



UNIVERSIDADE DO ALGARVE

Deteção automática de eventos em sinais Doppler de fluxo sanguíneo

Gonçalo Caetano Mestre

Dissertação

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações

Trabalho efetuado sobre a orientação de:

Maria da Graça Cristo dos Santos Lopes Ruano

2013



UNIVERSIDADE DO ALGARVE

Deteção automática de eventos em sinais Doppler de fluxo sanguíneo

Gonçalo Caetano Mestre

Dissertação

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrónica e Telecomunicações

Trabalho efetuado sobre a orientação de:

Maria da Graça Cristo dos Santos Lopes Ruano

2013

Deteção automática de eventos em sinais Doppler de fluxo sanguíneo

Declaração de autoria do trabalho

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

Copyright©

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

RESUMO

Os sinais de fluxo sanguíneo são sinais aleatórios que, além de variarem de indivíduo para indivíduo, variam também consoante o ciclo cardíaco em análise. Sendo o diagnóstico de patologias cardiovasculares fortemente baseado em sinais de ultrassom Doppler representados em forma de espectrograma, e tendo em consideração que o ruído do tipo *speckle* é parte integrante dos sinais ultrassónicos, torna-se vital a pesquisa de métodos de eliminação desse tipo de ruído e de caracterização precisa dos parâmetros desses sinais biomédicos por forma a melhorar a qualidade do diagnóstico clínico.

Com esta tese pretende-se desenvolver uma ferramenta computacional que possibilite a extração automática dos parâmetros pico sistólico, fim de diástole e de outros eventos clinicamente relevantes de sinais Doppler de fluxo sanguíneo, com especial atenção ao sinal proveniente da artéria carótida. Esta investigação vem na continuidade de um projeto realizado anteriormente no Grupo de Processamento de Sinal Biomédico da Universidade do Algarve, no qual foi desenvolvido um sistema de redução de ruído de espectrogramas Doppler. Este sistema de remoção de ruído será aqui aplicado e melhorado.

Para a deteção e extração automática de parâmetros clínicos, foi desenvolvido um algoritmo que recebe um sinal de Doppler e que tem como saída o espectrograma livre de ruído e os valores dos parâmetros clínicos calculados. O algoritmo desenvolvido está dividido em três partes principais. A primeira, consiste na transformada do sinal para os domínios tempo-frequência para a criação do espectrograma e na aplicação de uma metodologia de remoção do ruído do tipo *speckle* do espectrograma. A fase seguinte é a criação de um sinal bidimensional a partir do espectrograma, o qual é criado para possibilitar a sua caracterização. Por último, desenvolveu-se uma fase dedicada à caracterização do sinal, tendo como principais funções a deteção dos eventos clínicos de pico sistólico, fim de diástole, índice de pulsação, índice de resistência e ratio sistole-diástole. A refinação de atuação de cada uma das três partes mencionadas pode ser ajustada pelo utilizador, tendo para o efeito sido desenvolvido uma interface gráfica na qual a interação do utilizador com o programa global é facilitada.

Versatilidade e eficácia do algoritmo desenvolvido foram demonstradas pelos resultados obtidos com três sinais de Doppler de diferentes origens: um de origem clínica, um sinal de fluxo em artéria carótida simulado experimentalmente recorrendo a *phantoms*, e um sinal de fluxo simulado computacionalmente. Para cada um destes sinais são apresentados os valores das variáveis considerados preferenciais para o ajuste ao respetivo sinal e os respetivos espetros de ruído reduzido. Os resultados da extração automática dos parâmetros clínicos dos três sinais, comprovou a utilidade clínica do algoritmo desenvolvido.

Palavras-chave: remoção de ruído *speckle*, detecção de eventos, pico sistólico, diástole, sinais de fluxo sanguíneo Doppler

ABSTRACT

Blood flow signals are random signals which vary not only from person to person but also with cardiac cycle. Since cardiovascular diagnosis is strongly supported by Doppler ultrasound signals represented as spectrograms, and taking into account the inherent existence of speckle noise in the ultrasound signals it is vital to research methods to eliminate this type of noise and to characterize with precision the clinical parameters, aiming at improved clinical diagnosis.

This thesis aims to develop a computational tool to enable automatic extraction of peak systolic, end of diastole and another important clinical events from Doppler blood flow signals, in particular signals from common carotid artery. This research is based on a previous project developed on Grupo de Processamento de Sinal Biomédico of the Universidade do Algarve where a noise reduction system has been developed. This noise reduction system will be applied and improved.

To enable detection and automatic extraction of the clinical parameters, an algorithm has been developed. The algorithm receives the Doppler signal as input and outputs its spectrogram free of noise and the values of the computed clinical parameters. The algorithm is divided into three main parts. The first transforms the signal into time-frequency space to enable calculus of its spectrogram and the application of a noise reduction procedure. The second stage is the calculus of a two-dimensional signal from the spectrogram to facilitate its posterior characterization. Finally the effective signal characterization stage is performed, starting by the detection of the peak systolic, end of diastole, pulsatility index, resistivity index and systolic-diastolic ratio. The tuning of each of these three parts is enabled to the user, for this propos was developed a graphical user interface in which the interaction between the user and the programmer is simplified.

Versatility and efficacy of the developed algorithm is demonstrated by the results obtained with three different Doppler blood flow signals: a clinical signal, a common carotid artery blood flow signal experimentally simulated using phantoms, and, a blood flow signal computationally simulated. For each of these signals the values of the recommended user tuning are presented along with the respective spectrograms with reduced noise. The results of feature extraction from the three signals are presented proving the clinical value of the developed algorithm.

Keywords: speckle noise reduction, event detection, peak systolic, diastole, Doppler blood flow signals

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria por agradecer à professora Maria da Graça Ruano pela ajuda na escolha do tema e pelo incansável apoio e disponibilidade demonstrados ao longo de todo o processo de criação desta dissertação.

Seguidamente queria agradecer à minha mãe por todo o apoio, compreensão e suporte que me deu ao longo da vida, e que me permitiu chegar até esta etapa e completa-la, sem o qual não teria sido possível.

Queria também agradecer a minha avó e a minha irmã por terem estado sempre ao meu lado e me terem sempre apoiado.

Por todo o carinho, apoio, ajuda e motivação dada ao longo da concretização deste trabalho gostaria de agradecer à minha namorada.

Pelo companheirismo, ajuda e bons momentos proporcionados ao longo de todo o curso gostaria de agradecer aos meus colegas e amigos que me acompanharam nesta jornada. Em especial ao José Santos, André Santos, Rúben Garcia, Helena Ferreira, Lénia Ferreira, Pedro Beja, Hélder Duarte e Válter Martins.

Por último, visto que não é apenas a estudar que sem aprendem lições, e de aulas que é feita a universidade, gostaria de agradecer aos meus companheiros da Versus Tuna por todas as lições e boas memórias.

ÍNDICE

1	Introdução.....	1
1.1	Motivação.....	1
1.2	Objetivos	2
1.3	Conteúdos da tese.....	3
2	Teoria subjacente	4
2.1	Introdução.....	4
2.2	Sinais de Doppler na medicina	4
2.3	Conceito geral do Doppler ultrassom clinico	5
2.4	Sinais típicos do fluxo sanguíneo	6
2.4.1	Sinais típicos do fluxo sanguíneo na artéria carótida.....	8
2.5	Ruído e Técnica de Eliminação	10
2.6	Caracterização de sinais biomédicos.....	12
3	Caracterização do sinal da carótida	14
3.1	Introdução.....	14
3.2	Sinais de teste utilizados	14
3.3	Eliminação de ruído.....	15
3.4	Sinal bidimensional	19
3.4.1	Magnitude máxima	19
3.4.2	Frequência média.....	20
3.4.3	Frequência máxima	21
3.4.4	Suavização do sinal bidimensional	22
3.5	Deteção de eventos.....	25
3.5.1	Deteção do pico sistólico.....	26
3.5.2	Deteção do fim da diástole	28
3.6	Cálculo de eventos clínicos	29
3.7	Interface gráfico de utilizador	30
3.8	Conclusão	32
4	Resultados e discussão.....	34
4.1	Introdução.....	34
4.2	Sinal clinico.....	34
4.3	Sinal obtido por simulação de fluxo sanguíneo	47
4.4	Sinal obtido por geração algorítmica	51
4.5	Conclusões.....	56

5	Conclusões e Trabalho futuro	58
5.1	Conclusões.....	58
5.2	Trabalho Futuro.....	59
6	Referências.....	60

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 - Diagrama do sinal típico do ultrassom de artéria carótida [10]	8
Figura 2.2 - Critérios estruturais e hemodinâmicos para avaliar o grau de estenose na artéria carótida interna, com uma frequência emitida de 4 MHz [14].....	9
Figura 2.3 - Diagrama de blocos das rotinas implementadas em MATLAB para eliminar o ruído da STFT de um sinal de entrada no algoritmo proposto. O sinal de entrada é um sinal de áudio proveniente do Doppler ultrassom. [6].....	11
Figura 3.1 – Espectrograma de um dos sinais clínicos, correspondente a aproximadamente 1 ciclo cardíaco.....	16
Figura 3.2 - Aproximadamente 1 ciclo da matriz Snew.....	17
Figura 3.3 - Surface da matriz snew_clean.....	18
Figura 3.4 - Diagrama da criação do sinal bidimensional usando a técnica da magnitude máxima.....	20
Figura 3.5 - Diagrama da criação do sinal bidimensional usando a técnica da frequência média	21
Figura 3.6 - Diagrama da criação do sinal bidimensional usando a técnica da frequência máxima	22
Figura 3.7 - Sinal clinico bidimensional conseguido através da função wave_of_max_freq.....	23
Figura 3.8 - Sinal 2D antes (sinal a vermelho) e depois (sinal a negro) de passar pelo filtro mediano	24
Figura 3.9 - Espectrograma do sinal clinico com sobreposição do sinal bidimensional final	25
Figura 3.10 - Representação da onda obtida com ultrassom da artéria carótida [10]	26
Figura 3.11- Sinal bidimensional, onda criada para a detecção do pico sistólico, ambos com o local do pico detectado assinalado	27
Figura 3.12 -Sinal bidimensional com a detecção do pico sistólico e do fim da diástole	28
Figura 3.13 - Interface Gráfico desenvolvido	31
Figura 3.14 - Diagrama de fluxo do algoritmo	33
Figura 4.1 - Sinal clinico completo.....	35
Figura 4.2 - Amostra do sinal clinico	35
Figura 4.3 - Amostra do sinal clinico após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 1.2.....	36
Figura 4.4 - Amostra do sinal clinico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.2.....	36
Figura 4.5 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.2.....	37
Figura 4.6 - Amostra do sinal clinico após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 1.5.....	38
Figura 4.7 - Amostra do sinal clinico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.5.....	38
Figura 4.8 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.5.....	39
Figura 4.9 - Amostra do sinal clinico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8.....	40
Figura 4.10 - Amostra do sinal clinico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8.....	40
Figura 4.11 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8.....	41

Figura 4.12 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 5 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado.....	41
Figura 4.13 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 13 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado.....	42
Figura 4.14 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 21 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado.....	43
Figura 4.15 - Sinal bidimensional clinico e onda para detecção dos picos sistólicos criada com janela de 10 elementos.....	43
Figura 4.16 - Sinal bidimensional clinico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 10 elementos.....	44
Figura 4.17 - Sinal bidimensional clinico e onda para detecção dos picos sistólicos criada com janela de 30 elementos.....	44
Figura 4.18 - Sinal bidimensional clinico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 30 elementos.....	45
Figura 4.19 - Sinal bidimensional clinico e onda para detecção dos picos sistólicos criada com janela de 50 elementos.....	45
Figura 4.20 - Sinal bidimensional clinico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 50 elementos.....	46
Figura 4.21 - Sinal bidimensional completo com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins das diástoles (círculos verdes) detetados.....	46
Figura 4.22 - Sinal obtido por simulação experimental de fluxo sanguíneo.....	47
Figura 4.23 - Sinal da simulação do fluxo sanguíneo após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 0.7.....	48
Figura 4.24 - Sinal da simulação do fluxo sanguíneo após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 0.7.....	49
Figura 4.25 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo antes da suavização.....	49
Figura 4.26 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo antes e depois da suavização (janela de 60 elementos).....	50
Figura 4.27 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo e onda para detecção dos picos sistólicos.....	51
Figura 4.28 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins diastólicos assinalados (círculos verdes).....	51
Figura 4.29 - Sinal com duração de um ciclo cardíaco gerado através de um algoritmo.....	52
Figura 4.30 - Sinal com duração de cinco ciclos cardíacos gerado através de um algoritmo.....	52
Figura 4.31 - Sinal gerado após primeira fase de remoção de ruído.....	53
Figura 4.32 - Sinal gerado após segunda fase de remoção de ruído.....	53
Figura 4.33 - Sinal bidimensional gerado.....	54
Figura 4.34 - Sinal bidimensional gerado sem e com suavização (janela de 20 elementos).....	55
Figura 4.35 - Sinal bidimensional gerado e onda para detecção dos picos sistólicos.....	55
Figura 4.36 - Sinal bidimensional gerado com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins diastólicos assinalados (círculos verdes).....	56
Figura 4.37 - Valores dos parâmetros do algoritmo considerados ideias para cada tipo de sinal testado.....	57

1 INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

Doenças cardiovasculares (DCV) podem resultar em ataques de coração ou enfartes cerebrais, daí é possível perceber-se a grande importância de detectar as DCV precocemente. Para a detecção de doenças cardiovasculares, diferentes fatores de risco são medidos [1]. Segundo estudos anteriormente efetuados é a partir da velocidade do fluxo sanguíneo que se prevê o risco de DCV. Para obter a velocidade do fluxo sanguíneo a maneira mais usual é através da medição do mesmo na artéria carótida comum. Alguns dos fatores de risco que são medidos e tidos em conta na artéria carótida são, a velocidade da onda, a pressão do pulso e as frequências dos picos e dos mínimos da curva de velocidade sanguínea.

Segundo a organização mundial de saúde (OMS) foi apurado que as doenças cardiovasculares representam a principal causa de morte a nível mundial, representado 30% de todas as mortes [2]. O número de pessoas que morrem de doenças relacionadas com o sistema cardiovascular está previsto aumentar pelo menos até 2030. Pensa-se que as doenças cardiovasculares continuarão a ser a principal causa de morte [3]. As formas mais comuns de doenças cardiovasculares são anomalias relacionadas com o fluxo sanguíneo, doenças que provocam a obstrução das artérias e das veias. Do número total de mortes, 16.5% podem ser atribuídas à alta pressão sanguínea [4]. De acordo com a OMS para ajudar a prevenir doenças DCV é necessário desenvolver métodos fiáveis, que detetem e caracterizem padrões e tendências das DCV e dos fatores de risco. Para além desta caracterização também há necessidade de iniciativas de monitorização e controlo de doenças cardiovasculares.

Neste contexto, a investigação na área da engenharia tem um papel bastante importante no desenvolvimento e criação de instrumentos que possam ser utilizados na prevenção e monitorização das DCV. A medicina e a engenharia ligam-se, ajudando a melhorar vidas diariamente. A investigação nestas ciências leva a descobertas por todo o mundo. Estas descobertas ajudam a salvar as vidas de centenas de pessoas. Uma boa maneira de pensar, é considerar que qualquer conquista feita nesta área é uma adição, e que essa adição pode vir a melhorar ou até mesmo salvar a vida de alguém.

Face aos fatores descritos, torna-se pertinente que, na área do processamento de sinal, sejam estudados e criados métodos e algoritmos que ajudem a detectar e monitorizar os sinais do fluxo sanguíneo.

1.2 OBJETIVOS

O foco desta investigação é o processamento do sinal proveniente do sinal ultrassónico Doppler de um vaso sanguíneo, em particular de uma artéria carótida com vista á caracterização de parâmetros clinicamente relevantes com fiabilidade.

Pretende-se que neste projeto seja desenvolvida uma ferramenta computacional que possibilite a extração fiável e automática de parâmetros clínicos, parâmetros estes provenientes de sinais Doppler de fluxo sanguíneo. Como base de partida ter-se-á em consideração um sistema de remoção de ruído de espectrograma Doppler anteriormente desenvolvido no grupo de investigação, sistema este que se pretende que seja melhorado por forma a facilitar a tarefa seguinte de cálculo automático dos parâmetros clínicos.

1.3 CONTEÚDOS DA TESE

A presente tese encontra-se estruturada da seguinte forma.

- Capítulo 1 - É apresentada a motivação para a criação da tese, os objetivos da mesma e a sua constituição.
- Capítulo 2 - Apresenta-se a teoria subjacente aos temas a serem referidos na tese. Começa-se por falar um pouco sobre a teoria de Doppler, a sua história na medicina e os seus princípios. São apresentadas as informações essenciais à investigação sobre os fluxos sanguíneos. Fala-se sobre as técnicas de ultrassom de Doppler, o ruído inerente às mesmas e a melhor maneira de o remover. Por último é explicado no que consiste a caracterização de eventos de sinais biomédicos.
- Capítulo 3 - Neste capítulo é explicado detalhadamente o algoritmo desenvolvido em MATLAB para a deteção automática dos parâmetros do sinal de fluxo sanguíneo. São explicados os diversos passos e as razões consideradas para a sua integração no algoritmo.
- Capítulo 4 - São apresentados e comentados os resultados obtidos pelo algoritmo, quando testado com sinais de três diferentes origens.
- Capítulo 5 - Apresentam-se as conclusões gerais e finais sobre o trabalho desenvolvido na tese, seguindo-se a indicação de algumas sugestões para trabalho futuro.

2 TEORIA SUBJACENTE

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão apresentadas informações teóricas pertinentes à investigação efetuada nesta tese. Serão apresentadas as bases teóricas sobre a origem e aplicação do efeito de Doppler. Será apresentado como o efeito de Doppler se encaixa na medicina e explicada como a sua utilização é feita através de ultrassons. Visto esta tese se focar na caracterização de sinais provenientes da corrente sanguínea, será explicado o funcionamento básico do fluxo sanguíneo e da sua interação com os ultrassons. Será feito um foco especial nas características da artéria carótida. Com a origem do sinal explicada, passar-se-á para a explicação sobre a origem do ruído na aquisição do sinal, onde serão também apresentados e explicadas técnicas de remoção do ruído. Por fim será demonstrada a teoria utilizada para a caracterização de sinais biomédicos.

2.2 SINAIS DE DOPPLER NA MEDICINA

O sinal de Doppler provém da teoria do efeito de Doppler, a qual foi proposta em 1950 por Christian Andreas Doppler e que diz que se dois objetos se moverem na mesma direção a frequência observada será maior que a frequência emitida. A primeira vez que este efeito foi demonstrado na medicina foi em 1956 após Shigeo Satomura da Universidade de Osaka, Japão, ter publicado um artigo onde demonstrava a detecção do movimento das paredes do coração através da utilização do efeito de Doppler com sinais ultrassônicos de 3 MHz [5]. Esta utilização do efeito de Doppler é um pouco diferente da original visto que o objeto em movimento não emite radiação por si próprio, apenas reflete as ondas emitidas em direção a ele. Investigação posterior permitiu o desenvolvimento de outras aplicações desta modalidade. Sendo que a mais relevante neste caso, foi o uso do efeito de Doopler no estudo do fluxo sanguíneo nas artérias periféricas. A pesquisa demonstrou que o fluxo de sangue nas artérias periféricas pode ser detetado transcutâneamente e que a frequência refletida esta relacionada com a velocidade do fluxo sanguíneo. Kanemasa Kato, outro investigador japonês juntamente com os seus colegas demonstrou que a alteração da frequência é causada pelo movimento dos glóbulos vermelhos, obtendo-se assim o efeito de Doppler. Para além de demonstrar que a alteração da frequência era causada pela velocidade dos glóbulos

vermelhos demonstrou também que a tensão do sinal refletido estava relacionada com o número de glóbulos vermelhos no sangue. Posteriormente em 1965, Ziro Kaneko e o seu grupo de investigação demonstraram que a melhor maneira de apresentar os sinais de Doppler seria através da análise espectral do mesmo.

Os principais esforços dos investigadores japoneses eram no sentido de estudar as artérias extracraniais do cérebro. Estes trabalhos levaram à demonstração das diferenças entre sinais de Doppler de pacientes com a aterosclerose e pacientes sem a mesma. Entretanto nos Estados Unidos da América, Dan Franklin da Universidade de Washington estava desenvolvendo um 'transit-time recorder' que usaria ultrassons no estudo da dinâmica cardiovascular. Donal Strandness, um cirurgião, apercebeu-se do potencial do Doppler ultrassom na área da cirurgia vascular. Ele apresentou a metodologia de Doppler e cativou a atenção de outros cirurgiões para o uso da mesma [5]. O uso de instrumentos de onda contínua cativaram desde então a atenção para aplicações clínicas apesar de hoje em dia terem sido virtualmente todos substituídos por instrumentos de onda pulsada. E desde essa altura que o uso do efeito de Doppler tem aumentado, sendo hoje em dia indispensável não só para trabalhar com fluxos sanguíneos mas na medicina em geral. [6]

2.3 CONCEITO GERAL DO DOPPLER ULTRASSOM CLINICO

Esta parte tem especial importância porque é através do Doppler ultrassom que é obtido o sinal que vai ser estudado nesta investigação. O ultrassom é uma onda de pressão que tem frequências acima da frequência audível humana, ou seja acima dos 20 kHz. A frequência geralmente usada em instrumentação médica é entre os 2 MHz e os 10 MHz (em aplicações especiais são usadas frequências maiores). Os instrumentos ultrassónicos de diagnóstico emitem ondas ultrassónicas para dentro do corpo e recebem e analisam os seus ecos. Os sistemas ultrassónicos de Doppler podem operar em dois modos: modo de onda contínua (dispositivos não direcionais) e modo de onda pulsada (dispositivos direcionais). Esta classificação é baseada na maneira como o sinal é transmitido sendo ele enviado em modo contínuo ou em rajadas, respetivamente.

A instrumentação que usa onda contínua pode utilizar dois transdutores ou apenas um, em ambos os casos são utilizados dois cristais, um que emite constantemente o sinal e outro que se destina a receber os ecos. A zona onde o raio ultrassónico do cristal emissor se sobrepõe ao raio do cristal detetor é a zona onde é possível obter informação sobre o movimento. Os sistemas que usam este modo têm como maior desvantagem a sua seletividade, mais concretamente a falta da mesma. Se o raio de ultrassom intersectar mais do que um vaso sanguíneo não é possível diferenciar a origem dos perfis de velocidade obtidos, não possibilitando a distinção da informação de apenas o vaso desejado. A desvantagem referida tem como informação inerente a incapacidade do sistema de fornecer dados sobre a profundidade dos vasos.

A principal limitação dos detetores de efeito de Doppler costumava ser a incapacidade de diferenciar a profundidade, o que impossibilitava a seleção do vaso sanguíneo pretendido. Esses instrumentos não conseguiam determinar a profundidade dos perfis de velocidades captados nem distinguir a variação da velocidade do sinal nos vasos de maiores. A necessidade de instrumentação que pudesse realmente apontar para um local específico e obter perfis de velocidade apenas dos vasos sanguíneos pretendidos, levou ao desenvolvimento de instrumentação que usasse ondas pulsadas, sendo estas usadas em virtualmente toda a instrumentação médica atualmente. Para além da informação que pode ser obtida através do ultrassom tem também como vantagem o facto de o ultrassom ser uma técnica não invasiva e indolor.

