



Dissertação

Mestrado em Gestão de Sistemas de Informação Médica

Caraterização funcional cardíaca por fonocardiografia

Andreia Filipa Dias Espírito Santo

Leiria, *Março* de 2016



Dissertação

Mestrado em Gestão de Sistemas de Informação Médica

Caraterização funcional cardíaca por fonocardiografia

Andreia Filipa Dias Espírito Santo

Dissertação de Mestrado realizada sob a orientação do Doutor Rui Fonseca-Pinto, Professor da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria.

Leiria, *Março* de 2016

Agradecimentos

Ao Professor Doutor Rui Fonseca-Pinto, orientador deste trabalho, pela sua disponibilidade e profissionalismo, pelo rigor científico e por todo o apoio dado.

Ao David, por toda a compreensão e companheirismo, pela força, pelo carinho e pelo amor de sempre.

À minha Mãe e ao meu Pai, por todo o incentivo nas horas difíceis e de maior cansaço. Obrigada por serem sempre tão incansáveis. Ao Gabriel e ao Rodrigo, irmãos e amigos de todas as horas.

Aos amigos, pela nobre amizade, dedicação e afeto.

*“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos não é senão uma gota de água no mar.
Mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota”.*
(Madre Teresa de Calcutá)

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

Resumo

Atualmente o uso da tecnologia como auxílio ao diagnóstico médico faz parte da rotina de atendimento diário na prestação de cuidados de saúde nos hospitais. O recurso à tecnologia na assistência à saúde tem aumentado, e até mesmo nos casos em que uma exame clínica detalhada fornece informações confiáveis o suficiente para o diagnóstico correto, os exames de diagnóstico têm assumido um papel central na prática clínica, o que aumentou, por consequência, os custos em saúde.

A ausculta cardíaca clássica é uma poderosa ferramenta clínica que, apesar de ter algumas limitações, pode ser reforçada com a aquisição, armazenamento e processamento do sinal fonocardiograma (FCG) e com a sua caracterização funcional pelo uso de sons cardíacos e características de forma quantitativa.

Neste trabalho é apresentada a caracterização de FCGs normais através do uso da Transformada de Hilbert-Huang, permitindo a identificação de características quantitativas que possam ser usadas como marcadores na análise da disfunção cardíaca através do FCG. Essa caracterização vai estabelecer marcadores normais de função cardíaca, cuja comparação com sons patológicos, irá contribuir para estabelecer uma avaliação de baixo custo na medicina cardiovascular.

Palavras-chave: Análise tempo-frequência, Transformada de Hilbert-Huang, Fonocardiograma, Extração de características

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

Abstract

Nowadays the use of technology as an aid to medical diagnosis it is part of the routine day-to-day health care provided in hospitals. The use of technology in health assistance has increased, and even in cases where a detailed clinical physical examination can provide enough reliable information to the correct diagnosis, the diagnostic tests have assumed a central role in clinical practice, which has increased health care costs.

Classical cardiac auscultation is a powerful clinical tool that, despite having some limitations, may be enhanced by the acquisition, storage and processing of the phonocardiogram (PCG) signal and their functional characterization by the use of cardiac sounds and its features in a quantitative way.

In this work the normal PCG characterization using the Hilbert-Huang Transform is presented, allowing for the identification of quantitative features in the normal heart physiology. This characterization will establish normal markers of cardiac function, whose, in future works can be applied for the comparison with heart pathological sounds. Globally, this work aims to contribute to the establishment of a low-cost evaluation in cardiovascular medicine.

Key-Words: Time-frequency analysis, Hilbert-Huang Transform, Phonocardiogram, Feature extration

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

Índice de Figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1 - Localização do coração. Fonte: (Malmivuo & Plonsey, 1995). | 3 |
| Figura 2 - Estrutura geral do coração humano. Fonte: (Netter, 2008). | 5 |
| Figura 3 - Focos Auscultatórios. Fonte: (Stefanini, E. Kasinki, N.; et al., 2004). | 7 |
| Figura 4 - Primeiro som cardíaco | 8 |
| Figura 5 - Segundo som cardíaco | 8 |
| Figura 6 - Terceiro som cardíaco | 9 |
| Figura 7 - Quarto som cardíaco | 10 |
| Figura 8 - Exemplo de sinal FCG e detalhe dos ciclos cardíacos (sinal '184_1308073010307_B.wav' disponível em (Bentley, Nordehn, Coimbra, Mannor, & Getz, s.d.)) | 25 |
| Figura 9 - IMFs (2 a 12) de um total de 21 para o FCG representado na Figura 8 | 27 |
| Figura 10 - Sinal correspondente à IMF 6 (IMF selecionada para identificação de S1) | 28 |
| Figura 11 - Gráfico tempo-frequência do FCG representado através do Espetro HHT | 29 |
| Figura 12 - Detecção do som cardíaco S1 no sinal completo | 30 |
| Figura 13 - Comparação dos sinais usados para detecção de S1 na IMF (primeira imagem) que permitiu detetar os S1 no sinal completo (correspondente à segunda imagem) | 31 |
| Figura 14 - Distribuição da duração do ciclo cardíaco no FCG | 32 |
| Figura 15 - Média da segmentação do ciclo cardíaco | 34 |
| Figura 16 - Espetro de Hilbert Huang da matriz da média calculada | 36 |
| Figura 17 - Energia instantânea da matriz da média calculada | 36 |
| Figura 18 - Frequência instantânea da matriz da média calculada | 37 |
| Figura 19 - Registo de FCG com duração de 1 segundo para os FCG analisados neste capítulo (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito) | 40 |

