7,19	27,65	15,93	5,03	20,88	28,37	20,09	26,02
sel16420	100,00	100,00	100,00	99,91	99,91	99,91	9,52	8,51	71,09	11,27	5,25	21,58	41,53	20,96	28,57
sel16483	100,00	100,00	100,00	99,82	99,82	99,72	6,88	4,67	81,52	13,03	4,95	23,49	30,31	21,29	28,41
sel16539	99,56	100,00	100,00	99,35	99,67	99,67	12,70	5,17	68,24	17,74	4,82	22,59	26,39	20,25	22,00
sel16773	99,09	100,00	100,00	98,20	99,90	99,80	49,97	39,08	34,97	20,66	5,97	27,21	31,64	20,96	26,97
sel16786	99,89	100,00	100,00	99,57	99,89	99,89	13,37	9,01	70,38	19,69	5,16	17,99	24,74	21,23	20,39
sel16795	100,00	100,00	100,00	99,74	99,74	99,74	14,13	12,30	35,92	19,56	5,46	24,46	26,83	21,24	31,30
sel17453	100,00	100,00	100,00	99,81	99,81	99,81	12,61	6,15	14,54	16,86	5,21	23,63	10,52	10,12	22,17
Média	98,91	100,00	100,00	97,35	99,82	99,80	15,99	11,07	51,55	17,52	5,08	21,60	28,70	19,73	26,25

Tabela 18 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)									
	Onda	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
								Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
sele0104	99,875	100	96,496	99,5	99,626	99,228	11,912	7,242	48,2	28,468	6,8972	25,657	45,084	37,566	64,164	
sele0106	99,776	99,888	100	99,553	99,664	95,749	9,93	11,57	46,3	32,568	5,368	17,663	19,209	13,53	30,032	
sele0107	27,642	99,63	98,025	45,638	98,295	97,904	11,508	12,867	47,436	29,436	12,552	22,738	17,306	14,544	37,002	
sele0110	51,995	100	98,387	92,678	98,301	99,187	20	17,172	45,412	31,103	9,2504	25,037	16,177	13,596	27,416	
sele0112	88,685	99,853	96,618	95,868	99,707	96,476	24,435	36,706	35,653	35,354	8,3948	23,15	17,227	13,303	36,049	
sele0114	81,265	100	90,159	78,037	99,713	93,124	17,822	20,564	44,408	26,231	7,4536	28,51	34,928	32,089	50,9	
sele0116	54,941	100	50,995	72,021	99,283	51,554	34,324	35,107	41,756	31,111	7,7848	26,656	32,736	29,443	60,612	
sele0121	99,65	99,79	99,229	99,79	99,86	99,229	4,4268	7,6816	28,688	9,0748	4,686	17,005	9,6872	11,268	18,855	
sele0122	100	100	100	99,858	99,858	99,858	3,5343	8,9756	19,697	8,2772	4,8316	20,56	9,6972	10,283	17,946	
sele0124	100	100	100	69,616	99,911	99,732	6,5692	10,181	35,635	14,17	5,6512	21,428	14,005	14,872	22,362	
sele0126	100	100	100	97,879	99,894	99,894	4,388	8,864	49,792	22,766	8,2012	18,786	19,128	13,197	33,584	
sele0129	55,74	96,121	85,802	86,824	87,223	84,885	7,3064	10,673	49,212	25,793	10,349	20,606	17,778	12,862	42,856	