O modo pulsado utiliza apenas um cristal piezoelétrico para emitir e receber as ondas ultrassónicas. Neste modo o cristal intercala entre o modo de emissão e o modo de receção. Como foi referido este modo permite obter informação sobre profundidade como permite a escolha de um ponto a ser estudado, ambos os casos são possíveis através da seleção dos ecos a serem estudados. A desvantagem deste método é a existência de um limite para a velocidade máxima a ser medida. O limite é denominado de limite de *Nyquist*, e a ultrapassagem do mesmo tem como consequência o aparecimento de *aliasing* o que gera uma medição errada das velocidades. O limite de *Nyquist* especifica que a medição da variação de frequência só será corretamente mostrada se a frequência de repetição dos pulsos (*pulse repetition frequency* (PRF)) for pelo menos o dobro da velocidade máxima encontrada nas amostras. Logo quanto maior for a PRF maior é o limite de Nyquist, mas por outro lado o aumento da PRF vai diminuir a profundidade máxima na qual é possível estudar um objeto. [7] [8]

Hoje em dia a instrumentação já consegue diferenciar o movimento do objeto tanto na direção do transdutor como na direção oposta ao mesmo em simultâneo, a sua maioria também inclui hardware de análise de espectros em tempo real, o que facilita bastante a interpretação dos sinais.

O Doppler pulsado é uma ferramenta importante no estudo de doenças vasculares e na investigação de condições de fluxos.

2.4 SINAIS TÍPICOS DO FLUXO SANGUÍNEO

Apesar do Doppler ultrassom poder ser usado para vários tipos de deteção de movimento no corpo, a sua principal utilização continua a ser a deteção e quantificação do fluxo sanguíneo no coração, artérias e veias. Sinais de Doppler desta fonte contêm uma grande informação sobre o fluido e o seu fluxo, mas para que estes sinais possam ser interpretados é essencial perceber o fluxo sanguíneo e como o sinal é constituído.

O sangue é constituído por dois elementos principais, plasma e células. Sendo que as células constituem cerca de 40% do sangue, dessa percentagem 99% são glóbulos vermelhos. Os restantes 60% da constituição do sangue é plasma.

O estudo do fluxo sanguíneo com o efeito de Doppler é baseado na análise dos sinais ultrassônicos que são refletidos das partículas em movimento nos vasos sanguíneos. No sangue as principais unidades que refletem o sinal ultrassônico são os glóbulos vermelhos devido à sua maior dimensão e quantidade em relação às restantes células. [9]

O fluido sanguíneo é pulsado, o sangue não é homogêneo e não obedece às leis de fluxo Newtonianas para além disso os vasos sanguíneos ramificam-se, afinam, alargam, curvam e todos estes fatores afetam o seu fluxo. Num vaso sanguíneo a velocidade do sangue não é homogênea, a velocidade no centro do vaso é superior à velocidade junto das paredes, devido à resistência que as paredes oferecem ao sangue. Para além disso um sistema sanguíneo que contenha problemas patológicos ainda vai adicionar mais complexidade ao sistema. Apesar de tudo isto, muita informação sobre o fluxo do sangue pode ser conseguida através do estudo de modelos relativamente simples, como o estudo do fluxo sanguíneo com base em mimetizadores artificiais, designados na literatura inglesa por *phantoms*.

A frequência de Doppler é definida como a diferença entre a frequência transmitida e a frequência recebida. Sendo uma onda ultrassônica emitida com a frequência f_0 refletida por uma superfície que se move com a velocidade μ , em que o ângulo entre a linha de movimento da superfície e o raio do transdutor é dado por θ temos então a seguinte equação que descreve a frequência de Doppler, f_D [10].

$$f_D = f_0 \frac{2\mu * \cos(\theta)}{c}$$

Considerando os valores típicos de um fluxo sanguíneo e sabendo que os instrumentos de Doppler são desenhados para extrair f_D , obtém-se um resultado interessante. O resultado obtido é a frequência f_D corresponder a uma frequência da gama audível do ser humano, o que possibilita que os resultados do Doppler ultrassom sejam escutados.

Nas artérias, a deteção do fluxo sanguíneo permite a medição da pressão sistólica e diastólica do sangue. Nas veias, a deteção do fluxo de sangue costumava ser mais difícil devido às velocidades reduzidas do sangue nas mesmas. A baixa velocidade causa uma diferença de frequências menor, o que dificultava a sua deteção. Mas este problema, atualmente pode ser ultrapassado com a aplicação de manobras de aumento no fluxo venoso. Fluxos de sinais venosos aumentados tornam possível a deteção de trombose nas artérias, deficiências nas válvulas das mesmas, entres outros problemas.

Um dos problemas vasculares mais frequente é a estenose. A estenose é o resultado do estreitamento anormal de um vaso sanguíneo. A estenose vascular normalmente causa vórtices e turbulência no curso do sangue, irregularidades estas que afetam o sinal obtido e podem como tal ser avaliadas e quantificadas para detetar lesões. Dai a grande importância na deteção, estimação e caracterização dos sinais de fluxo sanguíneo com acuidade.

2.4.1 Sinais típicos do fluxo sanguíneo na artéria carótida

O sinal do fluxo sanguíneo da artéria carótida é apresentado com especial detalhe devido a esta tese se forçar no sinal daí proveniente. Um sinal proveniente da artéria carótida sem qualquer tipo de problema patológico tem a forma apresentada na Figura 2.1.

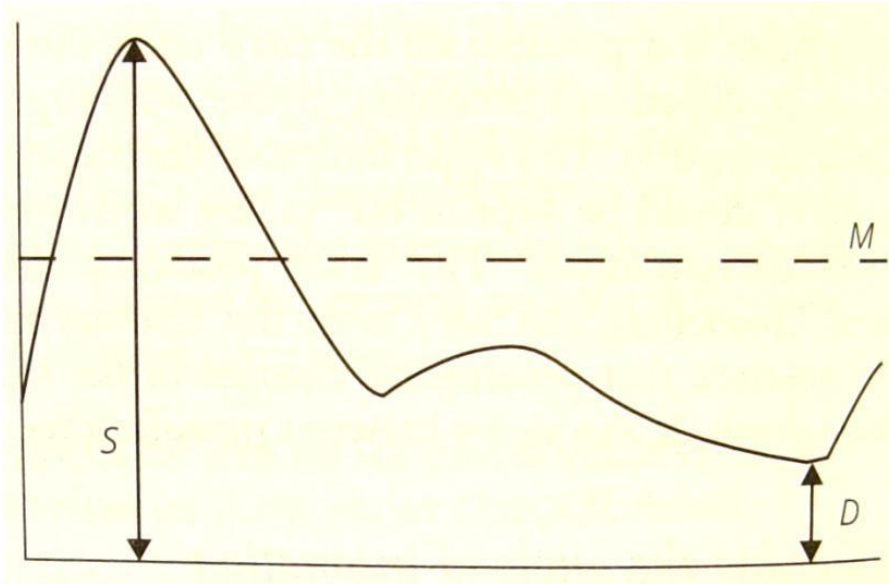


Figura 2.1 - Diagrama do sinal típico do ultrassom de artéria carótida [10]

As artérias carótidas são os principais vasos sanguíneos que transportam sangue rico em oxigênio até à cabeça e ao cérebro. Existem duas artérias carótidas (carótida comum) que são ramificações da artéria aorta, as quais passam para a cabeça ao lado da garganta, localizando-se lado da traqueia. A carótida esquerda e direita têm algumas diferenças entre si. Por volta da zona do queixo a artéria carótida comum é ramificada em duas, sendo elas a carótida interior e a carótida exterior. A exterior transporta o sangue para a cara, escalpe e outros tecidos externos da cabeça. A interior carrega o sangue até ao cérebro. A interior tem um diâmetro maior, não se ramifica e tem uma forma de onda espectral de baixa resistência. A artéria carótida exterior tem um diâmetro mais reduzido, divide-se em oito ramos e tem uma forma de onda espectral de alta resistência. É na ramificação da artéria carótida comum, em artéria interna e externa, que a maioria do congestionamento na carótida ocorre. É onde a maioria das estenoses são encontradas.

A estenose das artérias carótidas, também conhecida como doença arterial carótida, consiste no estreitamento das artérias. O estreitamento pode resultar numa obstrução parcial ou total de uma ou ambas as artérias carótidas, causando um derrame. Um derrame é um evento que pode ser fatal, onde o suprimento vital de sangue e oxigênio para o cérebro é interrompido. A estenose das artérias carótidas, como das restantes artérias, ocorre por causa do seu estreitamento, devido a uma acumulação de placas. As placas formam-se quando o colesterol, gorduras e outras substâncias se

começam a acumular nas paredes internas das artérias, que acabam por causar obstrução [11].

O principal objetivo da utilização do ultrassom não evasivo na artéria carótida é a identificação e prevenção de possíveis doenças, fazendo-o de maneira fácil, segura e monetariamente acessível [12]. Sendo que o segundo objetivo é a monitorização das artérias de pacientes que já se sabe estarem em risco. [13] A artéria que causa maior preocupação e atenção é a carótida interior, visto ser esta que providencia o sangue oxigenado ao cérebro.

	I Nonstenotic plaques	II Low-grade stenosis	III Medium-grade stenosis	IV High-grade stenosis	V Subtotal stenosis
Angiographic estimates					
Local degree of stenosis	< 40%	40-60%	60-70%	ca. 80%	> 90%
Distal degree of stenosis	0	< 30%	~50%	~70%	> 90%
Dopplersonographic parameters					
Indirect criteria	No sign of flow obstruction			Ophthalmic artery: no flow or retrograde flow Common carotid artery: reduced flow	
Direct criteria					
<i>Analogue waveform</i>					
Near the stenosis	Normal	Audiosignal change, slight increase in local flow	Clear flow increase, pulsatility loss and systolic deceleration	Strong local flow increase with systolic deceleration	Variable stenosis signal with decreased intensity
Post-stenotic	Normal	Normal	Normal	Decreased systolic flow velocity	Difficult to find, strongly reduced signal
<i>Spectrum analysis</i>					
Near the stenosis	Normal	Spectral broadening	Spectral broadening with increasing intensity of the low-frequency component	Inverse frequency components in a broadened spectrum	Inverse frequency components in a broadened spectrum
Systolic peak frequency	< 4 kHz	> 4 kHz	4-8 kHz	> 8 kHz	Variable
End diastolic frequency	< 1.3 kHz	< 1.3 kHz	> 1.3 kHz	> 3.3 kHz	Variable
Systolic peak velocity (cm/s)	< 120	> 120	> 120	> 240	Variable
End diastolic velocity (cm/s)	< 40	< 40	> 40	> 100	Variable
Systolic ratio (ICA/CCA)	< 1.5	< 1.8	> 1.8	> 3.7	Variable

Figura 2.2 - Critérios estruturais e hemodinâmicos para avaliar o grau de estenose na artéria carótida interna, com uma frequência emitida de 4 MHz [14]

Na Figura 2.2 é apresentado uma tabela onde se podem ver os 5 níveis de estenose, os parâmetros a serem avaliados e que valores os parâmetros têm para cada nível de estenose. Na avaliação do grau de estenose alguns dos parâmetros mais importantes são, a redução ou aumento da velocidade do fluxo na diástole e na sístole, redução no índice de pulsação, mudanças no sinal áudio como turbulências. [14] Para além dos parâmetros acima referidos também serão utilizados os índices de resistência e o rácio da diástole-sístole, representados pelas seguintes fórmulas.

$$\text{Índice de pulsação} = \frac{S - D}{M}$$

$$\text{Índice de resistencia} = \frac{S - D}{S}$$

$$\text{Rácio da diástole – sístole} = \frac{S}{D}$$

Onde o S, o D e o M correspondem respetivamente ao pico sistólico, ao fim da diástole e à média como se pode observar na figura 2.1. [10]

2.5 RUÍDO E TÉCNICA DE ELIMINAÇÃO

A aquisição de um sinal biomédico através do uso de ultrassons apresenta sempre ruído inerente ao processo. Como já foi referido os instrumentos ultrassónicos enviam e recebem ondas de pressão, sendo que os recetores estão sujeitos a receberem ondas que não são somente as desejadas. O ruído pode ser causado por fontes alheias ao sistema, como também pode ser causado pela própria emissão de ultrassons. Um transdutor quando envia a onda ultrassónica, a mesma passa por diversos meios até chegar aos glóbulos vermelhos, destino desejado. Ao passar de um meio para outro, como a velocidade de propagação do som não é a mesma em todos os meios, uma porção da onda ultrassónica é refletida e refratada. Essa refração é uma fonte de ruído na receção dos ecos ultrassónicos.

Visto não ser possível contornar a aquisição de ruído e a importância de se ter o sinal sem ruído, resta como solução a aplicação de metodologias que possibilitem a sua eliminação. Ao longo de vários anos foram apresentadas e estudadas diferentes técnicas de remoção de ruído. Existem técnicas para o domínio do tempo como por exemplo a da média sincronizada e de, operados baseados em derivadas para eliminar ruído de baixa frequência. No domínio da frequência podem ser aplicados filtros passa-baixo, passa-alto, entre outros.

Esta investigação tem como estudo prévio o trabalho desenvolvido por Behrooz Zabihian [6]. O mesmo estudou diferentes técnicas de remoção de ruído e de estimação espectral para sinais clínicos. Entre as técnicas estudadas encontram-se, a técnica baseada na transformada contínua de Wavelets com filtro de largura de banda fixo, transformada contínua de Wavelets com filtro de largura de banda variada e a criação de um método de remoção de ruído no espectrograma. Após este estudo, o autor concluiu que o método que apresentava melhores resultados na estimação espectral foi a técnica desenvolvida pelo mesmo para remover o ruído do espectrograma.

Baseado nas conclusões apresentadas e na necessidade de melhorar a técnica de remoção de ruído existente, para que o sinal possa ser caracterizado corretamente, o

presente trabalho de dissertação focou-se na técnica de remoção de ruído criada por o Behrooz Zabihian.

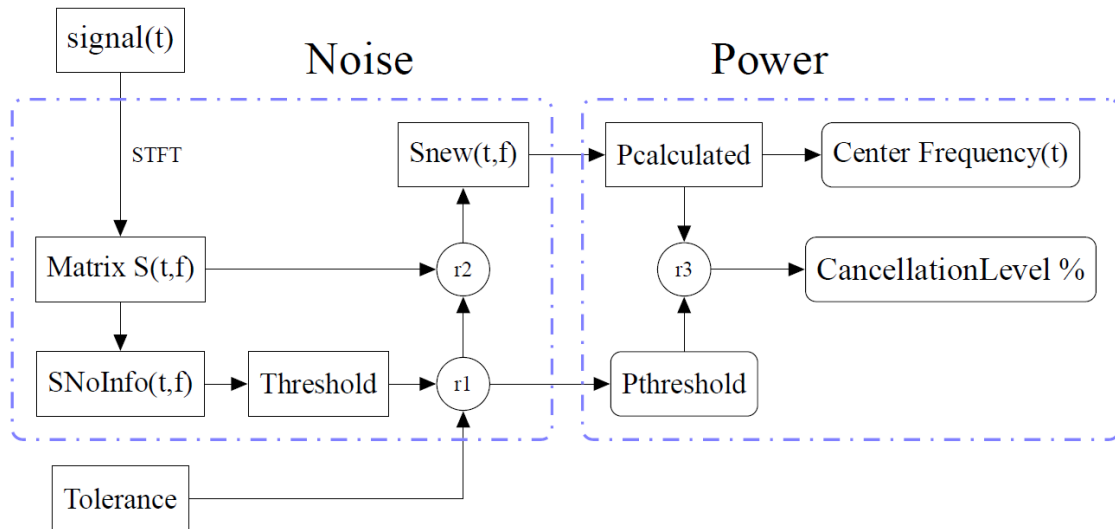


Figura 2.3 - Diagrama de blocos das rotinas implementadas em MATLAB para eliminar o ruído da STFT de um sinal de entrada no algoritmo proposto. O sinal de entrada é um sinal de áudio proveniente do Doppler ultrassom. [6]

Na Figura 2.3 é apresentado o diagrama de fluxo criado pelo autor para demonstrar o algoritmo. Pode verificar-se que o conjunto de operações aplicadas ao sinal está dividido em 2 secções principais (demonstradas na Figura 2.3 com linhas tracejadas). A primeira parte é relativa à identificação do ruído, ao seu isolamento e à remoção do mesmo. Esta parte corresponde ao retângulo a tracejado presente na zona esquerda da Figura 2.3 que é denominada por 'Noise'. A segunda parte das operações lida com a parametrização do sinal e é apresentada na Figura 2.3 num retângulo tracejado, denominado de *Power*. Apesar das operações de parametrização terem constituído parte importante da metodologia proposta, não serão as mesmas utilizadas no contexto da presente dissertação, motivo pelo qual não serão referidas. Considere-se então apenas que a saída do algoritmo é a matriz *Snew*.

Para a série de rotinas apresentadas é esperado como entrada um sinal no domínio do tempo-amplitude. Para começar o processamento o sinal é passando por uma Short-time Fourier Transform (STFT) e assim criando o espectrograma, sendo que o mesmo é criado através da função do MATLAB spectrogram. Com o sinal de entrada transformado na sua representação tempo-frequência, é seleccionada uma sub-região do espaço tempo-frequência que é marcada como uma área referencial de ruído. Esta área de ruído não pode conter qualquer informação sobre o sinal do fluxo de sangue e é apelidada de 'SNoInfo'. A escolha desta área é feita pelo utilizador do sistema. O utilizador escolhe esta área observando o espectrograma e analisando em que gamas de frequências não há informação relativamente ao sinal. Com a região 'SNoInfo' seleccionada é calculada a média dos valores de intensidade do sinal contidos na mesma. A média é calculada com o objetivo de representar a magnitude média do ruído, sendo que a média resultante é denominada de *Threshold* na Figura acima. Ao *threshold* é

multiplicado um valor de tolerância, definido pelo utilizador, para garantir uma margem de erro entre a magnitude a ser considerada ruído no sinal em análise. Na Figura 2.3 o círculo 'r1' representa uma simples função de multiplicação, enquanto o círculo 'r2' representa uma rotina desenvolvida em MATLAB que elimina qualquer valor numa dada matriz que seja menor que um valor limite (neste caso o produto do *threshold* pela tolerância). O resultado da eliminação descrita é designado por 'Snew' na referida Figura. A matriz 'Snew' contém, idealmente, apenas informação relativa ao sinal, toda a informação relativa ao ruído deve ter sido eliminada anteriormente em 'r2'. Com recurso a este algoritmo é eliminado o ruído embutido no sinal Doppler sendo conservada a informação relevante do sinal de fluxo sanguíneo.

2.6 CARACTERIZAÇÃO DE SINAIS BIOMÉDICOS

A compreensão de sinais biomédicos é um assunto que tem sido muito estudado ao longo das últimas décadas.

Sinais biomédicos retratam eventos fisiológicos. A parte do sinal relacionada com um evento específico de interesse é geralmente chamado de *epoch*. A análise de um sinal para monitorização ou diagnóstico geralmente requer a identificação de *epochs* e a sua correlação com os eventos relacionados com processos fisiológicos. Quando um evento é identificado, a forma de onda correspondente pode ser segmentada e analisada em termos de amplitude, forma, tempo de duração, intervalos entre eventos, distribuição de energia, conteúdo de frequência entre muitas outras características. Logo daí a deteção de eventos é de grande importância na análise de sinais biomédicos. Existem várias técnicas para a deteção de eventos e ondas, cada técnica apresenta melhores resultados num tipo de onda ou evento, convém conhecer as características dos sinais em uso e das técnicas de deteção de *epochs* para se obter melhores resultados.

Várias técnicas para a deteção de *epochs* são baseadas nas derivadas do sinal, visto que vários sinais têm zonas com um declive especialmente acentuado, como o caso da onda QRS-Complex do sinal do Eletrocardiograma, e o grau de inclinação do declive é dado pelo operador derivativo. Então a operação derivativa constituirá um ponto de começo para o desenvolvimento de algoritmos para deteção de *epochs* com declive acentuado.

Um dos métodos utilizados para a deteção de *epochs* é o método apresentado por Lehner and Rangayyan [15] que é proposto para a deteção do Dicrotic notch usando a estimativa dos mínimos quadrados da segunda derivada. Para a deteção de ondas *QRS-complex* temos por exemplo a técnica de Pan and Tompkins [16] que deteta a onda *QRS-complex* em tempo real baseando-se na análise do declive, amplitude e comprimentos dos segmentos do *QRS-complex*. Este algoritmo é composto por uma sequência de

filtros e procedimentos que envolvem filtros passa-baixo e passa-alto, derivadas, integrais, *thresholding* adaptativo e procedimentos de pesquisa.

No caso desta tese estes métodos podem ser usados para detecção de *epochs* com alterações bruscas na frequência visto que o sinal aqui estudado será um sinal no formato tempo-frequência e não um sinal tempo-tensão como o caso da onda *QRS-complex* referida acima.

3 CARACTERIZAÇÃO DO SINAL DA CARÓTIDA

3.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo irá focar-se na exposição e explicação do trabalho especificamente desenvolvido para esta tese. Serão descritas e justificadas as diversas etapas de trabalho e as decisões que nelas foram tomadas. Começa-se por explicar de onde provêm os sinais a serem processados pelo algoritmo porque é com base nesses sinais e na sua localização no sistema circulatório humano que várias decisões serão tomadas. Depois irá ser descrito como se representará o sinal sob análise na sua forma espectral e como reduzir o ruído do mesmo de maneira a que fique apenas a informação relativa ao sinal. Com o espectrograma apenas com a informação relevante do sinal de fluxo sanguíneo o mesmo será transformado de maneira a que possa ser apresentado num gráfico bidimensional. Ao ter a informação de maneira bidimensional no domínio tempo/frequência o próximo passo será a deteção do pico sistólico e fim de diástole de cada ciclo cardíaco do sinal. Com essa deteção conseguida poder-se-ão obter as informações específicas dos sinais em estudo, ou seja, o cálculo e identificação dos restantes eventos clínicos. Por fim apresenta-se o interface gráfico criado para facilitar a interlocução do utilizador com o algoritmo.

3.2 SINAIS DE TESTE UTILIZADOS

Conforme acima referido, a primeira etapa deste trabalho de dissertação consistiu no desenvolvimento de um algoritmo de redução de ruído do espectrograma do sinal de fluxo sanguíneo, baseado num algoritmo anteriormente proposto. Para teste da metodologia de remoção de ruído desenvolvida foram utilizados sinais de ultrassom Doppler pulsado de fluxo sanguíneo em artérias carótidas de pacientes. Por simplicidade de texto estes sinais passarão a designar-se por sinais clínicos.

O algoritmo global de caracterização de eventos do fluxo sanguíneo em artéria carótida normal foi testado considerando também dois outros tipos de sinais de fluxo sanguíneo em artéria carótida. Um dos tipos é constituído por sinais obtidos por simulação algorítmica, ou seja tendo por base um algoritmo que gera um sinal de fluxo em artéria carótida seguindo uma curva de velocidade média de fluxo determinística mas respeitando as características de aleatoriedade não-estacionária típicas dos sinais

de fluxo. O outro tipo de sinais foi obtido através de simulação experimental, recorrendo à gravação dos sinais produzidos numa sonda ultrassónica de efeito Doppler quando inspecionado o fluxo existente numa artéria artificial onde circula um líquido mimetizador de fluxo sanguíneo.

Tanto os sinais simulados computacionalmente como os experimentalmente são gravados como ficheiros '.wav' para posterior processamento recorrendo a MATLAB.

Para introduzir o sinal de fluxo sanguíneo no MATLAB é usada a função `wavread` que lê ficheiros do tipo '.wav', a qual tem como argumento de entrada o nome do ficheiro que se pretende ler e como argumento de saída tem duas variáveis, em que a primeira corresponde ao vetor onde é guardada a informação do sinal e a segunda corresponde à frequência de amostragem do sinal.

3.3 ELIMINAÇÃO DE RUÍDO

Qualquer forma de aquisição de sinal em geral e em particular de sinais ultrassónico, vem contaminado por ruído inerente ao processo, sendo pois recomendável como primeiro passo de processamento do sinal, a eliminação da informação correspondente ao ruído por forma a manter apenas o sinal que se pretende analisar. O plano de trabalhos proposto para esta dissertação recomendava o uso de uma técnica de remoção de ruído já existente, isto é, a técnica de remoção de ruído criada por Behrooz Zabihian [6].