| | |
|--|----|
| Figura 20 - Histogramas relativos à duração do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito) | 41 |
| Figura 21 - Espectro de Hilbert-Huang para o ciclo cardíaco para quatro FCGs. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito) | 44 |
| Figura 22 - Gráficos da frequência instantânea para o representante do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito) | 45 |
| Figura 23 - Energia Instantânea para o representante do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito) | 46 |

Índice de Tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 1 - Identificação dos sinais analisados, segundo a base de dados de onde foram retirados | 39 |
| Tabela 2 - OV e ApEn para os quatro FCGs em análise | 42 |
| Tabela 3 - Marcadores quantitativos em frequência para o representante do ciclo cardíaco | 45 |
| Tabela 4 - Marcadores quantitativos em energia para o representante do ciclo cardíaco | 47 |

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

Lista de Siglas

| | |
|--------|-------------------------------------|
| ECG | Eletrocardiograma |
| ECO | Ecocardiograma |
| FCG | Fonocardiograma |
| S1 | Primeiro Som Cardíaco |
| S2 | Segundo Som Cardíaco |
| FFT | <i>Fast Fourier Transform</i> |
| DWT | <i>Discrete Wavelet Transform</i> |
| MATLAB | <i>Matrix Laboratory</i> |
| HHT | <i>Hilbert-Huang Transform</i> |
| EMD | <i>Empirical Mode Decomposition</i> |
| IMF | <i>Intrinsic Mode Function</i> |
| HSA | <i>Hilbert Spectral Analysis</i> |
| OV | <i>Overall Variation</i> |
| ApEn | <i>Approximate Entropy</i> |
| SampEn | <i>Sample Entropy</i> |
| IE | <i>Instantaneous Energy</i> |
| IF | <i>Instantaneous Frequency</i> |
| BPS | Batimentos por segundo |

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

Índice

| | |
|--|-------------|
| AGRADECIMENTOS | I |
| RESUMO | III |
| ABSTRACT | V |
| ÍNDICE DE FIGURAS | VII |
| ÍNDICE DE TABELAS | IX |
| LISTA DE SIGLAS | XI |
| ÍNDICE | XIII |
| 1 INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1 FISILOGIA DO CORAÇÃO | 2 |
| 1.2 SONS CARDÍACOS E AUSCULTAÇÃO | 6 |
| 1.3 SINAIS FONOCARDIOGRÁFICOS | 10 |
| 1.4 TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG (HHT) | 12 |
| 2 REVISÃO DA LITERATURA | 15 |
| 2.1 ANÁLISE DOS SINAIS SONOROS DO CORAÇÃO HUMANO | 16 |
| 2.2 FONOCARDIOGRAMA | 18 |
| 2.3 ANÁLISE DE SINAIS FONOCARDIOGRÁFICOS | 19 |
| 3 TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG E CARATERIZAÇÃO DO FCG | 23 |
| 3.1 HHT EM SINAIS DE FCG | 24 |
| 3.2 EXTRAÇÃO DE CARATERÍSTICAS NUM FCG NORMAL | 29 |
| 4 DISCUSSÃO DE RESULTADOS | 39 |
| 4.1 ANÁLISE DE PARÂMETROS NO DOMÍNIO DO TEMPO | 39 |
| 4.2 ANÁLISE DE PARÂMETROS NO DOMÍNIO TEMPO-FREQUÊNCIA | 43 |
| 5 CONCLUSÃO | 49 |
| BIBLIOGRAFIA | 51 |
| APÊNDICES | 55 |
| APÊNDICE 1 - COMPILAÇÃO DOS MARCADORES QUANTITATIVOS DOS SINAIS ANALISADOS | 56 |
| APÊNDICE 2 - ARTIGO PUBLICADO NO ÂMBITO DA DISSERTAÇÃO | 57 |