sele0133	99,881	100	100	99,761	99,881	98,091	2,9438	10,018	73,432	35,794	6,9092	6,6576	9,2288	6,0092	28,019	
sele0136	94,992	100	99,128	82,152	99,628	99,005	10,898	10,479	48,86	16,935	5,6052	19,194	17,938	13,495	22,044	
sele0166	90,954	100	85,272	99,458	99,63	88,333	11,42	9,8576	37,521	21,946	6,054	19,769	40,916	43,184	40,912	
sele0170	99,663	100	100	99,552	99,777	99,777	9,022	5,9224	16,515	13,025	5,1384	21,121	11,249	11,493	15,968	
sele0203	93,888	100	99,839	97,71	99,839	99,518	14,727	18,153	70,648	17,89	4,1356	18,403	32,46	20,084	73,932	
sele0210	99,906	100	99,906	99,811	99,718	99,811	15,946	9,5652	49,928	13,761	4,4964	15,699	16,328	10,879	19,963	
sele0211	98,709	100	100	98,455	99,936	99,873	3,6352	5,5344	49,716	24,339	6,5364	14,61	55,708	6,6428	19,367	
sele0303	99,904	100	100	99,712	99,808	99,712	5,3272	6,5872	29,806	20,182	6,8792	20,754	79,428	43,676	59,072	
sele0405	89,592	100	100	99,537	99,835	99,753	7,1152	10,008	22,248	22,518	4,71	11,055	38,783	10,217	24,148	
sele0406	98,848	100	100	99,473	99,791	99,791	10,114	8,3828	23,547	21,659	7,2004	17,994	25,424	9,0888	16,751	
sele0409	82,989	100	94,56	94,402	100,12	99,573	12,502	14,51	27,056	8,4668	5,6012	22,778	89,412	61,868	52,768	
sele0411	94,046	100	100	99,814	99,917	99,917	10,994	9,3272	29,526	13,775	5,0908	27,775	41,86	36,056	42,028	
sele0509	96,697	100	78,886	99,077	99,903	78,732	8,4164	8,9548	28,748	12,134	6,038	15,16	47,424	35,856	36,316	
sele0603	100	100	99,538	99,769	99,197	99,423	6,6936	8,74	18,181	18,108	7,0448	26,504	38,769	35,004	80,124	
sele0604	99,903	100	95,521	99,806	95,628	99,695	12,528	21,69	16,057	14,612	16,82	29,721	39,251	34,928	37,087	
sele0606	99,302	99,931	99,792	99,79	99,931	99,93	15,2	7,1384	28,075	12,172	4,8792	29,848	53,696	19,004	21,736	
sele0607	99,576	100	98,642	99,576	99,831	98,475	8,6596	4,9988	63,064	9,5156	5,6768	12,409	41,284	29,628	41,392	
sele0609	99,552	99,822	99,822	99,731	99,822	99,822	14,093	5,9484	31,175	22,351	7,0628	15,611	67,716	49,368	55,44	
sele0612	100	100	100	98,398	99,733	99,733	19,772	10,342	76,66	15,934	5,2124	13,781	37,014	27,29	32,034	
sele0704	98,349	99,542	99,542	99,721	99,908	99,908	14,781	6,5328	36,274	15,759	12,963	60,624	44,092	21,195	47,812	
Média	90,51	99,83	95,82	93,84	99,16	96,12	11,59	11,88	39,66	20,16	7,05	21,48	33,78	23,17	37,77	