Os sinais clínicos disponíveis para teste neste trabalho encontram-se no domínio do tempo-amplitude. Como explicado no capítulo anterior o sinal não será trabalhado no domínio do tempo-amplitude pois nesse domínio não se consegue retirar a informação desejada. O sinal em análise é então transformado para o domínio de Fourier através da função 'spectrogram' já existente no MATLAB e mostrado posteriormente no domínio tempo - frequência. A função 'spectrogram' usada tem os seguintes parâmetros

$$[S, F, T, P] = \text{spectrogram} (X, \text{Window}, \text{NOVERLAP}, F, FS)$$

na qual se apresentam como argumentos de entrada a função X correspondente ao sinal a processar e do qual se pretende mostrar o espectrograma, Window que é o tamanho da janela que vai ser usada para segmentar o sinal X , NOVERLAP que corresponde à percentagem de amostras da janela que serão sobrepostas a outra janela, F representando o vetor de frequências expresso em Hz e como último argumento de entrada temos FS que é a frequência de amostragem do sinal, igualmente expresso em Hz. Como saída da função temos S tem-se uma matriz que contém a informação do espectrograma pedido, F e T que correspondem ao vetor das frequências e dos tempos do espectrograma respetivamente e por último P que é uma matriz onde esta representada a densidade espectral de potência (PSD, i.e., *Power Spectral Density*) do sinal e que daqui em diante será denominada de matriz *Pmatlab*.

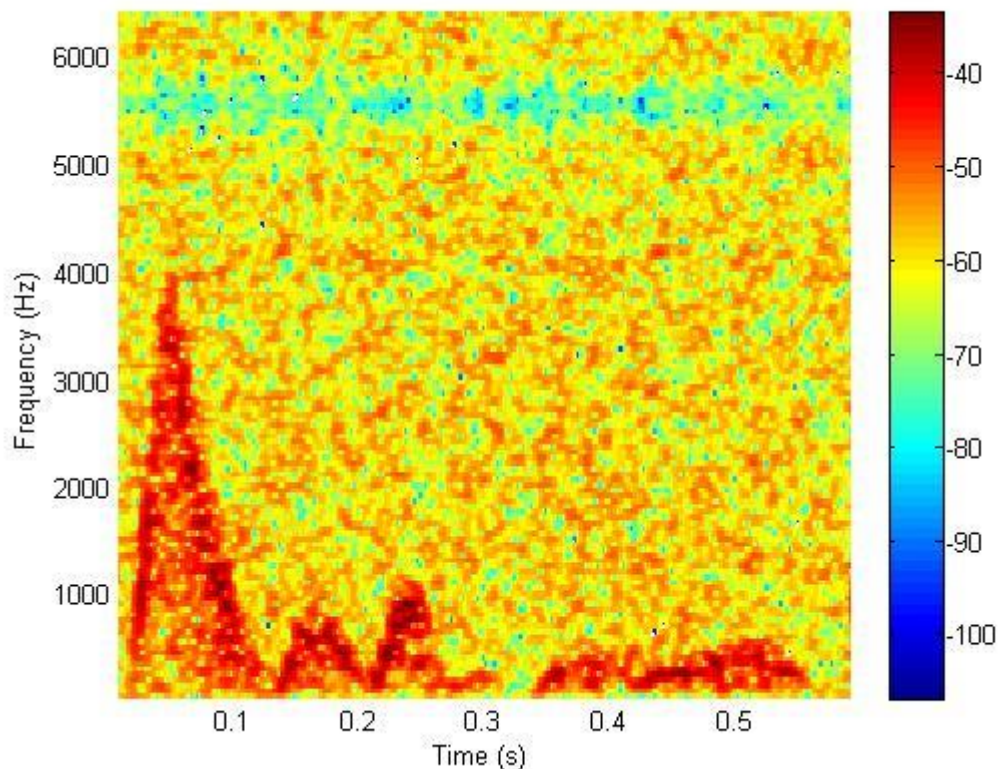


Figura 3.1 – Espectrograma de um dos sinais clínicos, correspondente a aproximadamente 1 ciclo cardíaco

Depois de obtido o espectrograma, conforme exemplificado na Figura 3.1, passa-se à parte da remoção do ruído do sinal propriamente dita. Nesta parte foi feita uma alteração ao método proposto pelo Behrooz Zabihian. Foi proposto que se escolha uma gama de frequências do espectrograma que não contenha informação sobre o sinal, a chamada matriz $S_{noI}nfo(t,f)$, e com base nessa matriz se crie o valor de $Threshold$. Este valor era conseguido fazendo a média da matriz e multiplicando-a por um valor de tolerância. Com o valor de $threshold$ estabelecido todos os valores da matriz P_{matlab} com magnitude inferior ao valor do $threshold$ serão convertidos em valor zero, assim eliminando o ruído e criando a matriz S_{new} . A matriz S_{new} , passa a conter então apenas os valores da matriz P_{matlab} superiores ao $threshold$. A alteração feita foi que em vez de escolher uma região sem informação para calcular o $threshold$, o mesmo é calculado através de toda a região do espectrograma ou seja diretamente da matriz P_{matlab} e após isto o processo é semelhante.

Com a alteração aplicada, calcula-se a média a partir de toda a matriz P_{matlab} . Ao se ter a média da matriz P_{matlab} , a mesma é multiplicada pelo valor de tolerância e assim originando o valor do $Threshold$. O valor de tolerância será um valor menor do que quando se usava a matriz $S_{noI}nfo$ visto que agora se tem também a componente que pertence ao sinal, pelo que a sua magnitude é maior que a do ruído, fazendo com que o valor médio aumente. Se fosse mantida a tolerância anteriormente estabelecida

perderíamos posteriormente muita informação relativa ao sinal. O valor da tolerância é escolhido experimentalmente, e idealmente é um valor que ao ser multiplicado pela média dá um valor superior à magnitude do ruído e inferior à magnitude do sinal.

Dependente da origem do sinal em estudo poderá ter de ser feito algum ajuste ao valor da tolerância porque a relação SNR (*Signal Noise Ratio*) varia.

A vantagem de se calcular o *threshold* através da matriz *Pmatlab* em vez da matriz *Snolnfo* é a de evitar que o utilizador tenha necessidade de definir uma área no espectrograma que corresponda a uma referência de nível de ruído.

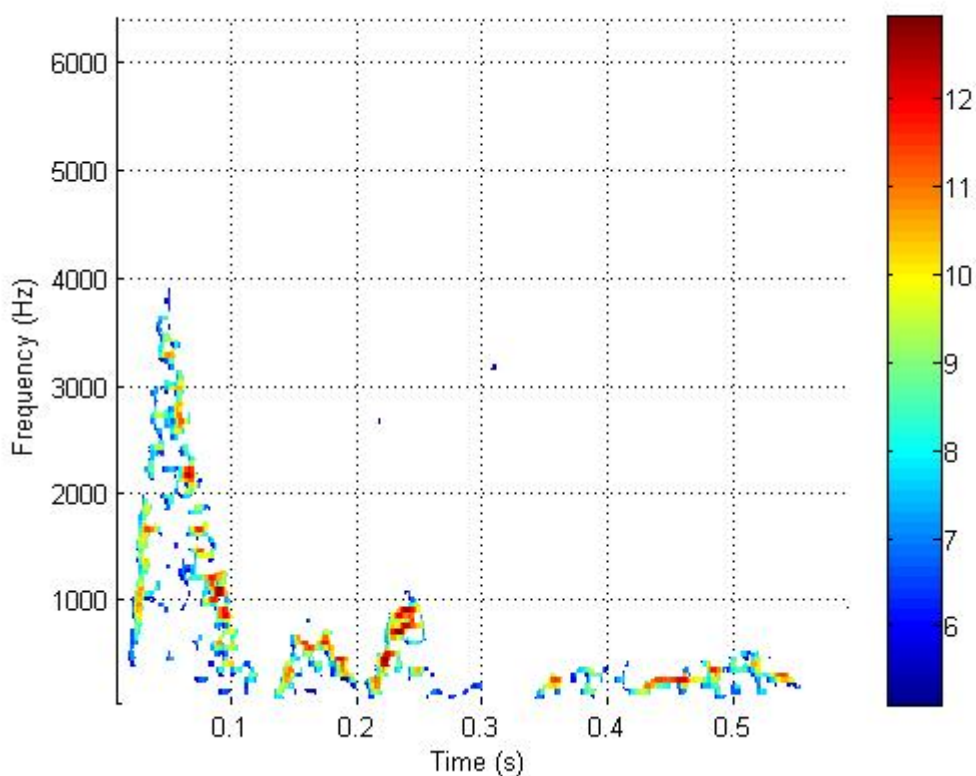


Figura 3.2 - Aproximadamente 1 ciclo da matriz *Snew*

A Figura 3.2 foi conseguida aplicando a função *surf* do MATLAB na matriz *Snew*. Como se pode observar na mesma, apesar da maioria do ruído já ter sido eliminado ainda é possível ver alguns artefactos espalhados aleatoriamente pelo espaço tempo-frequência, fruto de algumas zonas com ruído mais intenso. Apesar de nesta amostra a quantidade de ruído ser bastante reduzida, noutras poderá ter um maior relevo, mas independentemente da quantidade de ruído que ficou aleatoriamente espalhado pela matriz *Snew* é muito importante remove-lo pois a sua presença terá um impacto negativo quando se passar a informação tridimensional do sinal para um sinal bidimensional. Este impacto negativo está relacionado com as técnicas usadas para a transformação do sinal. Se em algumas das técnicas fosse deixado o ruído aleatório, este

iria dar origem a picos até ao local da localização do ruído o que iria distorcer bastante a forma real do sinal. Para resolver este problema será usada uma técnica de procura por blocos.

A técnica usada para remover o ruído aleatório subsistente na matriz *Snew* consistiu de uma procura de informação sobre os valores vizinhos de um dado pixel, ou seja, se um pixel tiver uma quantidade significativa de valores de intensidade diferentes de zero na sua redondeza (por redondeza entenda-se a janela $n \times n$ descrita no paragrafo seguinte) é mais provável que esse pixel faça parte do sinal do que um pixel em que todos ou quase todos dos seus pixéis vizinhos sejam zero.

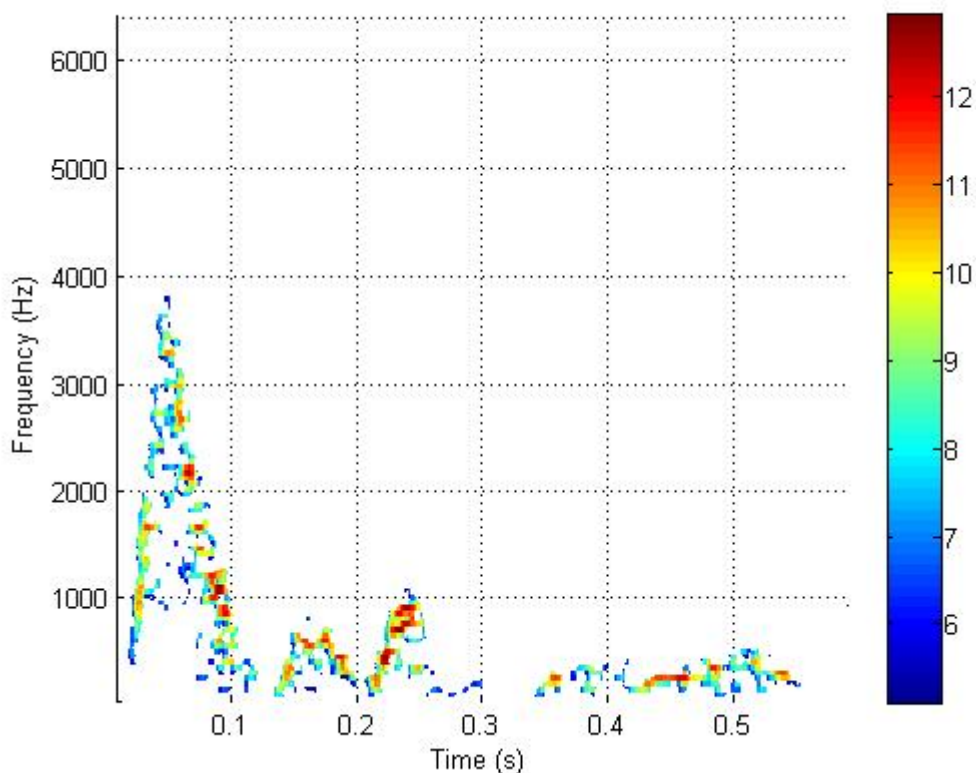


Figura 3.3 - Surface da matriz *snew_clean*

O algoritmo criado para aplicar a técnica acima descrita foi implementado numa função chamada de *Snew_clean*. A função começa por receber a matriz *Snew* por argumento e percorre-la de cima para baixo e da esquerda para a direita. Quando nela é encontrado um pixel de intensidade diferente de zero cria um bloco à sua volta de dimensões $(n \times 2) \times (n \times 2)$, ou seja, se o valor de intensidade em causa estiver na posição *Snew*(*i,j*) será criado um bloco de *i-n* a *i+n* e de *j-n* a *j+n*. Com esse bloco criado serão contados quantos pixéis dentro do bloco contêm intensidades diferentes de zero. Se houver menos de $n \times n$ pixéis de intensidades diferentes de zero, o valor da intensidade na posição *Snew*(*i,j*) assume-se que não faz parte do sinal e é passado para zero. Caso contrário, se o número de pixéis de intensidades diferentes de zero no bloco for maior que $n \times n$ o valor *Snew*(*i,j*) não é alterado porque se assume que faz parte do sinal. Este

processo volta-se a repetir para todos os pixels de intensidades diferentes de zero na matriz *Snew*.

O valor de $n*n$ foi usado como limite de passagem da intensidade do pixel para zero porque depois de variados testes em diferentes sinais esta dimensão de bloco dava o resultado desejado ou seja, conseguia eliminar o ruído aleatório subsistente na primeira remoção de ruído e praticamente não removia informação relevante ao sinal.

3.4 SINAL BIDIMENSIONAL

Dispondo-se da matriz *Snew* livre de todo o ruído é altura de passar a informação das 3 dimensões para as 2 dimensões, isto para que futuramente seja mais fácil processar o sinal e retirar do mesmo a maior quantidade de informação possível. Para tal testaram-se três métodos com os quais é possível transformar a informação num sinal bidimensional. A abordagem seguida considera a frequência máxima de cada amostra temporal, a frequência média de cada amostra temporal e a frequência com maior magnitude de cada amostra temporal.

3.4.1 Magnitude máxima

A primeira técnica a ser explicada é a técnica da magnitude máxima. Como o próprio nome indica o sinal bidimensional será criado com base nas frequências que tem maior magnitude em cada amostra temporal.

porque a função em causa também pode ser usada para calcular outros valores relativamente ao sinal.

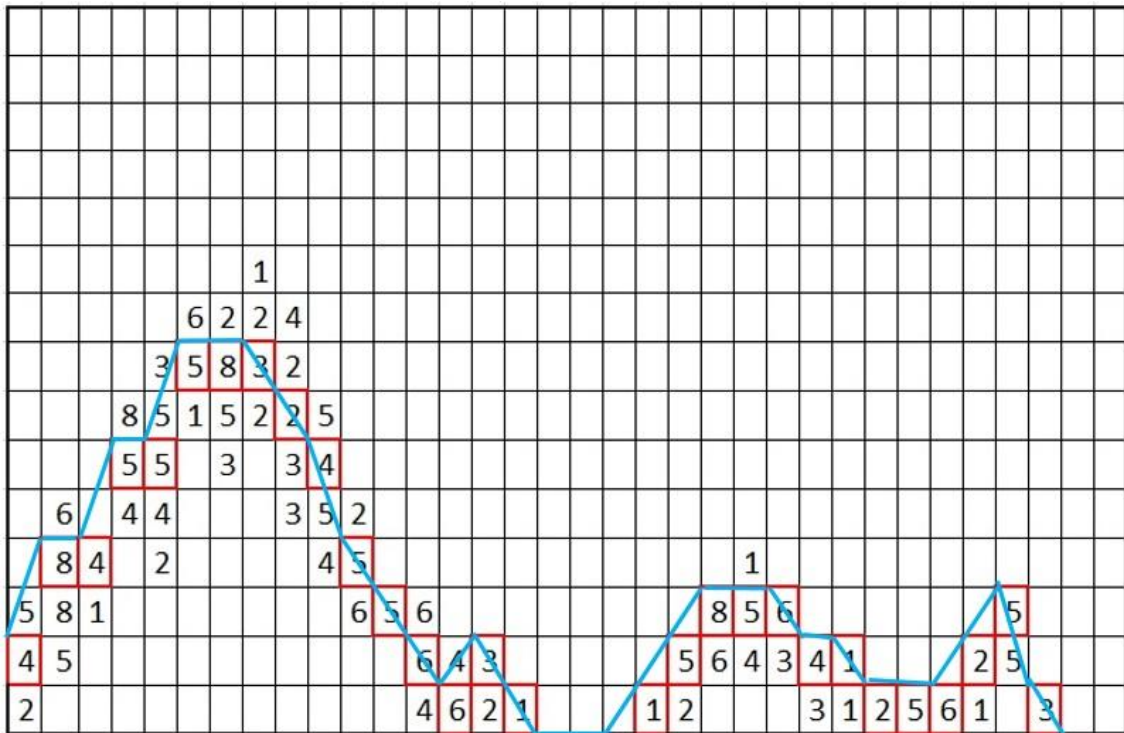


Figura 3.5 - Diagrama da criação do sinal bidimensional usando a técnica da frequência média

A função recebe a matriz *Snew*, percorre todas as suas colunas, e em cada uma calcula a densidade espectral e depois a sua frequência média. Com este procedimento obtêm-se as frequências médias de todas as colunas ou seja de todas as amostras temporais. Ao fazer isso e com a informação de todas as frequências médias guardadas num vetor é assim obtido o sinal bidimensional.

3.4.3 Frequência máxima

Para passar o sinal para as duas dimensões usando a técnica da maior frequência foi criada a função *wave_of_max_freq* que tem como argumento de entrada *Snew* que é a matriz *Snew* (a matriz anteriormente obtida) e como argumento de saída *freq_max* que é o sinal de duas dimensões resultante da aplicação da função. A função recebe a matriz *Snew* e percorre todas as suas colunas, que é o mesmo que dizer que percorre o eixo temporal do sinal clínico, e em cada coluna vai percorrer as suas linhas começando pelas equivalentes às mais altas frequências até encontrar o primeiro valor nessa coluna diferente de zero. Esse valor corresponde à frequência mais elevada desse segmento de tempo e essa frequência é gravada no vetor *freq_max*, assumindo que a matriz *Snew* não contém qualquer tipo de ruído. Ao fazer isto para todas as colunas obtemos um sinal em 2 dimensões.

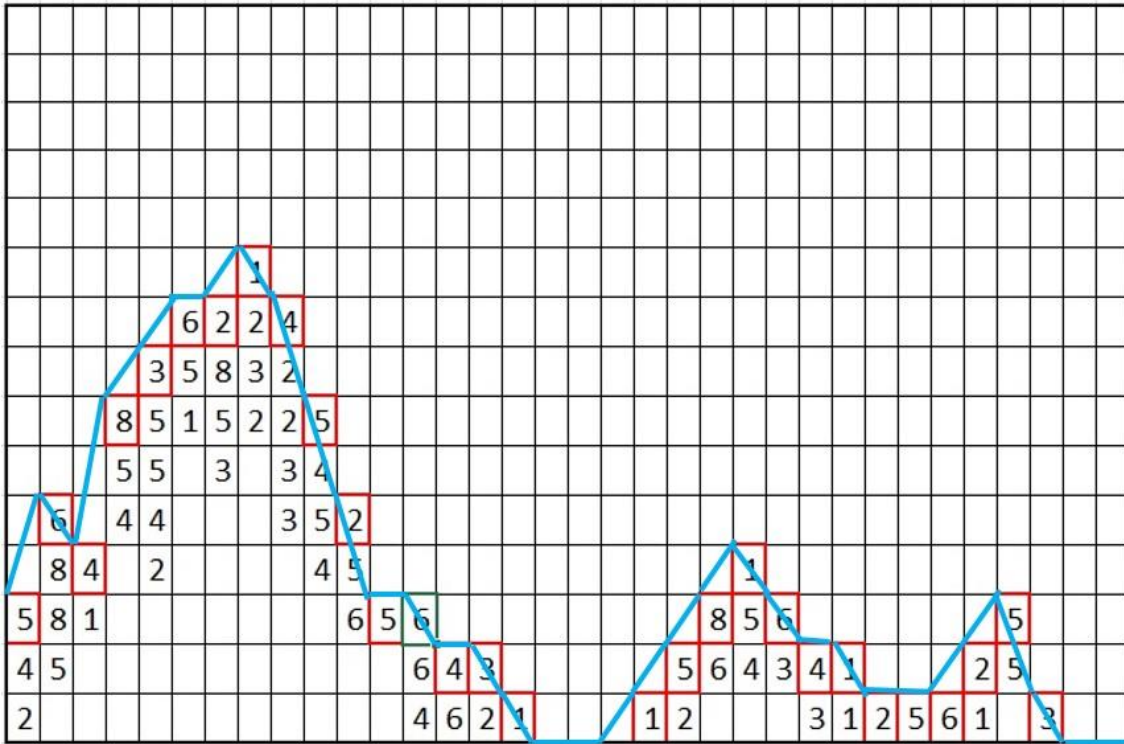


Figura 3.6 - Diagrama da criação do sinal bidimensional usando a técnica da frequência máxima

3.4.4 Suavização do sinal bidimensional

Como se pode observar a Figura 3.7 tem um formato bastante similar ao da onda vista no espectrograma mas não tem um espectro muito suave, repara-se que toda a onda está coberta de picos e vales que podem ser suavizados para que o sinal seja ainda melhor descrito.

Das três técnicas anteriormente descritas para passar os sinais da tridimensionalidade para a bidimensionalidade a que irá ser usada daqui em diante será a técnica da frequência máxima. Apesar de todas elas descreverem a forma da onda este algoritmo está a ser criado para trabalhar especificamente com o sinal proveniente da artéria carótida e, segundo a literatura, para tal sinal deve-se usar a frequência máxima. A frequência máxima deve ser usada no sinal proveniente da artéria carótida porque é uma artéria com um diâmetro pequeno e portanto a velocidade junto as paredes da veia é semelhante à velocidade no centro da veia. Para artérias como a aorta que tem diâmetros maiores já se deveria usar a frequência média devido à maior diferença de velocidades entre as paredes e o centro do vaso sanguíneo.

Para suavizar a onda foi então aplicada a técnica do filtro mediano.