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

1 Introdução

Com o rápido avanço da Medicina e dos métodos de diagnóstico disponíveis, prevê-se que o diagnóstico de doenças seja cada vez mais rápido e eficiente. Para que seja possível acompanhar este volátil processo, é necessário concentrar energias no desenvolvimento de métodos não-invasivos e de baixo custo, que apresentem níveis de sensibilidade e especificidade compatíveis com o seu uso em diagnóstico. Para o caso das doenças cardíacas, que não são exceção, e que são uma das principais causas de morte em todo o mundo, já existem disponíveis metodologias de diagnóstico através do uso da auscultação cardíaca por meio de estetoscópios eletrônicos. De acordo com a evidência, o seu uso parece ser a melhor solução para a identificação de sons e extra-sons cardíacos, e o processamento do sinal digital encarado como uma ferramenta com elevado potencial em termos de diagnóstico por FCG.

A auscultação cardíaca clássica, se realizada de acordo com as boas práticas e com as condições acústicas exigidas, é uma técnica que pode apresentar elevados níveis de sensibilidade e de especificidade, com boa relação de custo-benefício e é uma técnica de diagnóstico confortável para várias doenças cardiovasculares. Infelizmente, observa-se que a arte de auscultação é dominada por um cada vez menor número de profissionais da área médica. Um outro problema da auscultação prende-se com a limitada capacidade de discriminação de sons pelo ouvido humano (em particular os de baixa frequência). Neste contexto, o auxílio da tecnologia tem vindo a desempenhar um papel central no desenvolvimento das potencialidades do FCG, que o poderá colocar como elemento diferenciador na forma de se realizar diagnóstico em Cardiologia.

Devido ao crescente avanço tecnológico, nas últimas décadas foi possível perceber que o diagnóstico de doenças cardiovasculares se tem tornado mais preciso. Essa precisão conseguida através dos exames cardiovasculares, sejam eles eletrocardiogramas (ECGs) ou ecocardiogramas (ECOs), despoleta uma progressiva desvalorização da técnica mais habitual de diagnóstico, associada a um aumento económico decorrente da utilização desmedida de métodos de diagnóstico sofisticados que, em algumas situações, poderiam ser evitados.

Nos últimos anos foi notória a utilidade do Fonocardiograma (FCG) como uma técnica rápida e de baixo custo e que ajuda no diagnóstico das patologias do coração (Abreu, Azevedo, Almeida, & Júnior, 2005).

Um FCG é um registo gráfico dos sons que o coração produz durante o seu funcionamento. O som é classicamente obtido usando um estetoscópio, ou mais recentemente através de um fonocardiógrafo, permitindo guardar o som em formato digital, para posterior análise.

Para que seja tirado total proveito desta técnica, os avanços e o desenvolvimento da telemedicina podem ser muito úteis, pois permitem a transmissão do sinal do FCG para que este seja analisado e processado remotamente. A auscultação cardíaca constitui uma etapa fundamental do exame objetivo nas doenças cardíacas e cardiovasculares, no entanto a interpretação dos sons é uma tarefa que nem sempre é objetiva.

Como forma de ultrapassar as limitações associadas a esta técnica, nos últimos anos tem sido possível juntar o conhecimento Médico ao contributo da Engenharia por meio da aquisição e posterior processamento do sinal, com vista à análise clínica do mesmo. O uso de transformadas clássicas (derivadas da Transformada de Fourier) e mais recentemente as técnicas de análise tempo-frequência de que são exemplo a Transformada de Wavelet (WT) e também a Transformada de Hilbert-Huang (HHT), tem contribuído para novamente aproximar o FCG da prática clínica.

Em resposta às principais necessidades e dificuldades referidas, o principal objetivo deste trabalho traduz-se no uso de transformadas tempo-frequência (em particular a HHT) na análise dos sinais de FCG, bem como a caracterização funcional da atividade cardíaca usando estas mesmas ferramentas.

1.1 Fisiologia do coração

A maioria das doenças cardiovasculares é crónica e evolutiva, e têm longos períodos de ausência de sintomas seguidos de períodos com queixas, tais como precordialgia, dispneia, palpitações ou síncope. A fase assintomática constitui uma oportunidade importante para o estabelecimento de múltiplas intervenções que atrasem a evolução da doença.

Para que seja perceptível toda a informação associada ao coração e às doenças a ele relacionadas importa perceber como este é constituído (a sua anatomia) e a sua forma de funcionamento (a sua fisiologia).

O coração é um órgão oco de paredes musculosas, situado no centro do tórax, entre os dois pulmões e por trás do osso esterno, num espaço denominado mediastino (Figura 1).