Tabela 19 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados *European ST-T Database*

Métrica	Sensibilidade			Predição positiva			Erro médio (ms)									
	Onda	P	QRS	T	P	QRS	T	Ondas P			QRS			Ondas T		
								Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset	Onset	Peak	Offset
sel14046	49,04	99,76	99,76	65,71	99,84	99,84	12,12	8,05	34,65	25,72	3,05	12,07	38,79	19,92	19,15	
sel14157	69,60	100,00	99,72	90,81	99,91	99,72	11,18	8,82	67,32	19,74	5,89	31,54	34,35	21,11	32,53	
sel14172	99,85	100,00	92,91	99,55	99,70	92,19	15,09	12,73	33,12	23,38	12,02	33,00	56,86	41,06	69,27	
sel15814	93,63	98,64	98,22	99,47	99,80	98,71	12,49	7,97	83,15	25,41	5,17	32,39	39,53	19,24	59,27	
Média	78,03	99,60	97,65	88,89	99,81	97,62	12,72	9,40	54,56	23,56	6,53	27,25	42,38	25,33	45,06	

Tabela 20 - Resultados do algoritmo de segmentação relativos ao grupo de sinais da base de dados *MIT-BIH Long-Term ECG Database*

Anexo 4

	Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3	
	Se	Sp	Se	Sp	Se	Sp
100	100,00	99,87			100,00	100,00
101	100,00	99,89			100,00	99,95
103	100,00	99,90			100,00	100,00
105	95,12	97,85			97,56	98,93
106	94,93	100,00			95,94	99,93
107	97,87	93,74			93,62	99,52
108	87,50	97,59				
109	93,55	99,80				
111	100,00	97,83				
112	100,00	99,96				
113	100,00	99,72				
114	100,00	95,13				
115	100,00	100,00				
116	99,07	99,91	98,15	99,96		
117	100,00	100,00				
118	93,75	99,38			93,75	100,00
119	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
121	100,00	99,84				
122	100,00	100,00				
123	100,00	100,00				
124	80,56	99,87				
200	94,53	99,04			96,59	99,83
201	91,41	97,71			95,46	99,03
202	100,00	99,24			94,12	99,81
203	79,31	91,87			85,94	98,33
205	89,23	99,88			89,23	100,00
207	95,24	97,95				
208	96,57	96,84	98,18	93,84	96,57	99,43
209	100,00	99,90			100,00	99,97
210	92,91	99,38			85,82	99,75
212	100,00	99,71			100,00	99,96
213	96,28	98,35	98,61	96,96	90,23	99,47
214	90,16	99,55			92,91	99,80
215	96,91	99,22			93,83	99,91
217	93,33	96,40			83,33	99,41
219	100,00	99,71			96,88	99,81
220	100,00	100,00				
221	98,68	99,90	99,74	99,90		
222	100,00	93,26				
223	87,47	97,93				
228	98,33	98,81				
230	100,00	99,73				
231	100,00	99,81				
232	100,00	97,98				
233	95,39	99,87				
234	100,00	99,93				
Média	96,48	98,74	98,93	98,13	94,63	99,67

Tabela 21 – Resultados do algoritmo de detecção de PVCs relativos aos sinais da base de dados MIT-BIH Arrhythmia Database

LIFE-STREAM – DETECÇÃO DE EPISÓDIOS DE FIBRILHAÇÃO AURICULAR

	Se	P+
100	99,91	100,00
101	99,63	100,00
103	99,86	100,00
105	98,16	98,92
106	98,52	100,00
107	99,35	100,00
108	96,78	97,94
109	99,25	100,00
111	99,81	99,91
112	99,92	100,00
113	99,89	100,00
114	99,52	99,95
115	99,69	100,00
116	99,01	100,00
117	99,87	100,00
118	99,87	100,00
119	99,95	100,00
121	99,79	100,00
122	99,84	100,00
123	99,87	100,00
124	99,07	100,00
200	99,77	99,96
201	99,03	99,54
202	99,53	99,95
203	94,08	99,97
205	99,55	100,00
207	94,95	85,87
208	96,73	99,97
209	99,67	100,00
210	97,06	99,96
212	99,85	100,00
213	99,60	100,00
214	99,47	100,00
215	99,70	100,00
217	59,39	99,85
219	99,91	100,00
220	99,90	100,00
221	99,22	100,00
222	99,76	100,00
223	99,46	100,00
228	98,17	99,71
230	99,87	100,00
231	99,87	100,00
232	99,89	99,94
233	99,61	100,00
234	99,75	100,00
Média	98,29	99,60

Tabela 22 – Resultados da detecção dos picos R relativos aos sinais da base de dados MIT-BIH Arrhythmia Database

Anexo 5

	Se	Sp
4015	100,00	96,60
4043	91,35	95,72
4048	100,00	98,69
4126	100,00	88,21
4746	99,61	99,55
4908	94,20	99,70
4936	84,01	96,21
5091	100,00	97,41
5121	91,47	93,65
5261	95,00	98,09
6426	98,69	74,23
6453	65,71	98,10
6995	97,69	93,60
7162	90,49	100,00
7859	84,40	100,00
7879	93,51	96,09
7910	93,96	90,53
8215	96,22	100,00
8219	90,93	95,60
8378	93,55	99,59
8405	99,81	99,79
8434	96,97	99,02
8455	99,90	99,81
Média	93,80	96,09

Tabela 23 – Resultados do algoritmo de detecção de episódios de AF, relativos aos sinais da base de dado MIT-BIH Atrial Fibrillation Database