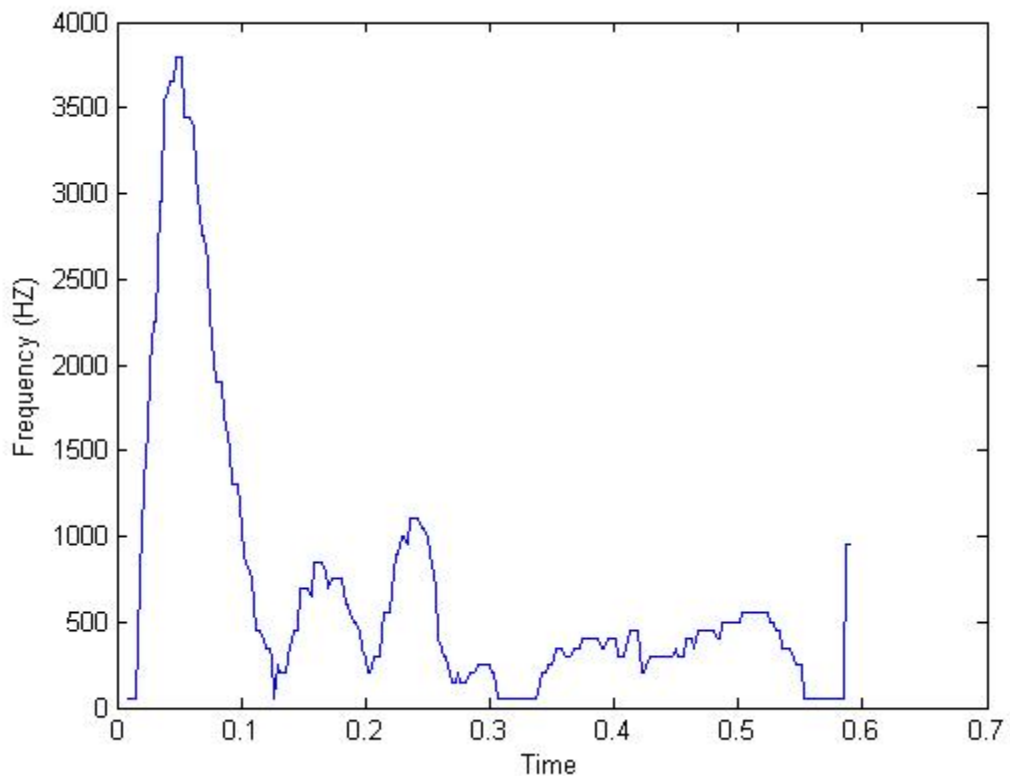


Figura 3.7 - Sinal clínico bidimensional conseguido através da função `wave_of_max_freq`

A técnica do filtro mediano é uma técnica de filtragem digital não-linear que consiste em criar uma janela de n valores à volta de um índice, por exemplo o índice j , ou seja, criar-se uma janela de $j-n$ a $j+n$ e dentro da qual se calcula o valor mediano. O resultado do cálculo será guardado num novo vetor na posição j . Ao fazer-se isso para todas as posições do vetor obtemos um sinal mais suave. Isto acontece devido aos valores mais discrepantes que não seguem a tendência do sinal serem excluídos devido a nunca serem o valor mediano. Para aplicar esta técnica no algoritmo foi usada a seguinte função nativa do MATLAB

$$Y = \text{medfilt1}(X, N)$$

a qual aplica o filtro mediano a uma matriz X de uma dimensão, que neste caso é o vetor `freq_max`, o qual contém a informação do sinal bidimensional; N é o tamanho da janela que será aplicada, e Y é o sinal de saída que neste caso será guardado na variável `freq_max_median`. A função considera o sinal sendo zero antes do princípio e depois do final do sinal. O vetor de saída é um vetor com as mesmas dimensões que o de entrada.

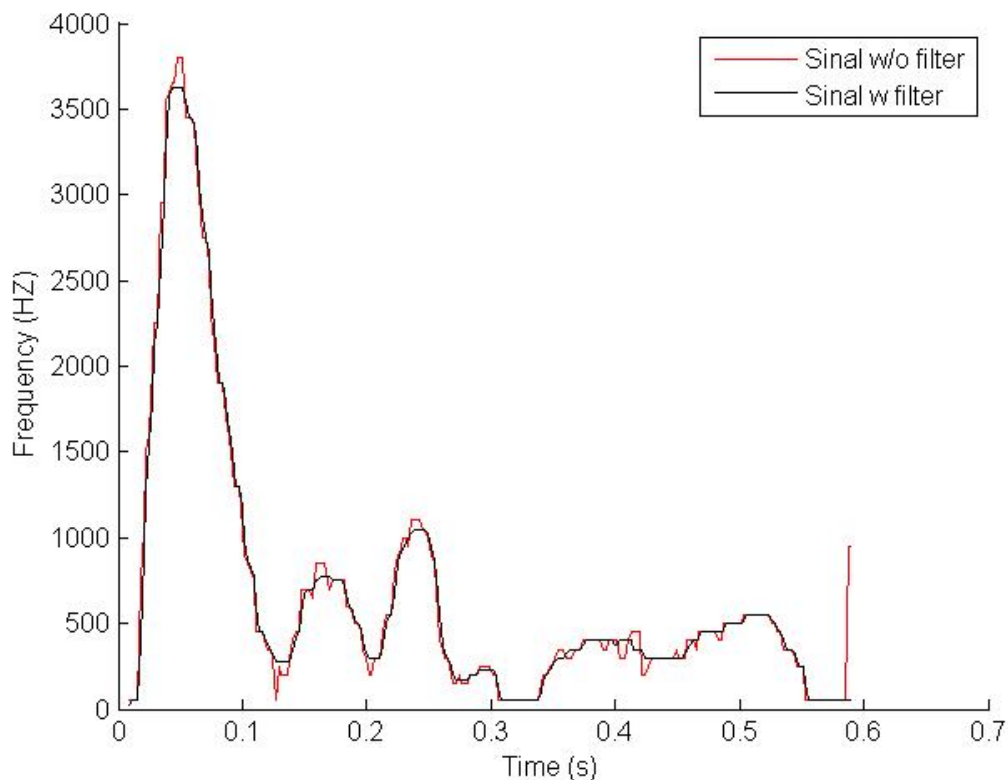


Figura 3.8 - Sinal 2D antes (sinal a vermelho) e depois (sinal a negro) de passar pelo filtro mediano

O valor da variável N passado para a função do filtro mediano foi calculado através de vários testes observando o gráfico do vetor de saída, porque conforme se varia este valor a função pode suavizar demasiado as formas do sinal o que pode causar uma grande perda de informação ou então não suavizar o suficiente e acaba por se ter sinal igual ao que foi passado por argumento de entrada à função. O ideal é encontrar um valor intermédio que suavize o sinal ao mesmo tempo que mantém a sua informação, que foi o que aconteceu. Como se pode verificar na Figura 3.8 onde temos a vermelho o sinal antes de passar pelo filtro e a negro o sinal filtrado.

Na Figura 3.9 foi sobreposto o sinal bidimensional ao espectrograma para se poder observar que depois deste processo a onda bidimensional obtida descreve bastante bem o sinal recebido.

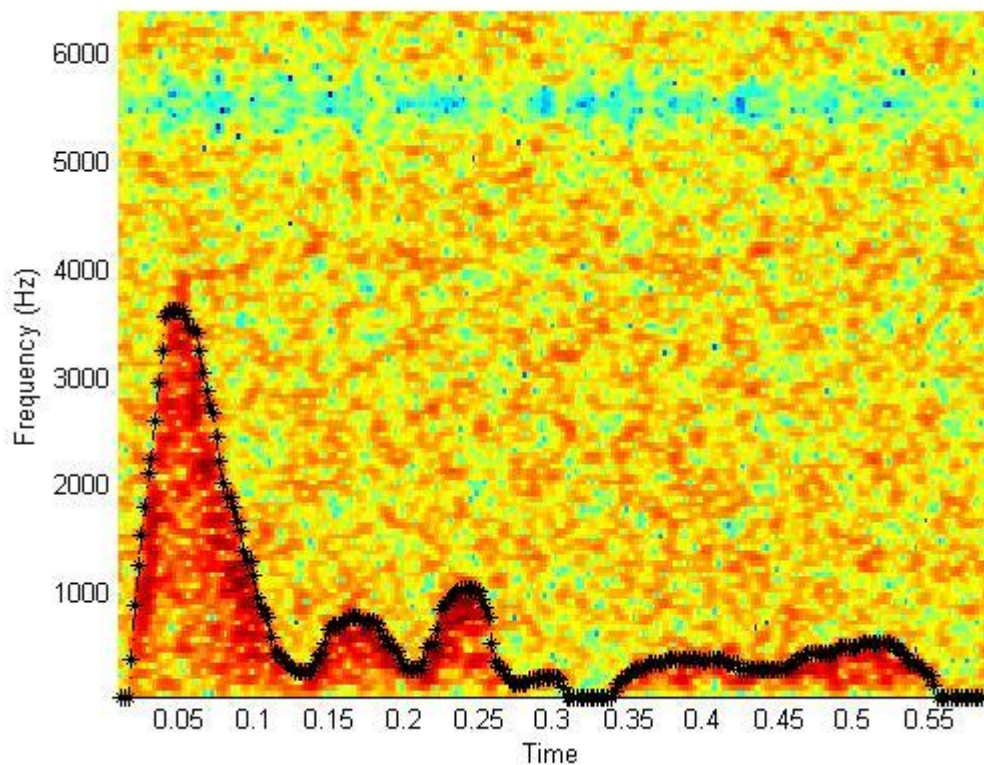


Figura 3.9 - Espectrograma do sinal clínico com sobreposição do sinal bidimensional final

3.5 DETEÇÃO DE EVENTOS

Com o sinal em 2 dimensões obtido e suavizado o próximo passo consiste na deteção de eventos clínicos. A partir desta fase do trabalho o algoritmo torna-se mais específico, uma vez que se até aqui o algoritmo servia para qualquer tipo de sinal, a deteção de eventos pressupõe o conhecimento das características específicas do sinal em análise, no caso um sinal proveniente da artéria carótida. Apesar de anteriormente já se ter mencionado que o sinal a ser processado era um sinal da carótida aquando da escolha do método para passar o sinal tridimensional para bidimensional, essa metodologia também é possível aplicar a outros tipos de sinal.

Conforme referido no capítulo anterior, a procura dos eventos de sinais de fluxo em artéria carótida comum envolve a procura no sinal de zonas onde o declive é especialmente acentuado. A variação de declives de curvas é facilmente identificada recorrendo a derivadas uma vez que dão o grau de inclinação do sinal. No sinal biomédico proveniente da artéria carótida há uma inclinação acentuada quando se dá o pico sistólico, a zona S da Figura 3.10.

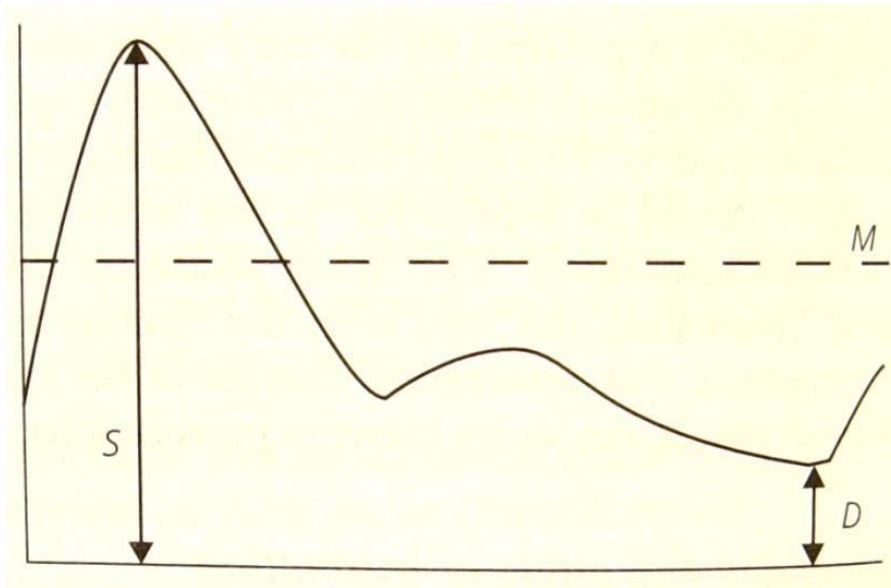


Figura 3.10 - Representação da onda obtida com ultrassom da artéria carótida [10]

3.5.1 Detecção do pico sistólico

É de grande importância a detecção inequívoca do pico da sístole porque é a partir dessa detecção que todos os outros pontos e valores para a caracterização dos eventos da curva são obtidos. Para a detecção do pico foi criada a onda $y[n]$ com recurso às seguintes equações

$$x[n] = freq_max_mean[n] - freq_max_mean[n - 2]$$

$$y[n] = \left[\frac{x[n - 9] + x[n - 8] + \dots + x[n + 9] + x[n + 9]}{19} \right]^2$$

A primeira equação calcula o equivalente à derivada em sinais discretos, que é uma diferença de grau 2 no caso. Esta equação cria um vetor com a diferença entre pontos do sinal bidimensional, não sendo mais do que uma informação sobre os diversos declives ao longo do sinal. Com esta informação guardada no vetor X passa-se para a segunda equação onde é calculada a média quadrática do mesmo. Essa equação tem como objetivo realçar as zonas com maior declive. Ao fazer a média por janelas e elevar ao quadrado o resultado da mesma, as zonas com menor declive vão ter valores ainda mais baixos quando comparadas com as zonas com declive mais acentuado, e assim aumentando a diferença entre as duas zonas consegue fazer-se uma detecção mais precisa. Para além disso ao elevar o resultado da média ao quadrado obtêm-se sempre valores positivos no vetor Y .

O número de amostras usadas na segunda equação para construir a janela da média foi escolhido através de vários testes. Foram feitos vários testes com diferentes tamanhos para a janela com o objetivo de descobrir com que valor é que ficava mais

evidenciada a zona do pico do sinal. Este valor foi testado e escolhido para este sinal, para sinais com características e origens diferentes, o tamanho da janela utilizada para o cálculo da média poderá ter de ser alterado.

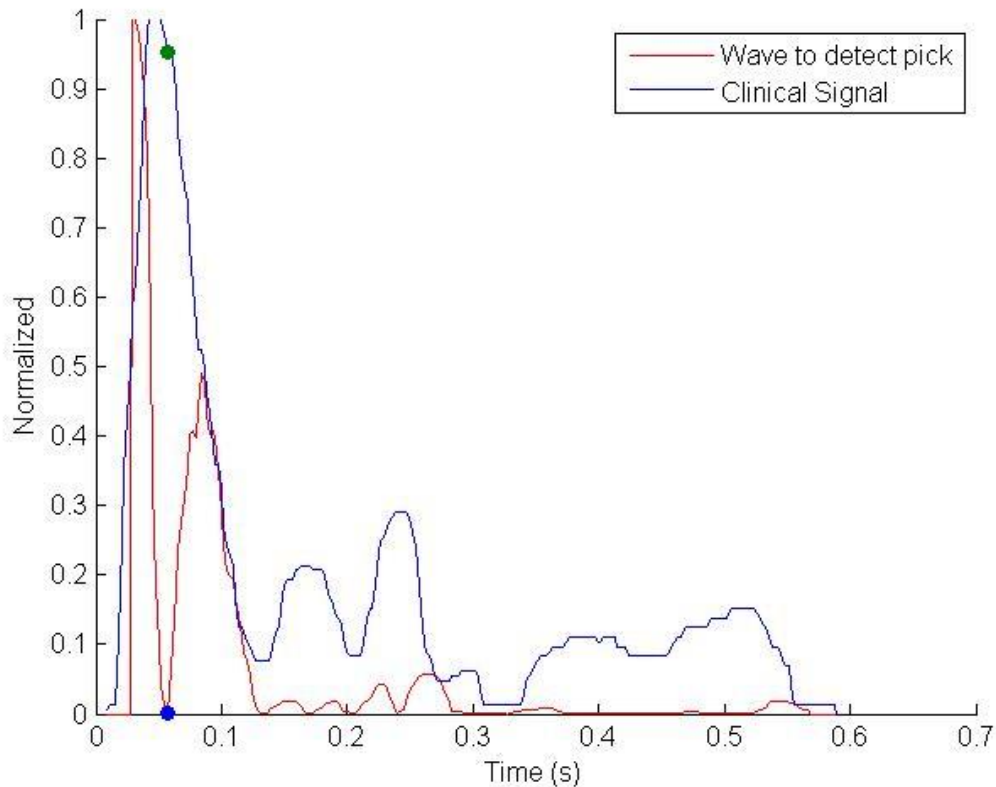


Figura 3.11- Sinal bidimensional, onda criada para a detecção do pico sistólico, ambos com o local do pico detectado assinalado

Para a detecção dos picos sistólicos foi criada a função S_detect a qual recebe como argumento o sinal bidimensional gravado na variável $freq_max_mean$ e tem como argumento de saída um vetor denominado de $pick$ que contem a informação das amostras temporais em que acontecem os picos sistólicos.

Após o cálculo do vetor Y , representado a vermelho na Figura 3.11 passa-se à detecção do pico sistólico de cada ciclo cardíaco. Para detetar o local do pico sistólico a função procura no sinal representado pela onda a vermelho o mínimo local de entre os dois picos. Ao encontrar esse valor, a posição do mínimo local no eixo das abscissas é gravado no vetor $pick$. Faz-se portanto a associação que o local onde ocorre o valor mínimo de entre os picos do vetor Y corresponde ao pico sistólico do sinal bidimensional, conforme é representado pelo ponto azul na Figura 3.11. Para esta abcissa é colocada a ordenada correspondente na curva do sinal clínico, representado pelo ponto verde na Figura 3.11. De notar que ambos os pontos têm o mesmo valor no eixo do tempo, mas têm ordenadas diferentes. Na Figura 3.11 o ponto verde no sinal bidimensional não corresponde exatamente ao valor mais alto do pico do sinal, mas continua a ser uma boa aproximação à localização do pico.

3.5.2 Detecção do fim da diástole

A detecção da diástole também é uma parte fundamental para a caracterização do sinal de fluxo sanguíneo em artéria carótida. Para além da sístole só por si providenciar informação que pode ser relevante no diagnóstico de doenças, ao juntar a informação da sístole com a da diástole podem ser calculadas mais medidas que podem servir de suporte ao diagnóstico. A localização típica da diástole permite localizar a separação entre ciclos cardíacos o que é uma informação que pode vir a ser importante para o cálculo de duração de ciclo cardíaco.

Para a detecção da diástole foi criada uma função denominada de *pick_start* que contem como argumentos de entrada o sinal bidimensional *freq_max_mean* e o vetor *pick* com as localizações dos picos sistólicos de todos os ciclos cardíacos do sinal em análise, e como argumento de saída apresenta um vetor que contem a informação da localização do fim das diástoles.

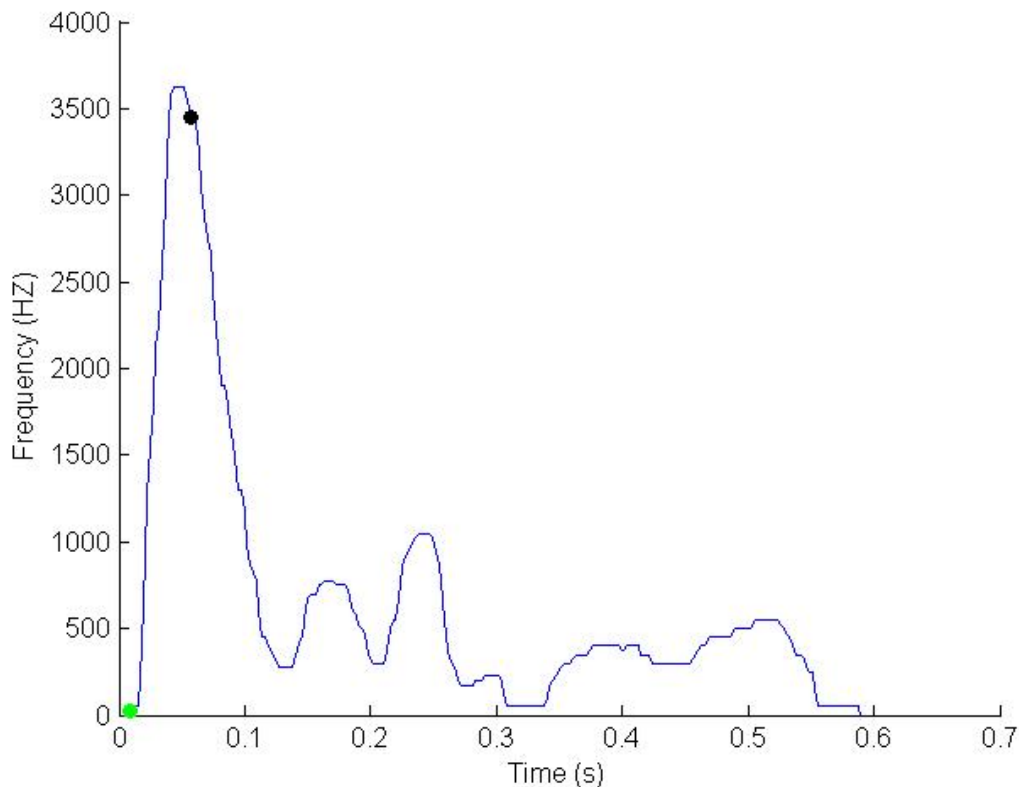


Figura 3.12 -Sinal bidimensional com a detecção do pico sistólico e do fim da diástole

A função *pick_start* fará o que seria mais de esperar para a detecção da diástole. Visto que a diástole ocorre antes do começo do pico sistólico e as localizações dos picos sistólicos já foram calculadas, a função irá percorrer o sinal bidimensional no sentido inverso ao da sua criação temporal, desde o topo do pico sistólico até à sua base. Para evitar casos de mínimos locais mal calculados como por exemplo o caso de existir um

vortex durante a descida do pico sistólico, a função não verifica apenas o valor anterior para ver se é menor ou igual ao atual, como também verifica o sétimo valor anterior. Só se o sétimo anterior e o imediatamente anterior forem maiores que o atual é que se considera o atual como o mínimo global tentando assim assegurar que esse ponto corresponda realmente ao fim da diástole. A escolha de um passo de 7 pontos foi baseada em resultados experimentais.

3.6 CÁLCULO DE EVENTOS CLÍNICOS

Como o próprio nome indica aqui será explicada a parte referente à caracterização do sinal proveniente da artéria carótida, todos os passos concebidos até aqui foram com o objetivo de ter toda a informação necessária disponível nesta fase do trabalho.

Para a caracterização da carótida foi decidido calcular o índice de pulsação (*Pulsativity Index*), índice de resistência, ratio sístole-diástole, frequência do pico da sístole, velocidade do pico da sístole, frequência de fim da diástole e por fim a velocidade de fim da diástole. Para todos estes parâmetros é guardada a informação sobre a média, máximo e mínimo de cada um. Foi decidido calcular estes parâmetros porque eram os mais relevantes que apareciam na literatura sobre a artéria carótida.

Para que tais cálculos sejam efetuados foi criada a função *carotid_caract* que tem três argumentos de entrada: o sinal bidimensional *freq_max_mean* e os vetores *pick* e *pick_s* que contêm as informações sobre as sístoles e as diástoles respetivamente. Como argumentos de saída a função tem *max_spf*, *avg_spf*, *min_spf*, *max_edf*, *avg_edf*, *min_edf*, *max_pi*, *pi_avg*, *min_pi*, *max_ri*, *ri_avg*, *min_ri*, *max_sdr*, *sdr_avg* e *min_sdr* que correspondem aos máximos, médias e mínimos dos valores que se deseja calcular, respetivamente.

No interior da função os valores relativamente às frequências das diástoles e das sístoles já são conhecidos pelo que basta apenas descobrir o seu máximo, mínimo e calcular a média. Uma vez este cálculo efetuado, o cálculo das velocidades é conseguido utilizando a conversão indicada na fórmula [17]

$$\Delta v = \frac{\Delta f * c}{f_0}$$

Com os valores anteriores calculados dispõe-se de toda a informação para que seja só necessário aplicar as fórmulas do índice de pulsação, índice de resistência e o ratio sístole-diástole, as quais estão descritas no capítulo anterior, conseguindo-se desta forma caracterizar o sinal de fluxo sanguíneo em artéria carótida.

3.7 INTERFACE GRÁFICO DE UTILIZADOR

Após a interligação de todas as componentes constituintes do algoritmo global e com os devidos testes feitos foi decidido criar um *Graphical User Interface (GUI)* para facilitar a interlocução do utilizador com o programa computacional. Esta decisão foi tomada principalmente porque ao longo do desenvolvimento do algoritmo foi diversas vezes sentida a necessidade de sobrepor gráficos e espectrogramas, mas principalmente para conseguir ter melhor percepção de detalhes do sinal e examinar os valores dos eventos numa mesma janela gráfica. Dito isto, juntando a necessidade de mostrar os resultados da caracterização do sinal e de maneira a que todo este processo seja intuitivo e agradável ao utilizador, foi criado o seguinte interface gráfico usando o MATLAB e o seu *Graphical User Interface Development Environment (GUIDE)*.

Para obter uma janela gráfica como a apresentada na Figura 3.13 basta correr o ficheiro *Carotid_gui.m*. Ao correr este ficheiro para além de criar o ambiente gráfico também corre automaticamente o algoritmo criado para a caracterização do sinal, eliminando qualquer necessidade do utilizador correr qualquer outro ficheiro e aumentando assim a simplicidade de todo o processo. Após a execução do algoritmo são passadas para o interface gráfico todas as variáveis que possam ser necessárias ao mesmo como, sejam a matriz *PMATLAB*, *Snew*, *freq_max_median*, *pick* e *pick_s*. Com essas variáveis já no domínio do interface gráfico é então chamada a função *carotid_caract* que recebe como argumentos de entrada os vetores *freq_max_median*, *pick* e *pick_s* e tem como saída toda a informação sobre o *Systolic peak frequency*, *End Diastolic Frequency*, *Pulsativity Index*, *Resistance Index* e sobre o *Systolic-Diastolic Ratio*. Com estes últimos calculados temos então toda a informação desejada no campo do interface gráfico pronta a ser exibida e manuseada de maneira intuitiva através do GUI.

O interface pode não ter exatamente o formato visto na Figura 3.13 porque o seu tamanho não é fixo, foi escolhida a opção de se poder modificar o seu tamanho tentando manter ao máximo a sua proporcionalidade. Esta opção foi escolhida para que o utilizador tenha a opção de escolher o tamanho que mais lhe agrade.

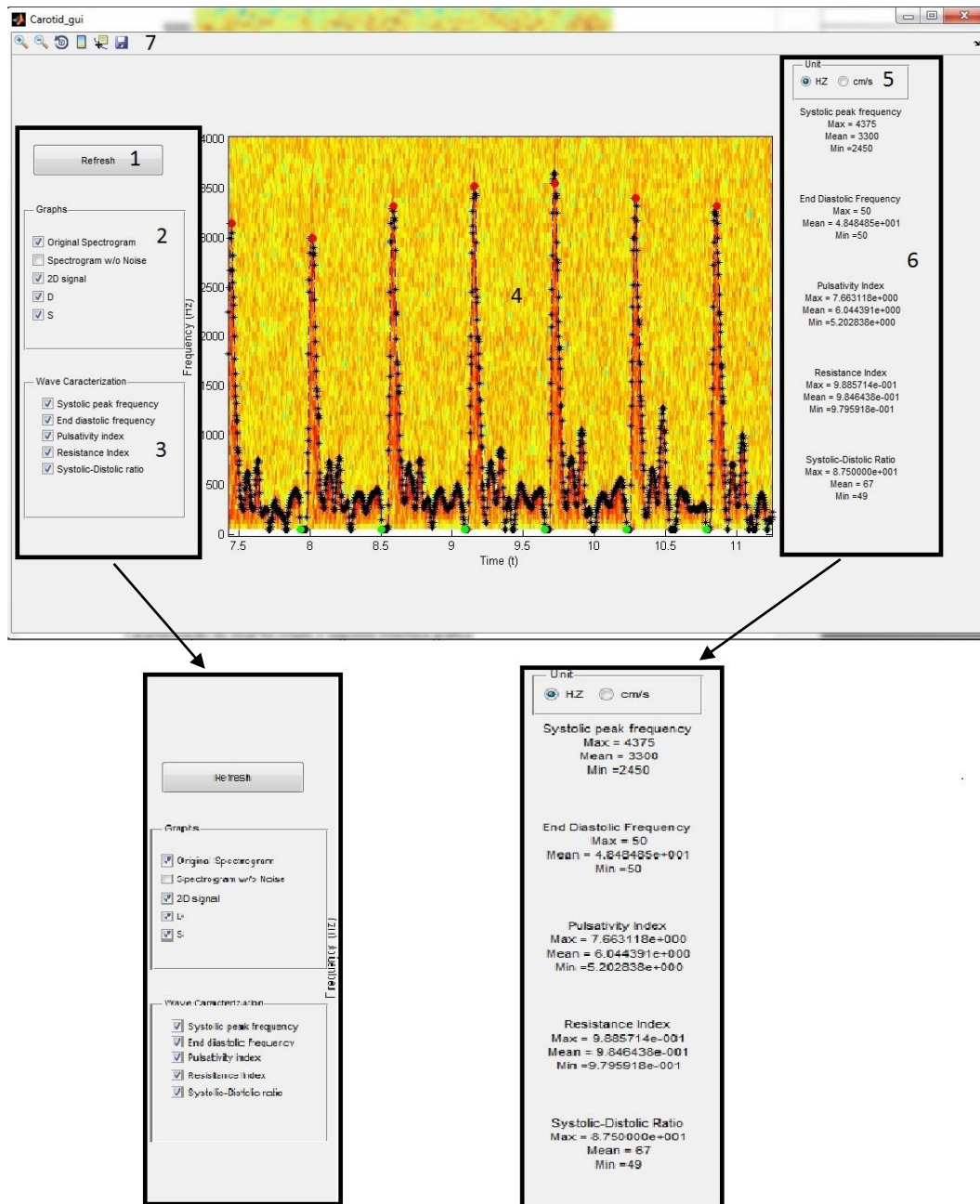


Figura 3.13 - Interface Gráfico desenvolvido

O interface gráfico foi dividido em 7 zonas principais numeradas na Figura 3.13 para facilitar a indicação e explicação de cada uma.

1. Botão 'Refresh' – Este botão serve para atualizar todos os gráficos (zona 4) e a informação mostrada (zona 6), para que as opções escolhidas na zona 2, 3 e 5 sejam efetivamente mostradas este botão tem de ser pressionado.

2. Painel de 'graphs' – Neste painel é onde se pode escolher o que se quer ver na zona 4, qualquer combinação de entre as disponíveis é possível.
3. Painel de 'Wave Characterization' – Aqui pode-se escolher quais as informações que se deseja ver na zona 6.
4. Axes – Zona onde são mostradas as opções selecionadas na zona 2, podem ser mostrados *plots*, *scatters* ou/e *surfaces* e podem ser usadas as ferramentas presentes na barra de ferramentas.
5. Painel 'Units' – Neste painel pode-se escolher qual a unidade que se pretende usar quando é mostrada a informação sobre o *Systolic peak* e o *End diastolic*, apenas estas duas informações incluem unidades métricas visto que o resto são ratios e índices que não tem unidades. Apenas uma das opções aqui presentes pode estar selecionada.
6. Text – Zona onde são mostradas as informações escolhidas na zona 3.
7. Barra de ferramentas – Aqui são mostradas algumas ferramentas já conhecidas do MATLAB.

3.8 CONCLUSÃO

Neste capítulo começou por se explicar de onde provinha o sinal e que influências o mesmo teria no desenho do algoritmo. De seguida foi demonstrada a forma como o sinal seria representado e como eliminar o ruído dessa mesma representação (espectrograma); a técnica de eliminação do ruído proposta nesta dissertação constitui uma alteração à versão já existente e apresentada no capítulo teórico. A alteração feita foi a eliminação da necessidade de utilizar escolher uma área do espectrograma sem informação do sinal de fluxo sanguíneo propriamente dito. Para além desta alteração foi também adicionado um passo para remover algum ruído que tenha ficado depois do passo anterior.

Após a fase de remoção de ruído foram apresentadas três técnicas para transformar o sinal tridimensional num outro bidimensional. Foi escolhido trabalhar com a técnica que usava a frequência máxima devido a esta investigação ser mais focada na artéria carótida. Após a obtenção do sinal bidimensional foi incorporada no algoritmo a técnica do filtro mediano para que fosse possível suavizar o sinal. Neste passo foi também concluído que, dependendo do sinal em análise, poderia ser necessária a alteração do tamanho da janela usada no filtro mediano.

Depois de ter o sinal bidimensional suavizado foram desenvolvidas as técnicas usadas para localizar os picos sistólicos e os fins das diástoles. Com toda essa informação reunida foi então altura de passar ao cálculo dos parâmetros clínicos de caracterização da artéria carótida.

Por fim descreveu-se o interface gráfico criado para apresentar de maneira fácil e intuitiva todas as informações geradas neste algoritmo.

De forma sumária, o algoritmo desenvolvido compreende os passos presentes no diagrama da Figura 3.14.

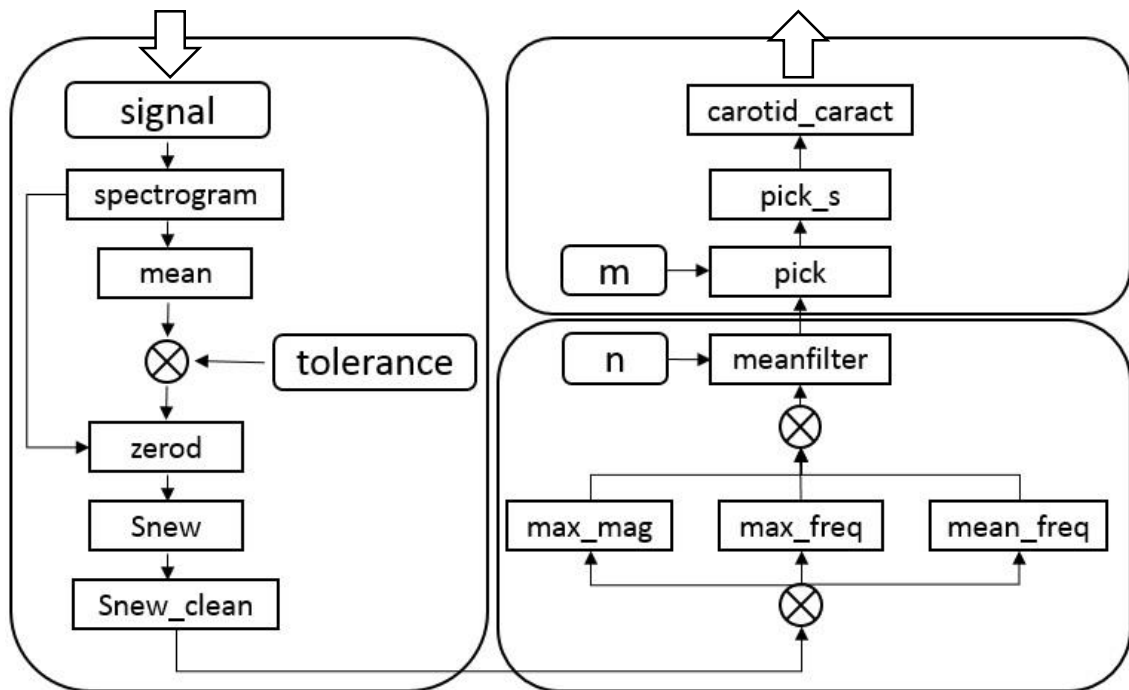


Figura 3.14 - Diagrama de fluxo do algoritmo

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 INTRODUÇÃO

Nesta secção irão ser demonstrados os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo apresentado no capítulo anterior. No capítulo referido o algoritmo criado foi testado recorrendo a um período de um sinal clínico. E essa decisão foi tomada porque ao trabalhar apenas com um ciclo cardíaco os cálculos do programa tornam-se mais rápidos, sendo possível ter uma perceção bastante sólida de pormenores do sinal e das capacidades do algoritmo para processar o sinal completo.

Neste capítulo apresentam-se os resultados obtidos da aplicação do algoritmo desenvolvido a um espetro mais amplo de sinais. Considera-se primeiro um sinal clínico, depois um sinal obtido através de uma montagem experimental de simulação do fluxo sanguíneo e por fim um sinal de fluxo sanguíneo gerado computacionalmente. Para cada tipo de sinal serão testados diferentes valores de tolerância, valor necessário para o cálculo do *threshold* e conseqüentemente para eliminação de ruído. Serão também, testados diferentes valores para a janela usada no filtro mediano, valor que influenciará o sinal bidimensional. Por último serão testados valores para o tamanho da janela aplicada no cálculo da média quadrática da onda usada para a deteção dos picos sistólicos. Por fim serão apresentados os eventos detetados em cada sinal.

4.2 SINAL CLINICO

O algoritmo começará por ser demonstrado com um sinal clínico de um paciente sem qualquer anomalia ao nível da artéria carótida. Na Figura 4.1 é apresentado o sinal clínico tal como adquirido, passado apenas pela função espectrograma. Na maioria das figuras futuramente apresentadas o sinal não aparecerá completo por motivos de clareza de representação. Ao incorporar nesta tese o sinal completo seria impossível detetar alguns pormenores que serão importantes nos testes. Posto isto, as imagens apresentadas vão conter uma amostra do sinal escolhida aleatoriamente, apesar dessa amostra ser mantida para fins comparativos. Cada amostra considerada contém cerca de 6 ciclos cardíacos.

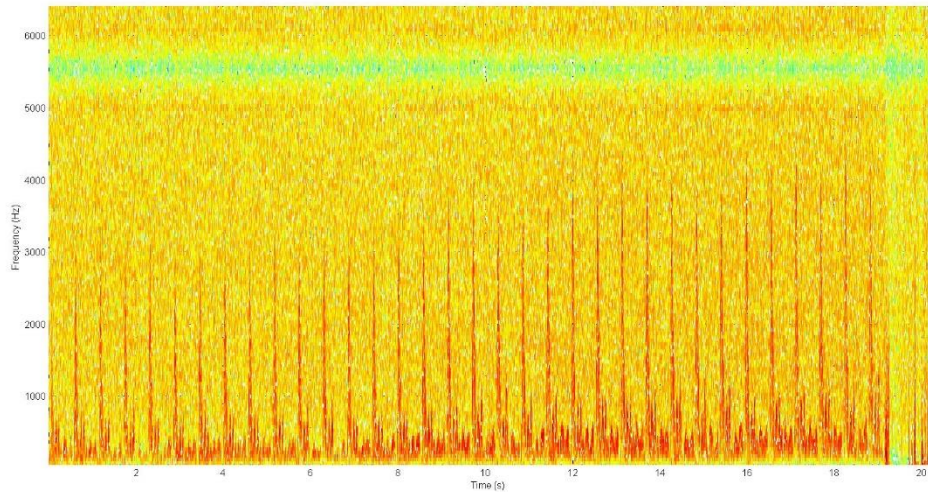


Figura 4.1 - Sinal clinico completo

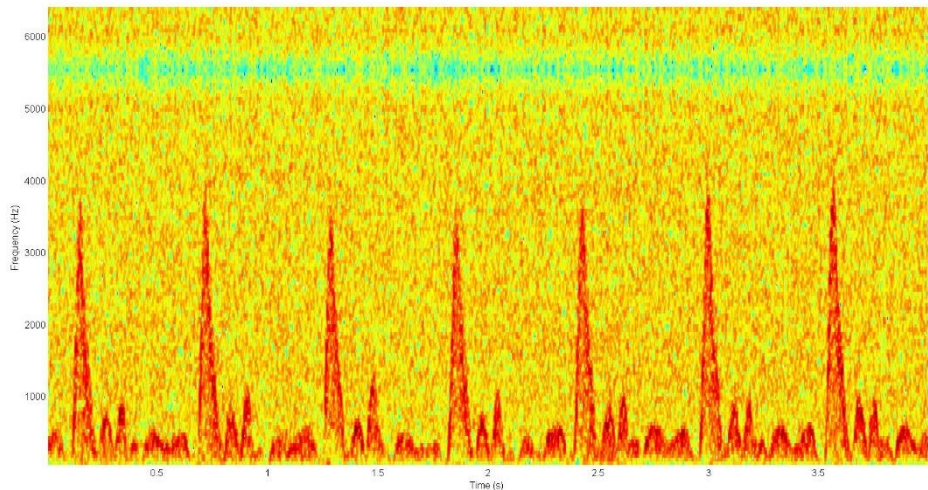


Figura 4.2 - Amostra do sinal clinico

No caso do sinal clinico irão ser apresentados os resultados usando a amostra do sinal apresentada na Figura 4.2. Começar-se-á por expor os resultados da remoção de ruído usando três diferentes valores de *tolerância*, 1.2, 1.5 e 1.8. Observando a Figura 4.3 em que é usada a tolerância de 1.2, pode ver-se que toda a informação do sinal é mantida mas também uma considerável quantidade de ruído, isto quando à passagem do sinal pela primeira fase de remoção de ruído. Quando o mesmo é passado pelo segundo processo de eliminação de ruído verifica-se que a maior parte do ruído é eliminado como apresentado na Figura 4.4. Tanto quanto se consegue observar nesta figura só é possível detetar ruído no canto superior direito, mas quando se observa a Figura 4.5, após a passagem da amostra para as duas dimensões pode ver-se que afinal ainda ficou uma quantidade considerável de ruído, quantidade esta que distorce irremediavelmente o formato da onda. Pode concluir-se a partir da Figura 4.5 que 1.2 não é um valor indicado para a tolerância deste tipo de sinal.

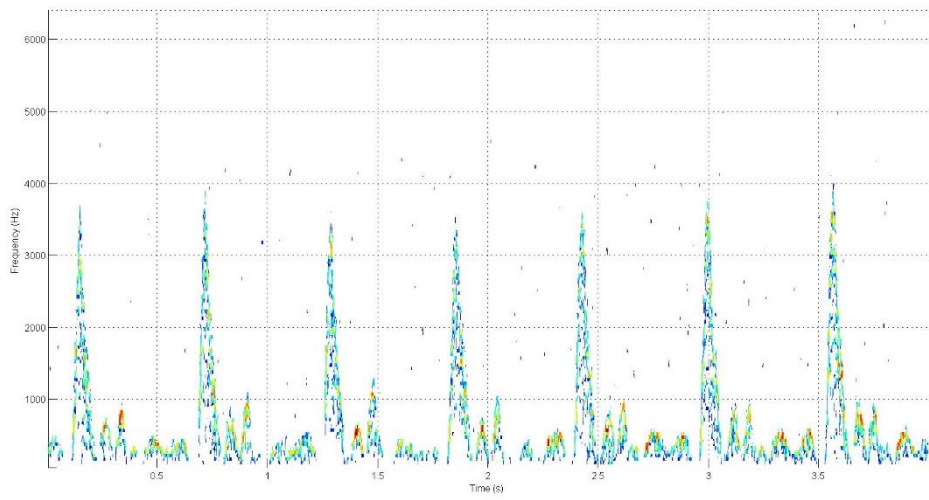


Figura 4.3 - Amostra do sinal clínico após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 1.2

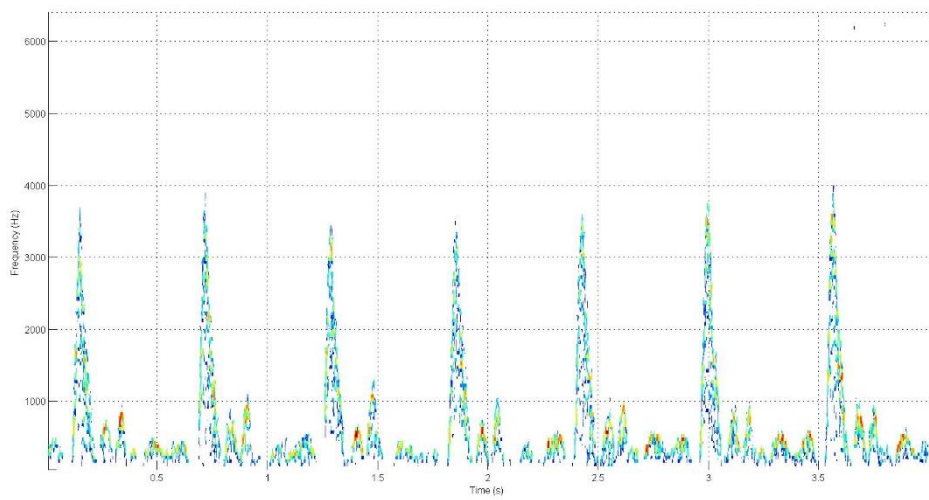


Figura 4.4 - Amostra do sinal clínico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.2

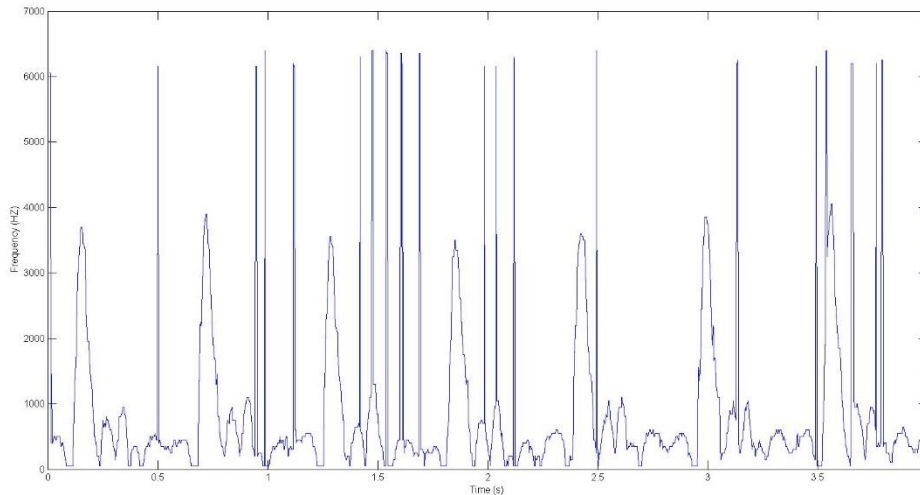


Figura 4.5 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.2

Analise-se então o segundo valor de tolerância testado. Para o segundo teste irá ser aplicado um valor de tolerância de 1.5. Ao empregar essa tolerância o resultado do primeiro processo de remoção de ruído obteve um resultado bastante positivo como se pode observar na Figura 4.6. É bastante difícil observar ruído nesta imagem e a informação do sinal mantém-se praticamente toda. Com este passo completado passa-se então para o próximo que é a remoção de ruído aleatório que não foi abrangido no passo anterior. É então apresentado na Figura 4.7 o resultado da segunda eliminação de ruído, na qual não é possível detetar ruído e a informação do sinal é mantida na sua grande maioria. Com o ruído removido o sinal é então passado para as duas dimensões como se pode observar na Figura 4.8. Na criação do sinal bidimensional é possível detetar que apesar de ambos os processos terem aparentemente removido o ruído todo, não foi exatamente o que aconteceu, ainda restou algum ruído que causa picos bastante acentuados na onda obtida. Apesar da ainda existência de ruído, a quantidade aqui detetada não é alarmante, uma vez que o próximo passo do algoritmo corresponde à passagem pelo filtro mediano, é possível que o mesmo remova o ruído remanescente.

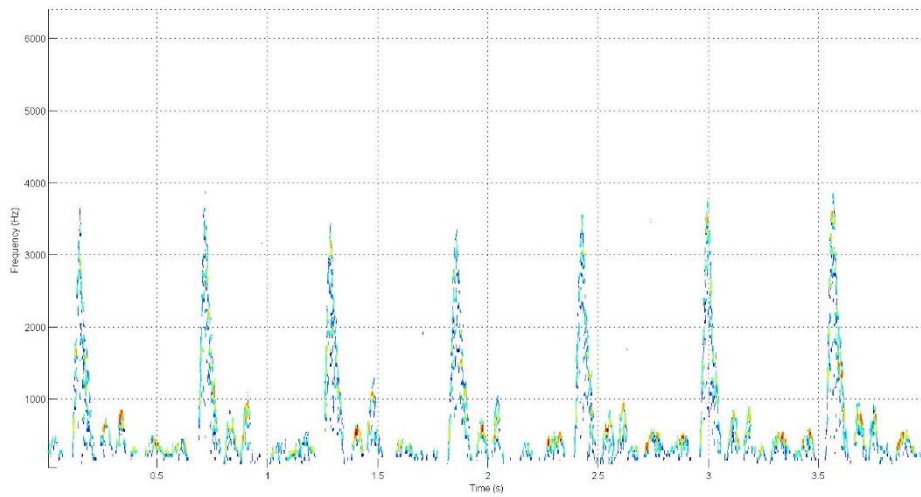


Figura 4.6 - Amostra do sinal clínico após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 1.5

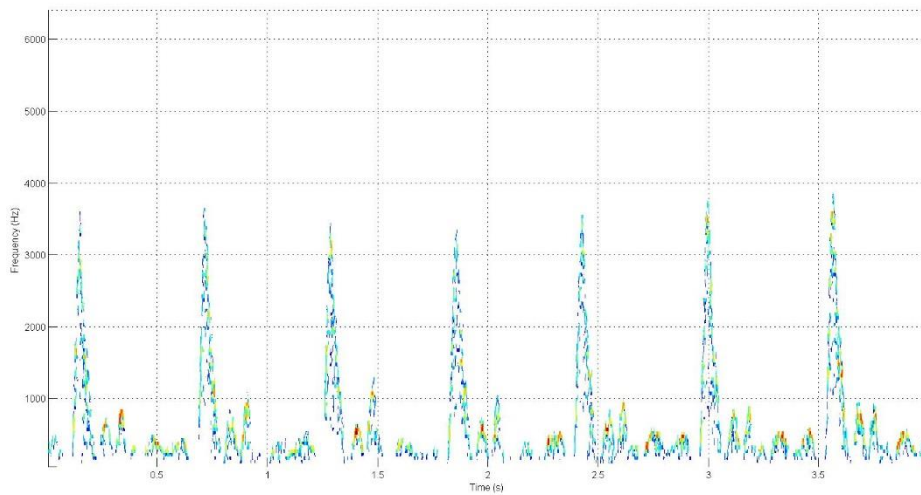


Figura 4.7 - Amostra do sinal clínico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.5

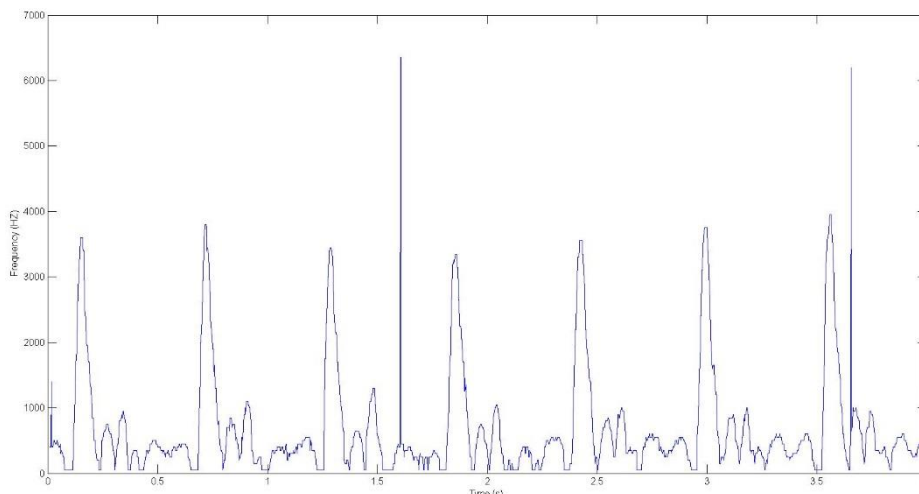


Figura 4.8 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.5

O último valor de tolerância a ser apresentado é de 1.8. Mesmo antes da apresentação de resultados algumas previsões podem ser feitas para o resultado proveniente deste valor de tolerância. Considerando a redução do ruído que foi observada com a alteração da tolerância dos 1.2 para os 1.5 e visto que na última já não restou praticamente ruído é possível assumir que com esta tolerância não restará qualquer ruído. Apresenta-se então na Figura 4.9 e na Figura 4.10 o resultado do primeiro e do segundo processo de remoção de ruído respectivamente, ambos a utilizar a tolerância de 1.8. Como previsto, em nenhuma das duas figuras é possível detetar ruído, no entanto com este nível de tolerância surge outro tipo de problema. Com todo o ruído removido tem de se prestar mais atenção à quantidade de informação relativa ao sinal que é removida. Na Figura 4.10 observa-se que algumas zonas, nomeadamente o princípio do segundo, terceiro e sétimo pico sistólico perderam alguma da sua informação, o que pode causar deformações na criação do sinal bidimensional. Na Figura 4.11 é possível observar o sinal bidimensional criado com este último valor de tolerância e concluir que realmente não restou qualquer ruído e que a remoção de informação em algumas zonas do sinal não afetou a forma do sinal bidimensional de forma relevante.

Com estes três resultados apresentados pode concluir-se que uma tolerância de 1.2 é demasiado baixa e que os valores na gama dos 1.5 a 1.8 inclusive são valores aceitáveis para utilizar como valores de tolerância na remoção de ruído neste tipo de sinal.

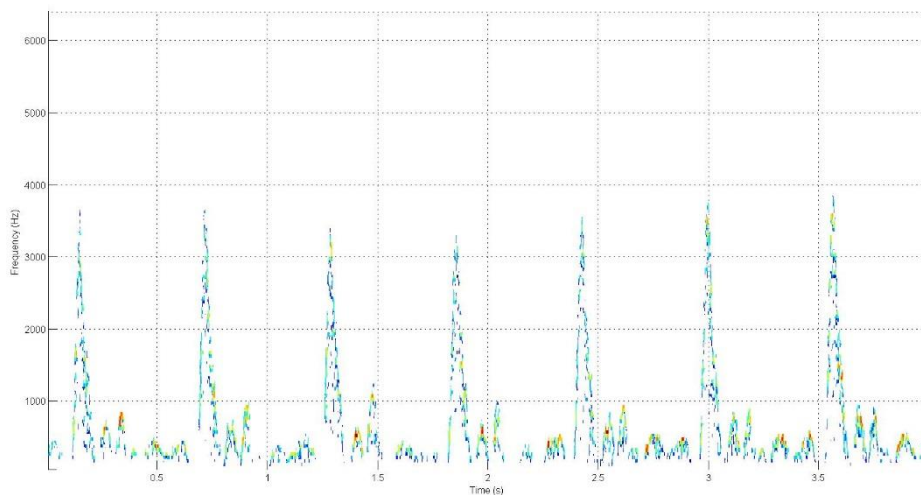


Figura 4.9 - Amostra do sinal clínico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8

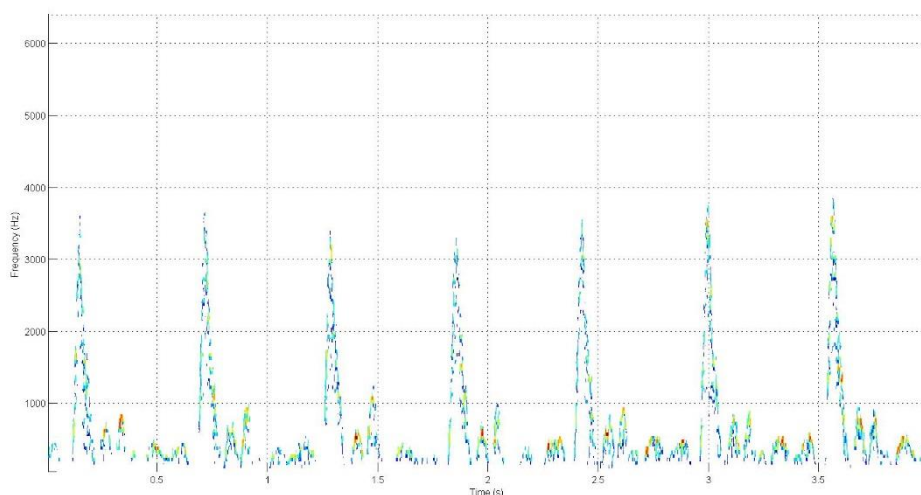


Figura 4.10 - Amostra do sinal clínico após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8

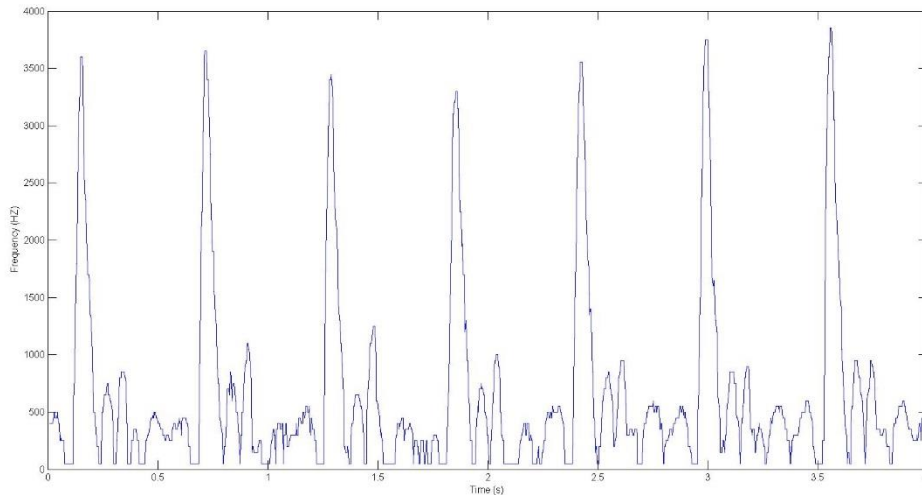


Figura 4.11 - Amostra do sinal bidimensional após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 1.8

Após ter-se obtido o sinal bidimensional o próximo passo a ser dado é a obtenção de uma versão mais suave do mesmo com recurso ao filtro mediano. O sinal bidimensional usado a partir deste passo foi obtido com o valor de tolerância de 1.6. Este valor foi escolhido devido ao facto de ser um valor médio da gama referida como aceitável para o valor da tolerância. Para o uso do filtro mediano irão ser apresentados e comentados três tamanhos de janela. Começando pela janela de 5 elementos, passando pela de 13 e acabando com a janela de 21 elementos.

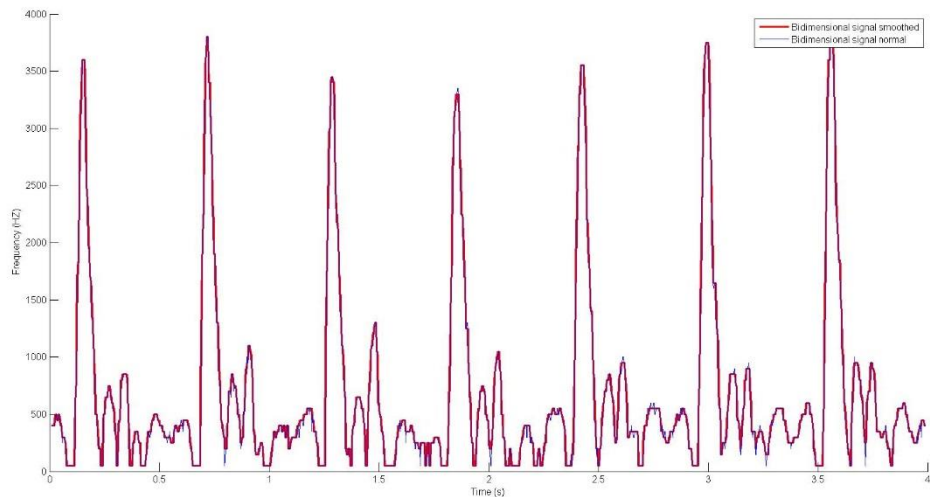


Figura 4.12 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 5 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado

Começando com a utilização da janela de 5 elementos no filtro mediano é obtido o sinal ilustrado na Figura 4.12. Como é possível observar na mesma o sinal suavizado e não suavizado não difere muito. Apesar de alguns picos estarem suprimidos no sinal

suavizado a sua suavização não causa grande impacto no sinal resultante, sendo ainda possível detectar muitos picos que não seguem propriamente o fluxo do sinal.

Passando então para uma janela de 13 elementos obtemos o sinal apresentado na Figura 4.13. Como se pode ver os pequenos picos ocorrentes ao longo do sinal estão consideravelmente mais suavizados, mas ao suavizar estes picos causa que a forma geral do sinal seja também suavizada, o que provoca uma diminuição do valor dos picos sistólicos do sinal. Essa situação pode ser grave porque ao suavizar demasiado os picos do sinal, quando ocorrer a caracterização do mesmo vão ser obtidos valores muito diferentes dos reais. Neste caso particular, a diminuição dos picos importantes ao sinal é aceitável e a suavização dos restantes também, o que faz deste tamanho de janela um tamanho aceitável para uso futuro.

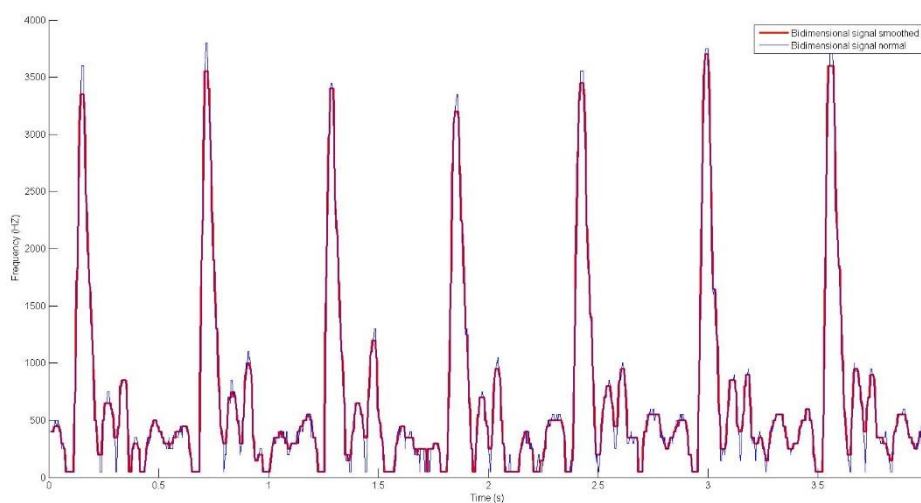


Figura 4.13 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 13 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado

Por último irá apresenta-se um sinal com demasiada suavização, como se pode ver na Figura 4.14. Este sinal foi obtido utilizando uma janela de 21 elementos. Como é possível observar, o sinal suavizado diminui bastante os picos sistólicos, o que não é nada positivo, porque numa futura caracterização com este sinal obter-se-ão os picos sistólicos com uma frequência bastante inferior à real. Apesar do que foi descrito, noutras zonas do sinal a suavização é bastante aceitável, até melhor do que com o tamanho de janela de 13 elementos. Mas como a janela é aplicada em todo o sinal um compromisso tem de ser conseguido.

Baseado nos factos descritos nos parágrafos anteriores é escolhida a janela de 13 elementos para suavizar o sinal bidimensional.

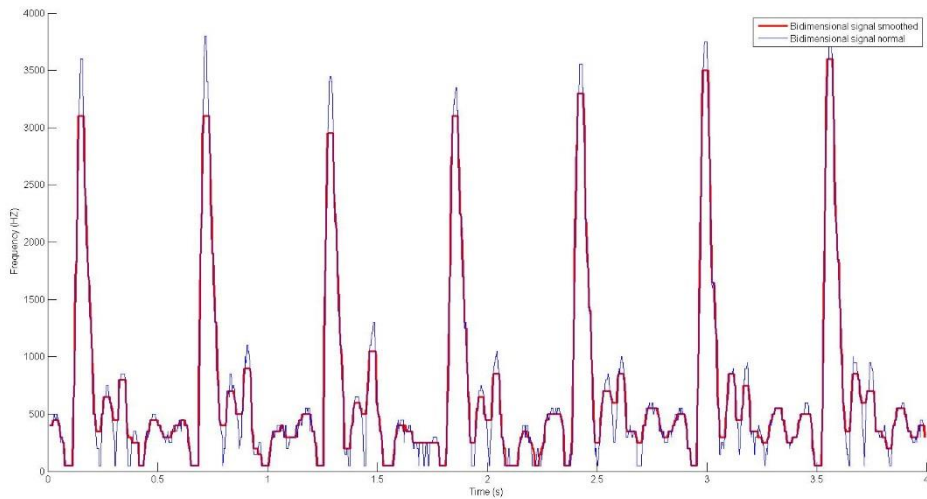


Figura 4.14 - Sinal bidimensional suavizado usando uma janela de 21 valores no filtro mediano sobreposto ao sinal bidimensional não suavizado

Com o sinal bidimensional obtido passa-se então à fase da caracterização dos eventos clínicos. Para que essa seja possível primeiro é necessário detetar os eventos do sinal. Como já foi explicado anteriormente, na deteção dos eventos os primeiros a serem detetados são os picos sistólicos e para que os mesmos sejam detetados é criada uma onda denominada de pick_wave (pw) que é obtida através da média, por janelas, da derivada do sinal original. Para este sinal serão apresentadas as ondas resultantes da média feita com janelas de 10, 30 e 50 elementos.

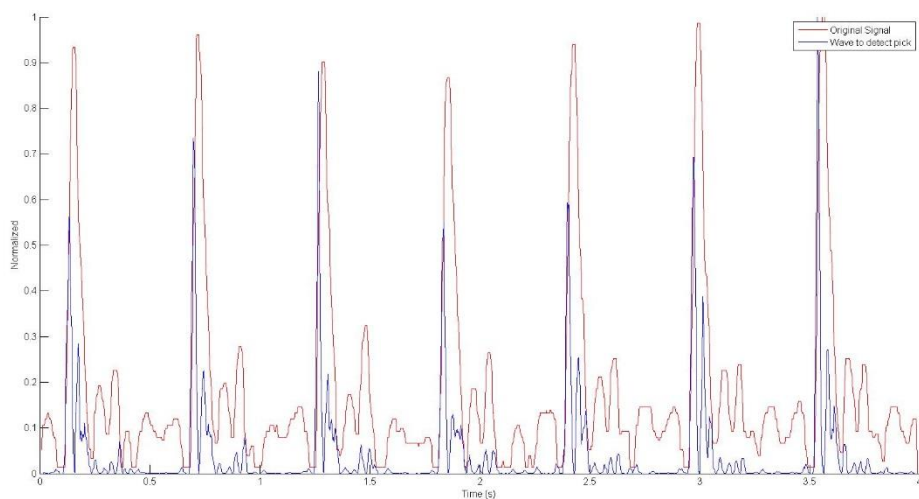


Figura 4.15 - Sinal bidimensional clinico e onda para deteção dos picos sistólicos criada com janela de 10 elementos

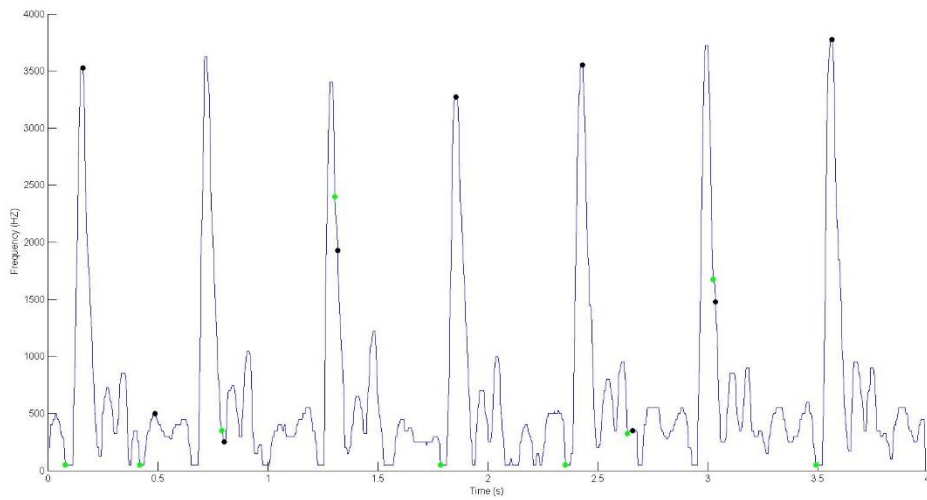


Figura 4.16 - Sinal bidimensional clinico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 10 elementos

Nas Figuras 4.15, 4.17 e 4.19 são mostradas a azul as pick_waves resultantes das médias feitas com janelas de 10, 30 e 50 elementos respetivamente. Após a figura onde é apresentada cada pick_wave é mostrada outra figura 4.16, 4.18 e 4.20 respetivamente, onde são apresentados os picos sistólicos detetados pela pw.

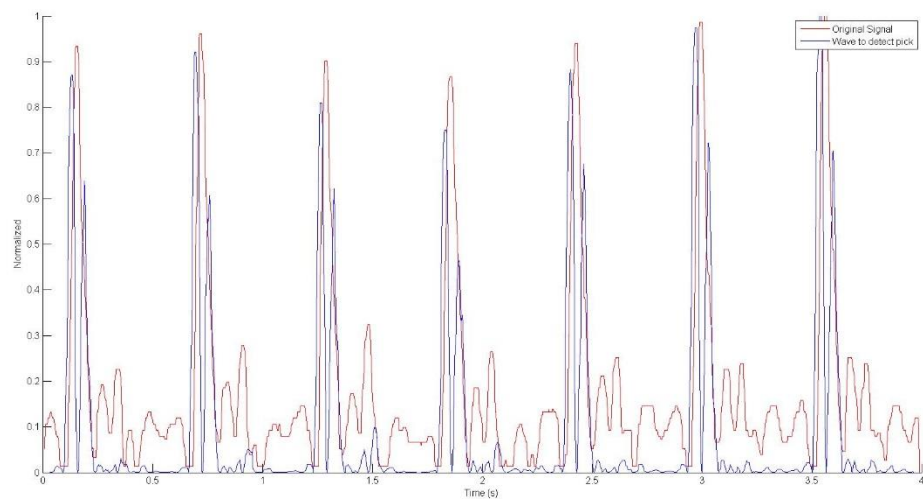


Figura 4.17 - Sinal bidimensional clinico e onda para deteção dos picos sistólicos criada com janela de 30 elementos

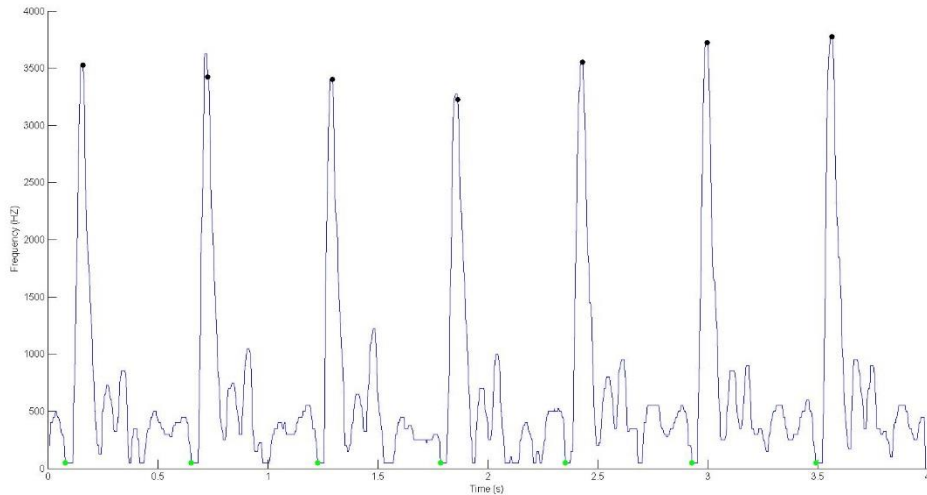


Figura 4.18 - Sinal bidimensional clínico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 30 elementos

Pode observar-se que com a janela de 10 elementos neste sinal não é fiável a deteção dos eventos corretamente, numa janela com 7 picos sistólicos apenas 4 foram detetados corretamente. Na figura 4.18 é possível ver-se que com a onda criada a partir da janela de 30 elementos, todos os picos sistólicos são detetados corretamente, o que por consequência causa que os fins das diástoles sejam bem identificadas também. Com a utilização da janela de 50 elementos pode verificar-se na Figura 4.20 que todos os picos sistólicos são detetados com algum desfasamento, o que para além de causar uma deteção errada dos fins das diástoles, na altura da caracterização do sinal iria dar um valor incorreto da frequência do pico sistólico.

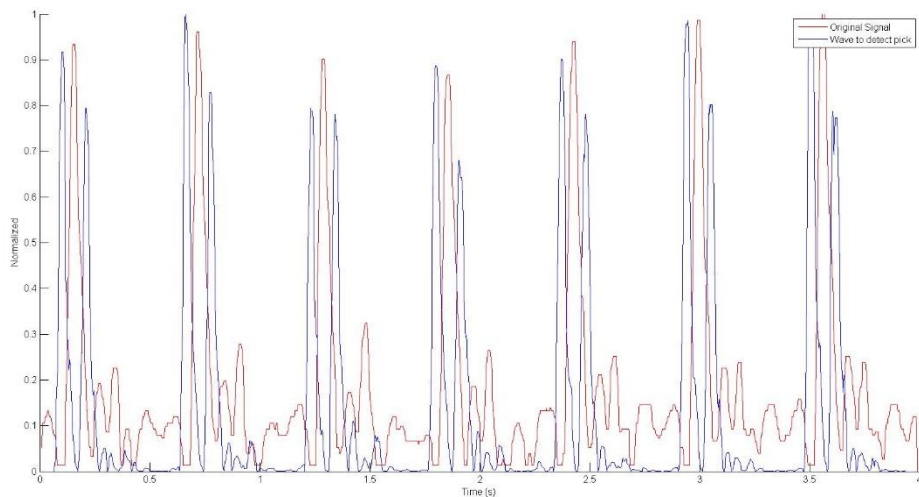


Figura 4.19 - Sinal bidimensional clínico e onda para deteção dos picos sistólicos criada com janela de 50 elementos

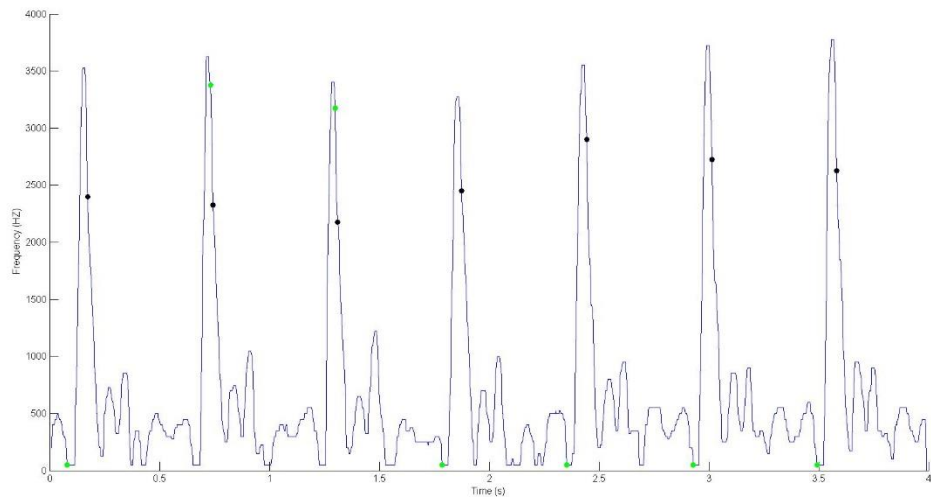


Figura 4.20 - Sinal bidimensional clínico com os picos sistólicos e os fins das diástoles detetados a partir da onda com a média de 50 elementos

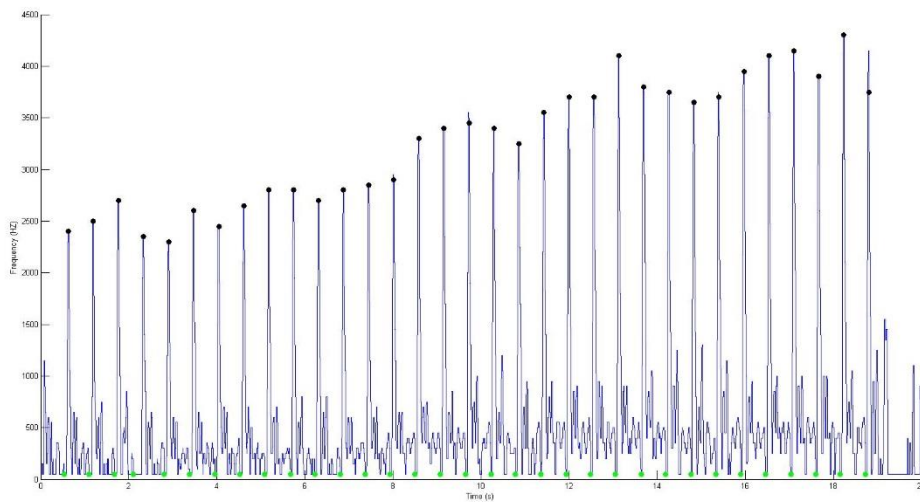


Figura 4.21 - Sinal bidimensional completo com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins das diástoles (círculos verdes) detetados

Uma vez identificado o valor mais conveniente da janela da `pick_wave` todos os, e picos sistólicos da amostra detetados, é então apresentado na Figura 4.21 o sinal completo. Em todo o sinal é possível ver os picos sistólicos detetados, estes estão assinalados por um círculo preenchido a preto e os fins das diástoles detetados marcados com um círculo preenchido a verde. Pode observar-se que em todos os ciclos

as *epochs* foram corretamente detetadas, o que é bastante importante para se retirar do sinal informação clínica fidedigna.

Ao se ter os valores dos picos sistólicos e dos fins das diástoles, todos os outros valores relevantes são obtidos a partir dessa informação. Para isso basta serem processados na função criada para o devido efeito, explicada no capítulo anterior.

É então concluída a demonstração de resultado com um sinal clínico.

4.3 SINAL OBTIDO POR SIMULAÇÃO DE FLUXO SANGUÍNEO

O segundo conjunto de resultados a serem apresentados é proveniente de um sinal obtido experimentalmente utilizando técnicas de Doppler e um líquido mimetizando o fluxo sanguíneo. O sinal utilizado para testar o algoritmo proposto é apresentado na Figura 4.22, correspondente à simulação de fluxo sanguíneo em artéria carótida. Consideraram-se aproximadamente 5 ciclos cardíacos. Para a demonstração dos resultados obtidos com este sinal vai ser apresentado o sinal completo, uma vez que devido à duração do mesmo é possível ser completamente apresentado e observar com o detalhe desejado as suas propriedades.

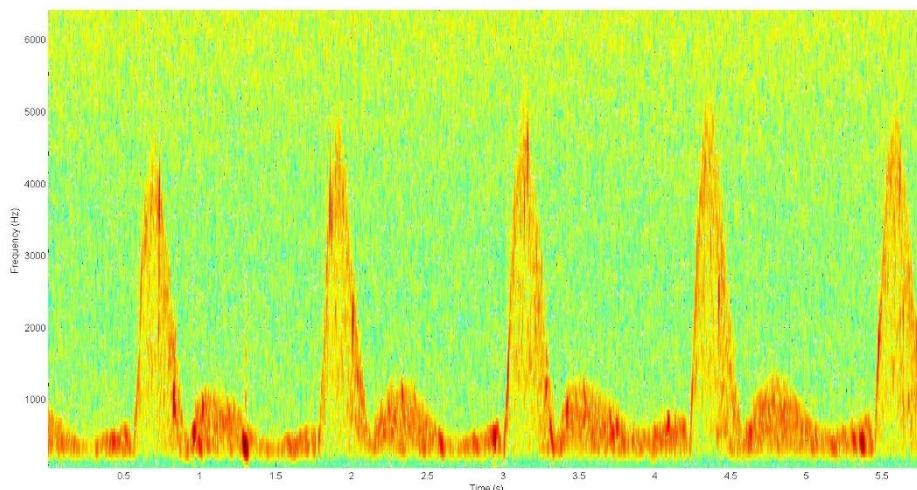


Figura 4.22- Sinal obtido por simulação experimental de fluxo sanguíneo

Como no subcapítulo anterior, neste também vão ser apresentados os valores a utilizar neste tipo de sinal. Os valores que serão apresentados são, o valor da tolerância, o valor do tamanho da janela utilizada no filtro mediano, o tamanho da janela utilizada para fazer a média na onda criada para a deteção do pico sistólico. Ao contrário da secção onde se apresentaram os resultados obtidos com um sinal clínico, na qual foram apresentados 3 exemplos de valores para cada variável, nesta secção apenas se apresenta o valor que produz o melhor resultado entre os testes efetuados, visto que já

foram demonstradas as consequências de usar valores não ideais ao sinal. Serão portanto apenas apresentados os valores que se selecionaram para este tipo de sinal.

Para começar serão apresentados os resultados obtidos da aplicação de um valor da tolerância de 0.7. Para recordar, a tolerância é o valor que ao multiplicar pela média dos valores do espectrograma cria o *threshold*, que por sua vez é usado na remoção do ruído. Pode observar-se nas Figuras 4.23 e 4.24 que com este valor de tolerância ambas as figuras apresentam a maioria da informação que é relativa ao sinal. É também possível notar-se a ausência do ruído após ambas as fases da remoção do mesmo. No sinal anteriormente apresentado (sinal clínico) o valor indicado para a tolerância era de 1.6 o que significa que este sinal tem um *Signal-Noise-ratio* (SNR) bastante inferior ao anterior.

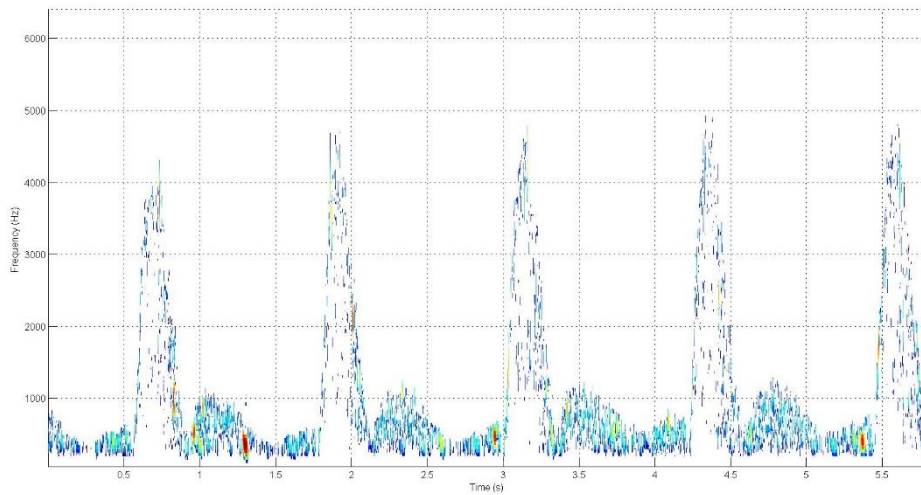


Figura 4.23 - Sinal da simulação do fluxo sanguíneo após a primeira remoção de ruído com uma tolerância de 0.7

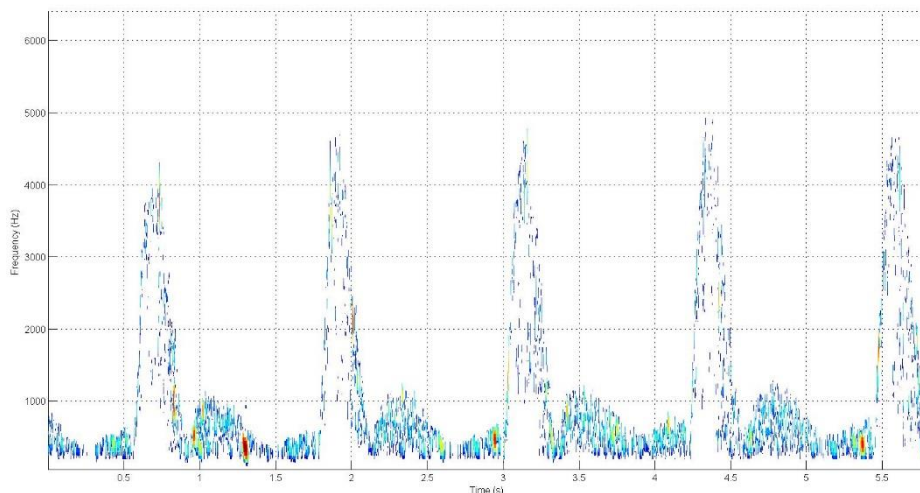


Figura 4.24 - Sinal da simulação do fluxo sanguíneo após a segunda remoção de ruído com uma tolerância de 0.7

Com o sinal passado pelas duas fases de remoção do ruído passa-se à obtenção do sinal de forma bidimensional. Na figura 4.25, onde é apresentado o sinal bidimensional, vê-se que restou algum ruído mesmo após os dois processos de eliminação, mas a quantidade de ruído restante é possível ser removida com aplicação do filtro mediano, como se pode comprovar na Figura 4.26. A mesma figura mostra a azul o sinal antes de ser suavizado e a vermelho o sinal após a suavização. Para obter o sinal suavizado foi usada uma janela de 60 elementos na função do filtro mediano. Para além de remover o que restou do ruído também se fez uma suavização bastante acentuada dos pequenos picos do sinal, ao mesmo tempo que se manteve, de forma bastante satisfatória, a forma geral do sinal. Fazendo da janela de 60 elementos uma janela ótima para este sinal.

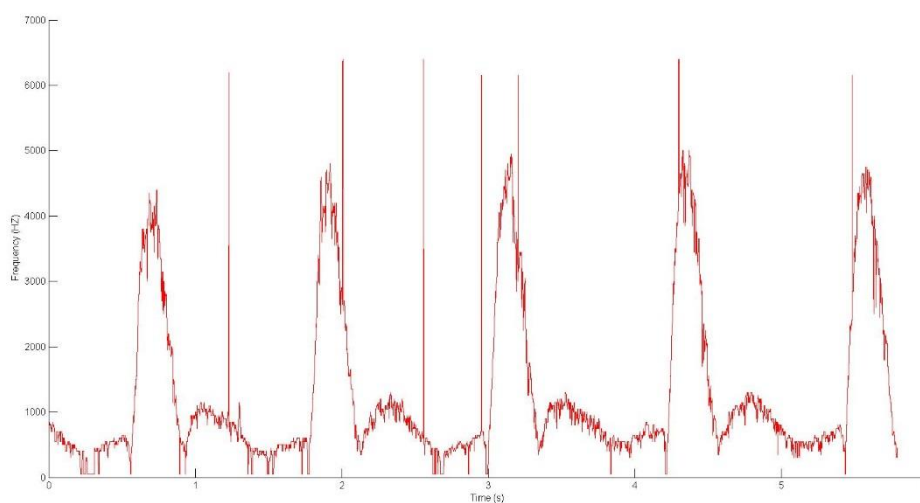


Figura 4.25 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo antes da suavização

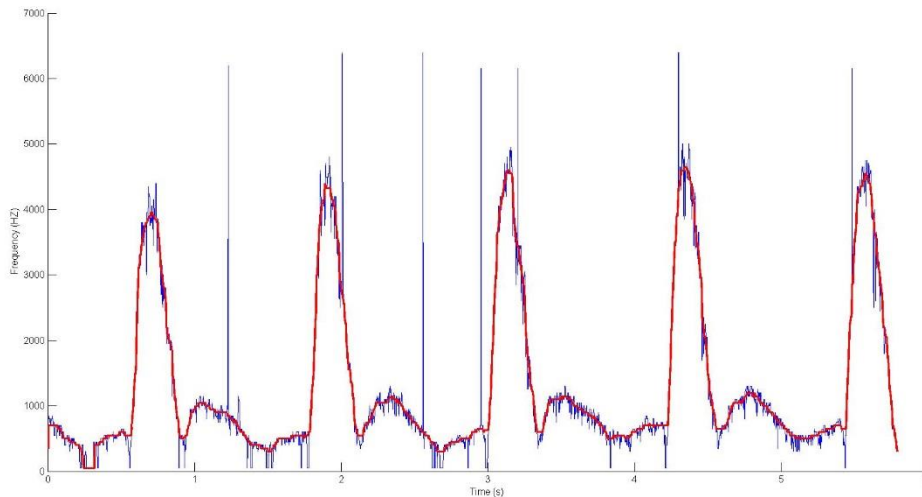


Figura 4.26 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo antes e depois da suavização (janela de 60 elementos)

Com o sinal bidimensional obtido e suavizado resta a função de detetar os picos sistólicos e caracterizar os eventos do sinal. A onda criada para a deteção dos picos, como já foi explicada, é onda `pick_wave`. Para este sinal é calculada com uma janela de 100 elementos. Pode ver-se na Figura 4.27 que a `pw` tem o formato ideal para se calcular a posição dos picos do sinal simulado experimentalmente, dado que os picos da nova onda são bastante evidentes e de fácil distinção do resto da curva, o que facilita a identificação dos picos e consequentemente o cálculo do mínimo entre eles.

Na figura 4.28 é possível observar o resultado final do algoritmo quando aplicado ao sinal obtido por simulação experimental de fluxo. Na mesma figura estão representados por círculos preenchidos a preto todos os picos sistólicos detetados e por círculos a verde os fins das diástoles, tendo sido estes últimos calculados a partir das deteções dos picos sistólicos.

É então possível concluir que para este tipo de sinal também é possível a deteção de todos os picos e dos fins das diástoles, e consequentemente uma correta caracterização do sinal.

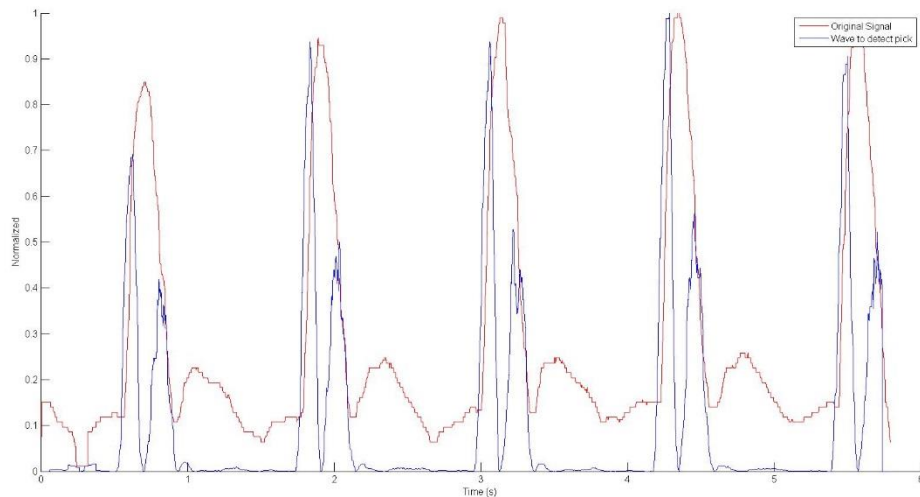


Figura 4.27 - Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo e onda para detecção dos picos sistólicos

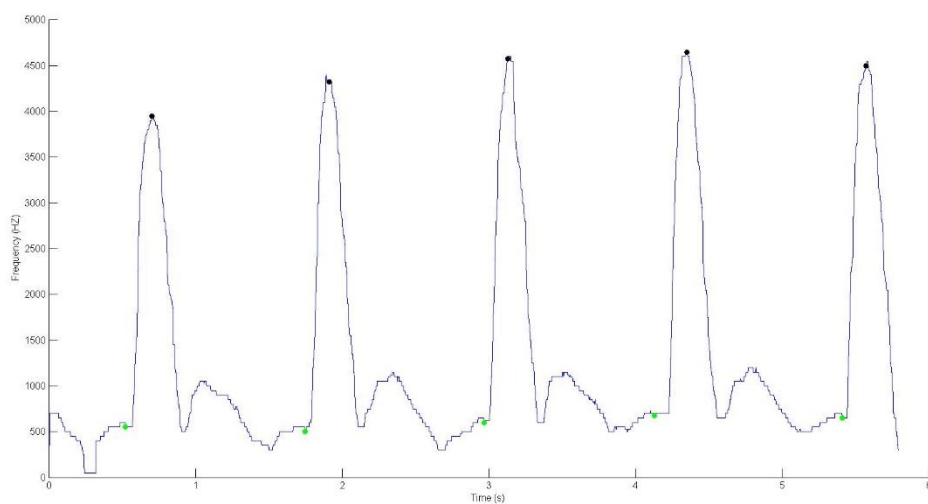


Figura 4.28- Sinal bidimensional da simulação do fluxo sanguíneo com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins diastólicos assinalados (círculos verdes)

4.4 SINAL OBTIDO POR GERAÇÃO ALGORÍTMICA

Por último, serão apresentados os resultados da aplicação do algoritmo desenvolvido a um sinal gerado computacionalmente. O algoritmo gera um sinal de Doppler não estacionário baseado na forma de um sinal de Doppler proveniente da artéria carótida [19], com ruído aleatório com distribuição gaussiana. O sinal gerado tem a duração aproximada de um ciclo cardíaco como apresentado na Figura 4.29. Para os resultados deste sinal serem apresentados de maneira semelhante aos apresentados anteriormente, foram gerados cinco ciclos e colocados em série num vetor para obter

um sinal com duração de cinco ciclos cardíacos. O sinal que será usado para demonstrar os resultados é apresentado na Figura 4.30, visto que o algoritmo que gera o sinal tem componentes aleatórios, foi gerado o sinal apresentado e guardado num ficheiro para que todos os gráficos apresentados nesta secção sejam relativos ao mesmo conjunto de dados.

À semelhança do que foi apresentado nas secções anteriores, irá ser apresentado um valor ideal para cada variável. Serão apresentados, o valor de tolerância, o tamanho da janela do filtro mediano e a quantidade de valores usados para fazer a média quadrática na onda da deteção dos picos sistólicos.

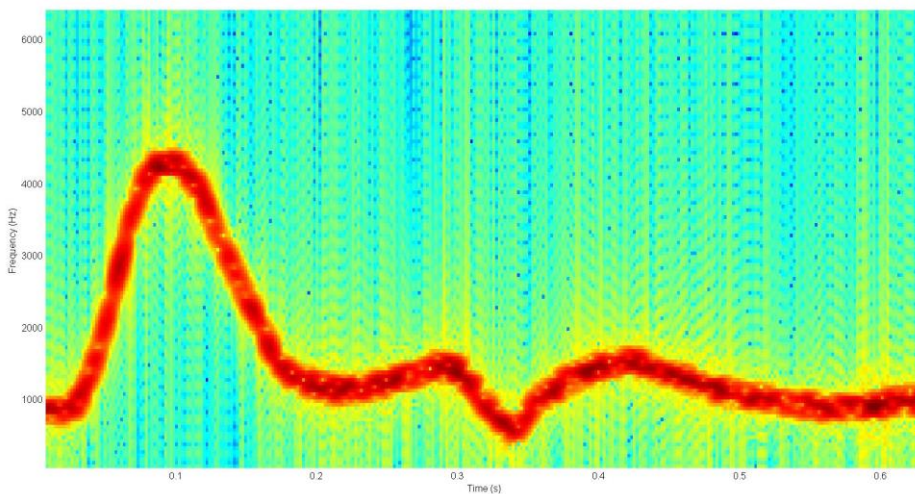


Figura 4.29 – Sinal com duração de um ciclo cardíaco gerado através de um algoritmo

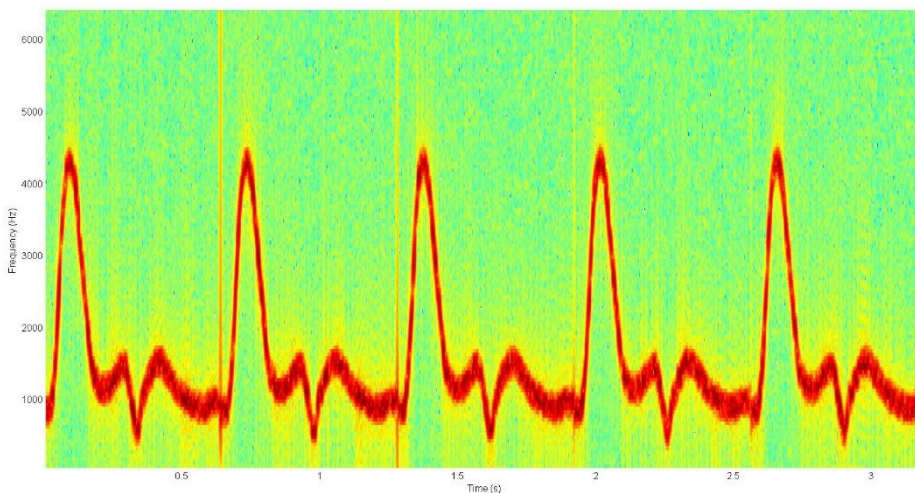


Figura 4.30 - Sinal com duração de cinco ciclos cardíacos gerado através de um algoritmo

Como anteriormente e seguindo a ordem do algoritmo os primeiros resultados a serem demonstrados são os da remoção de ruído, que dependem do valor da tolerância escolhido. Para este sinal, o valor de tolerância escolhido é de 0.8, sendo que a escolha desta tolerância tem como resultado após a primeira fase de remoção de ruído o sinal mostrado na Figura 4.31. Como se pode observar, o ruído foi aparentemente todo removido e o sinal foi mantido intacto. Na Figura 4.32 pode observar-se o sinal após a segunda fase de remoção de ruído e concluir que o sinal antes e depois do segundo processo de eliminação de ruído é idêntico. Essa ocorrência deve-se ao facto deste sinal ter um ruído com distribuição gaussiana.

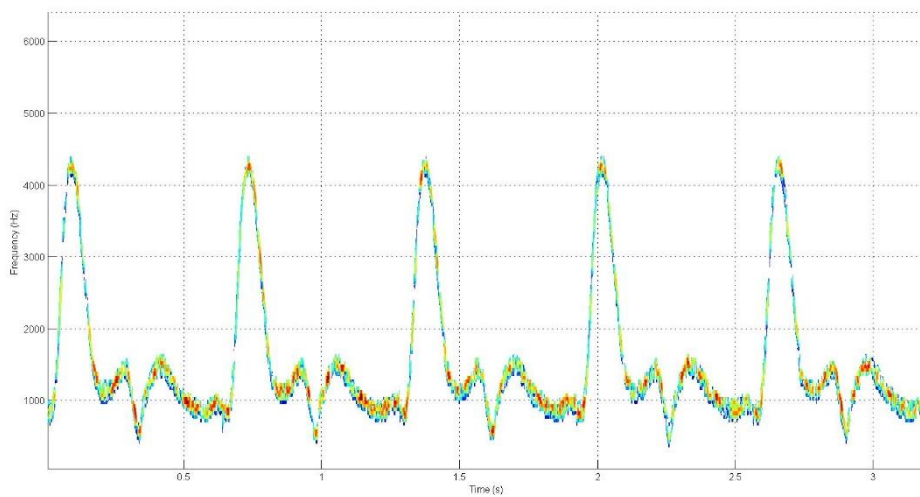


Figura 4.31 - Sinal gerado após primeira fase de remoção de ruído

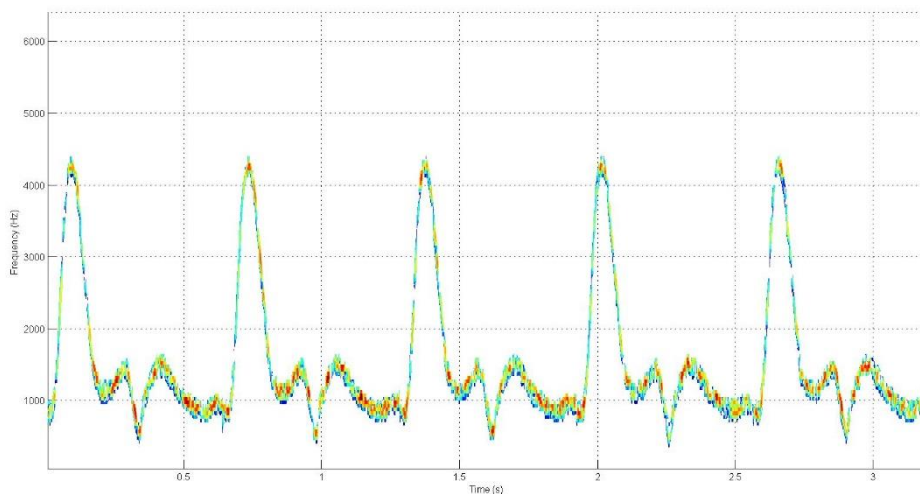


Figura 4.32 - Sinal gerado após segunda fase de remoção de ruído

Na Figura 4.33 é exibido o sinal bidimensional conseguido após a segunda remoção de ruído, a observação do mesmo pode corroborar as afirmações ditas anteriormente em relação ao ruído. Ao observar o sinal bidimensional mencionado é também possível observar que o mesmo tem um aspeto bastante mais suavizado que os sinais anteriormente mostrados, mas mesmo assim e seguindo o algoritmo será passado pela função do filtro mediano.

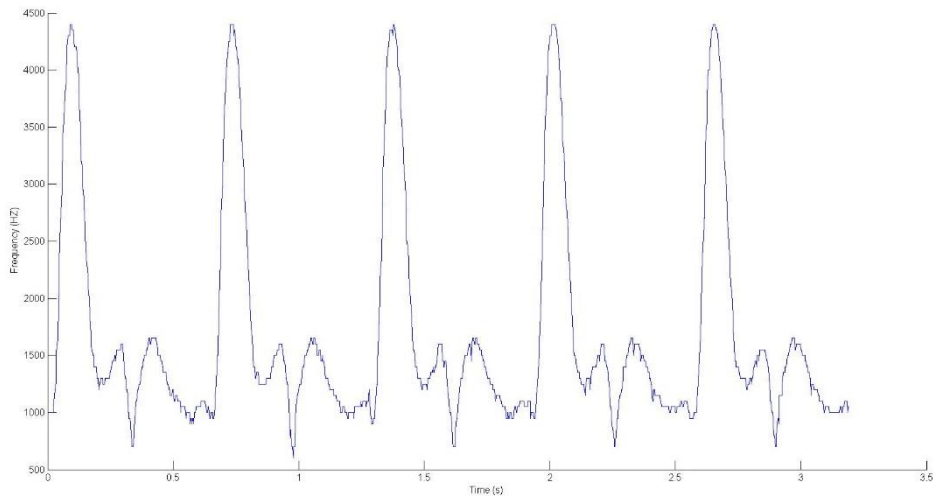


Figura 4.33 - Sinal bidimensional gerado

O filtro mediano utilizado neste tipo de sinal tem uma janela de 20 elementos e o resultado da sua aplicação pode ser verificado na Figura 4.34. Pode ver-se na figura referida que os picos sistólicos mantêm praticamente todo o seu contorno, e o resto dos picos mais proeminentes do sinal são suavizados. Demonstra-se então que a escolha de uma janela de 20 elementos para a aplicação do filtro mediano foi eficiente.

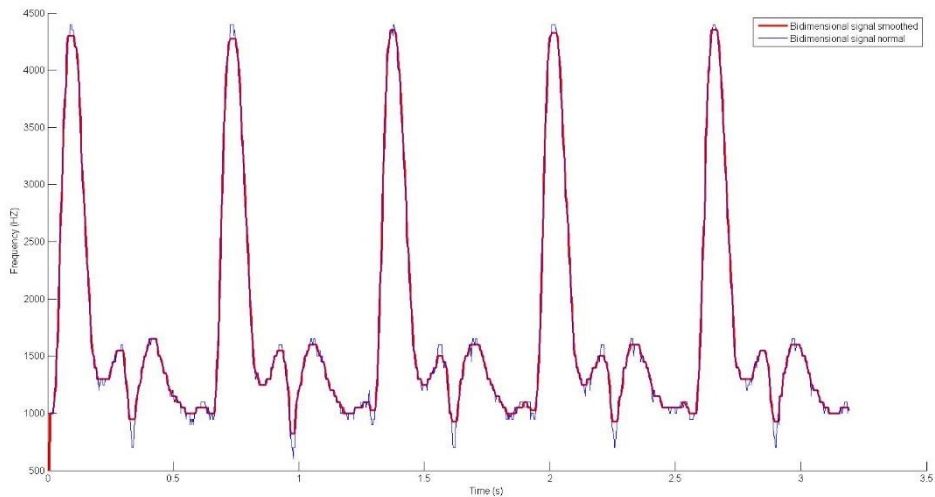


Figura 4.34 - Sinal bidimensional gerado sem e com suavização (janela de 20 elementos)

Após a demonstração dos resultados da suavização do sinal, passa-se para a fase de deteção dos picos sistólicos. Como já foi referido anteriormente para a deteção dos picos sistólicos é criada uma nova onda, a onda pw. Essa nova onda é apresentada a azul na Figura 4.35. Na criação da onda há um valor a ser ajustado, esse valor é o tamanho da janela usada para calcular a média para este sinal, tendo sido escolhido de entre os valores testados o de 60 elementos. Com a escolha deste valor pode ver-se que se cria uma onda onde os seus picos são evidentes em relação ao resto do sinal, o que dá origem a uma situação ideal para a deteção do local dos picos sistólicos.

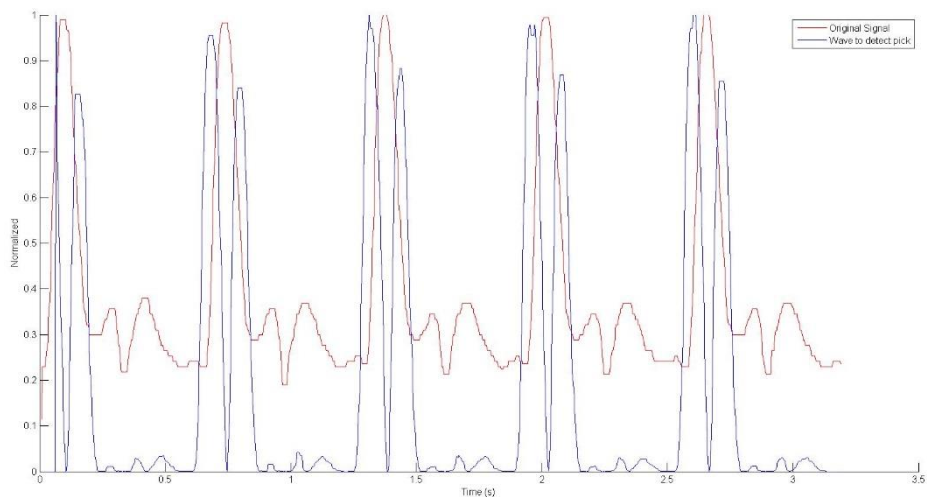


Figura 4.35 - Sinal bidimensional gerado e onda para deteção dos picos sistólicos

Pode comprovar-se na Figura 4.36 que as decisões tomadas na escolha das variáveis para este sinal foram acertadas visto que no fim do algoritmo todos os picos sistólicos e fins das diástoles estão corretamente detetados, o que origina uma caracterização exata do sinal.

De acordo com o processo de criação deste sinal de teste, em que os 5 ciclos cardíacos foram gerados com uma dimensão de 0.64 segundos. Pode confirmar-se que o método proposto de deteção de fim de diástole é preciso pois consegue comprovar-se que o primeiro ciclo cardíaco apresenta um fim de diástole calculado de 0.62 segundos, conforme se verifica pela localização do círculo verde mais a esquerda no gráfico da Figura 4.36.

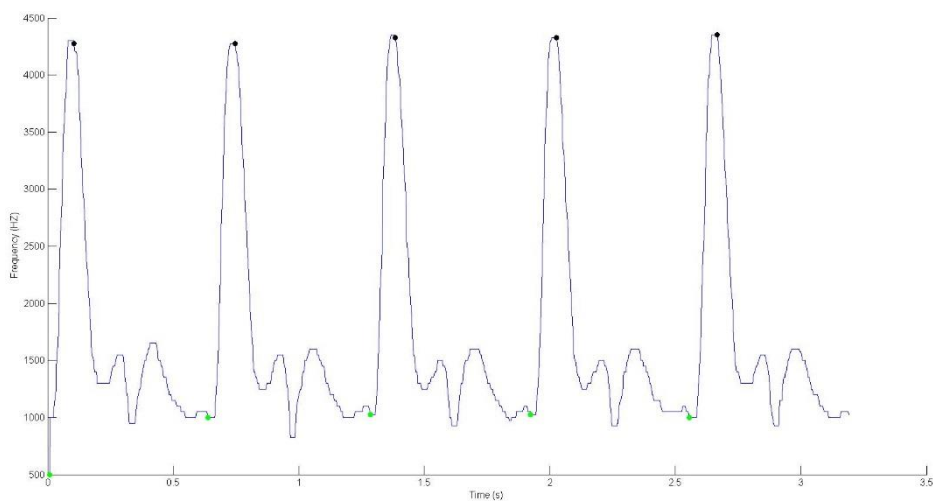


Figura 4.36 - Sinal bidimensional gerado com os picos sistólicos (círculos pretos) e os fins diastólicos assinalados (círculos verdes)

4.5 CONCLUSÕES

Neste capítulo foram analisados os resultados da aplicação do algoritmo proposto a três sinais com diferentes origens. O primeiro sinal considerado foi o sinal clínico que tem origem em exames clínicos de ultrassom Doppler em pacientes. Para este sinal foram apresentados e comentados três valores para cada variável, pretendendo-se assim demonstrar os efeitos de aplicação de variados valores. De seguida consideraram-se os resultados obtidos com um sinal simulando fluxo sanguíneo em artéria carótida, quer obtido com recurso a simulação experimental quer obtido por simulação computacional. Para estes dois últimos tipos de sinal já só se apresentaram os resultados obtidos após uma seleção prévia dos valores mais adequados de cada variável.

Em diversas fases deste capítulo foram mencionados os valores ideais ou otimizados para as variáveis, devendo fazer-se notar que a ideia de valor ideal é concebida com o objetivo da eliminação do ruído e da caracterização do sinal tendo em conta a especificidade de cada sinal. Os valores apresentados para as variáveis não são os únicos, podendo o utilizador adaptar os parâmetros de acordo com a sua preferência.

É apresentado na Figura 4.37 uma tabela com o resumo dos valores considerados ideais para as variáveis do algoritmo proposto quando aplicado a cada um dos sinais utilizados para o testar. São também apresentados alguns valores adicionais como o da frequência de amostragem de cada sinal denominada de FS e o número de valores não nulos restantes na matriz *snew* após a remoção do ruído. Estes últimos valores foram adicionados para se observar se tinham alguma relação com os valores escolhidos para as variáveis. Pode-se concluir que não têm nenhuma relação óbvia.

	FS	NZV da matriz <i>snew</i>	Tôlerancia	Janela do median filter	Janela do pick wave
Sinal clinico	11025	0,0519	1,6	13	30
Sinal simulado experimentalmente	22050	0,0961	0,7	60	100
Sinal gerado	12800	0,0611	0,8	20	60

Figura 4.37 - Valores dos parâmetros do algoritmo considerados ideais para cada tipo de sinal testado

Após a análise dos resultados descritos neste capítulo pode ser confirmada a eficácia e versatilidade do algoritmo. Comprova-se que o algoritmo proposto funcionou corretamente nos três diferentes tipos de sinais e, em todos fez uma deteção perfeita das sístoles e das diástoles, conforme se comprovou no caso do sinal simulado computacionalmente.

5 CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO

5.1 CONCLUSÕES

O trabalho de desenvolvimento efetuado para construção desta tese teve como objetivo a criação de uma ferramenta computacional que possibilitasse a extração fiável e automática de parâmetros clínicos de sinais Doppler de fluxo sanguíneo. Para tal efeito foi desenvolvido o algoritmo apresentado no capítulo 3.

A componente desenvolvida para remoção de ruído do espectrograma do sinal Doppler teve por base um sistema anteriormente desenvolvido no grupo de investigação, sistema esse então focado em técnicas de estimação espectral. A referida técnica de remoção de ruído é apresentada na seção 2.3. O algoritmo no âmbito do presente trabalho de dissertação está dividido em três partes principais. A primeira parte, referente à remoção de ruído, é seguida da parte da criação do sinal bidimensional e por fim a parte dedicada a caracterização de eventos do sinal. Um resumo do algoritmo é apresentado em forma de diagrama de fluxo na Figura 3.14.

Na primeira parte, que corresponde à eliminação de ruído, foi modificada a versão existente por forma a tornar autónoma e automática a definição da zona de ruído contido no espectrograma do sinal em estudo. Ao algoritmo modificado foram ainda adicionados alguns passos, com o objetivo de remover algum do ruído que ainda subsistia após a primeira filtragem. Após este processo de filtragem, ou seja, dispondo já da informação apenas relativa ao sinal de fluxo sanguíneo, o algoritmo cria um sinal bidimensional. Para a criação deste sinal foram propostos três métodos, o da frequência máxima, da frequência média e da magnitude máxima. De entre estes métodos propostos, e face aos resultados obtidos e ainda pelo facto de este ser o mais apropriado a utilizar em sinais provenientes da artéria carótida, foi posteriormente utilizado o método da frequência máxima. Após o sinal bidimensional obtido, o mesmo é passado por um filtro mediano para que seja suavizado. Com o sinal suavizado, passa-se à caracterização dos eventos do mesmo e à apresentação ao utilizador dos parâmetros do sinal obtidos. Após a descrição do algoritmo desenvolvido, foi exposto o interface gráfico do utilizador desenvolvido, o qual pretende facilitar ao utilizador esta fase de processamento do sinal de fluxo sanguíneo, de forma mais agradável e intuitiva.

Com o algoritmo apresentado e explicado, foram analisados e comentados os resultados obtidos. O algoritmo foi testado com três sinais de diferentes proveniências.

O primeiro sinal a ser testado coincidiu com o que foi utilizado na criação da componente do algoritmo relativa à remoção do ruído, tendo como origem sinais clínicos de pacientes. A parametrização do algoritmo global inclui o estabelecimento de valores para variáveis, tendo sido apresentados nesta tese três possíveis valores para cada variável, com vista a facilitar ao leitor a compreensão das consequências da utilização de valores inapropriados ao sinal. Os restantes sinais utilizados para testar o algoritmo foram respetivamente, o sinal simulado experimentalmente com recurso a *phantoms* e o sinal gerado analiticamente e simulado computacionalmente. Para estes dois últimos tipos de sinal de fluxo sanguíneo foram apresentados apenas os valores das variáveis mais adequados ao sinal em causa.

Face aos resultados obtidos, é possível concluir-se que o algoritmo criado é versátil e eficaz, visto que nos sinais testados a caracterização dos eventos foi sempre a correta, conforme comprovado no caso do sinal simulado computacionalmente. Apesar do objetivo referente à caracterização correta do sinal ter sido alcançado, o algoritmo criado não é completamente automático uma vez que o mesmo ainda requer ajustes manuais de três variáveis, ajustes estes a serem efetuados consoante o sinal de fluxo sanguíneo em análise.

5.2 TRABALHO FUTURO

São apresentadas as seguintes sugestões para trabalho futuro:

- Testar o algoritmo criado em mais sinais de fluxo sanguíneo em artéria carótida, para que possa ser criada uma relação entre os sinais e os valores escolhidos para as variáveis de acordo com o tipo de vaso sanguíneo em estudo.
- Testar o algoritmo com sinais de fluxo sanguíneo noutros vasos sanguíneos que não carótida e tentar generalizar a afinação dos valores das variáveis consoante o vaso em estudo.
- Com uma relação conseguida entre os sinais e as variáveis, implementar no algoritmo essa relação, para que a variável se ajuste automaticamente, ficando assim sem a necessidade de serem ajustadas pelo utilizador.
- Alargar o leque de funções de deteção de eventos e implementá-las algoritmicamente para que o algoritmo e a interface gráfica possa abranger diversos vasos sanguíneos, para além do proveniente da artéria carótida.

6 REFERÊNCIAS

- [1] S. Laurent, "Expert consensus document on arterial stiffness," *European Heart Journal*, 2006, pp. 2588-2605.
- [2] G. s. r. o. n. d. 2010, "World Health Organization," Genebra, 2011.
- [3] M. CD e L. D, "Projections of global mortality and burden of disease from 2002 to 2030," 2006.
- [4] L. SS, V. T, F. AD, D. G, S. K e A.-R. H, "A comparative risk assessment of burden of disease and injury attributable to 67 risk factors and risk factor clusters in 21 regions, 1990-2010: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2010," *Lancet*, 2012.
- [5] B. Sigel, A brief history of Doppler ultrasound in the diagnosis of peripheral, *Ultrasound in Med & Biol*.
- [6] B. Zabihian, Spectral Analysis of coronary Bypass Doppler Blood Flow Signals Master thesis.
- [7] C. A. Vinhais, "CAV's Homepage," [Online]. Available: http://cvinhais.homeip.net/phys/Lectures/Lecture10d_Doppler%20Ultrasound.pdf. [Acedido em 8 9 2013].
- [8] "Doppler Obstetricia," 6 9 2013. [Online]. Available: <http://www.dopplerobstetricia.com/>.
- [9] S. G. A. d. Matos, "Melhoramento da estimação do espectrograma de fluxo sanguíneo em artéria carótida," *Faro*, 1999.
- [10] W. N. MacDicken, "Diagnostic Ultrasonics: principles and use of instruments," Longman Group UK Limited, 1991.
- [11] 20 8 2013. [Online]. Available: <http://ulb.upol.cz/tutorial/doppler.pdf>.
- [12] "Danbury Hospital," [Online]. Available: http://www.danburyhospital.org/~media/Files/Patient%20Education/patiented-portuguese/pdf_CardiologyBrazPort/CarotidArteryStenosis_BrazPort.ashx. [Acedido em 6 9 2013].
- [13] "Helena Cardiology," [Online]. Available: <http://www.helenacardiology.com/education/Patient%20Brochures/carotid%20ultrasound.pdf>. [Acedido em 6 9 2013].
- [14] M. M. Maria Gerhard-Herman, M. F. Julius M. Gardin, D. Michael Jaff, M. Emile Mohler, M. Mary Roman e M. F. R. Tasneem Z. Naqvi, "Guidelines for Noninvasive Vascular

Laboratory Testing: A Report from the American Society of Echocardiography and the Society of Vascular Medicine and Biology”.

- [15] M. Hennerici e D. Neuerburg-Heusler, *Vascular Diagnosis with Ultrasound*, Thieme.
- [16] L. R. a. R. RM, “A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram, *IEEE Transactions of Biomedical Engineering*,” 1990, pp. 34:485-486.
- [17] P. j. a. T. WJ., “A real-time QRS detection algorithm,” 1985, pp. 32:230-236,1985.
- [18] J. Rosen e L. Q. Gothard, “*Encyclopedia of Physical Science*,” Infobase Publishing, 2009, p. 155.
- [19] J. C. S. Cardoso, M. M. Graga Ruano e P. J. Fish, “Nonstationarity Broadening Reduction in Pulsed Doppler Spectrum Measurements Using Time-Frequency Estimators,” *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 1996.
- [20] D. H. E. a. W. Norman e Mcdicken, *Doppler Ultrasound Physics, Instrumentation and SignalProcessing*, Wiley, 2000.
- [21] A. Oppenheim e a. R. Schafer, “*Discrete-Time Signal Processing*,” Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989, pp. 713-718.
- [22] L. a. R. S. Rabiner, *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ: 1978.
- [23] R. M. Rangayyan, *Biomedical Signal Analysis*, Wiley-Interscience.