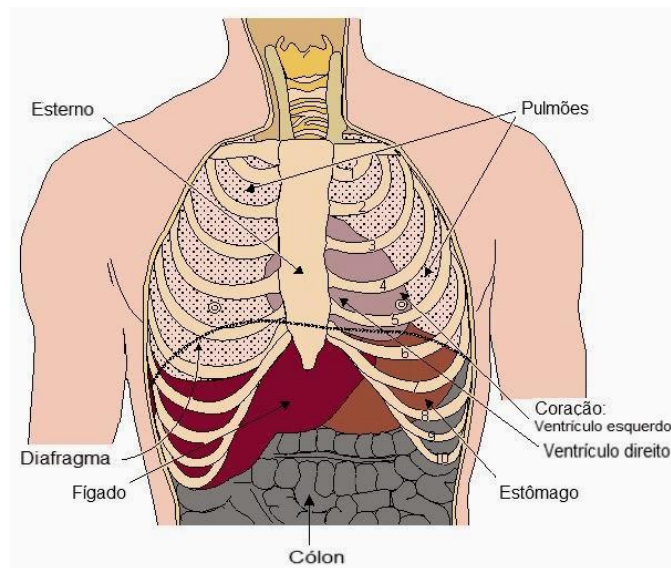


Figura 1 - Localização do coração. Fonte: (Malmivuo & Plonsey, 1995).

Tem a forma de um cone irregular e encontra-se numa posição oblíqua. A base está direcionada para cima e para a direita, enquanto o vértice aponta para baixo e para a esquerda. A parte inferior está apoiada sobre o músculo que separa a cavidade torácica da cavidade abdominal, denominado diafragma.

Em média o coração dos homens tem cerca de 280g de massa e cerca de 230g nas mulheres, mas estes valores podem variar em função de diversos fatores. Apesar do tamanho do coração corresponder aproximadamente ao da mão fechada da própria pessoa, este pode variar segundo a idade, o sexo, as características físicas e até os hábitos de vida de cada um, sendo um pouco maior nos homens, especialmente nos que têm uma constituição física mais robusta e nos que praticam desporto, e mais pequeno nas mulheres, em particular nas que apresentam uma constituição mais débil e nas que levam uma vida mais sedentária.

No interior do coração existem dois septos de tecido muscular e membranoso, um vertical e um horizontal, os quais determinam quatro compartimentos cardíacos diferentes. O septo vertical atravessa o coração desde a sua base até ao apex e divide-o em duas metades, a direita e a esquerda, normalmente incomunicáveis entre si. O septo horizontal, por seu lado, separa as duas cavidades superiores, denominadas aurículas, dos compartimentos inferiores, designados ventrículos, mas apresenta orifícios que permitem a comunicação das aurículas com o ventrículo do seu lado.

As duas aurículas ocupam apenas uma pequena porção do coração e estão situadas na parte superior do órgão. Estão separadas entre si pelo septo vertical, designado de septo interauricular, e dos respetivos ventrículos pelo septo horizontal, denominado septo auriculoventricular. A sua missão é hospedar o sangue que lhes chega através das veias, desde os pulmões e restante organismo, para imediatamente impulsioná-lo para os respetivos ventrículos.

A aurícula direita apresenta dois orifícios por onde entram a veia cava superior e a veia cava inferior, que conduzem o sangue pobre em oxigénio, proveniente de todo o organismo, para o coração. A parte inferior comunica com o ventrículo direito através de um orifício composto por uma válvula que apenas deixa passar o sangue em direção ao ventrículo.

A aurícula esquerda apresenta quatro pequenos orifícios, por onde entram as quatro veias pulmonares que trazem para o coração o sangue já oxigenado nos pulmões. A parte inferior comunica com o ventrículo esquerdo através de um orifício igualmente composto por uma válvula unidirecional.

Os dois ventrículos constituem grande parte do coração e estão situados na parte inferior do órgão, separados entre si pelo septo vertical, que aqui se designa septo interventricular. A sua missão é receber o sangue das respetivas aurículas, de modo a impulsioná-lo imediatamente para as artérias que o levarão até aos pulmões e a todo o organismo. Cada um dos ventrículos está separado da aurícula do seu lado pelo septo horizontal, comunicando entre si pela correspondente válvula.

O ventrículo direito apresenta um orifício de saída que comunica com a artéria pulmonar, a qual pouco depois de abandonar o coração se divide em duas ramificações, encarregues de

transportar o sangue pobre em oxigênio até aos dois pulmões para que se abasteça deste precioso gás.

O ventrículo esquerdo, o maior e com paredes mais musculosas, apresenta um orifício de saída que comunica com a artéria aorta, na qual entra o sangue previamente oxigenado nos pulmões para, então, ser levado a todo o organismo (Figura 2).

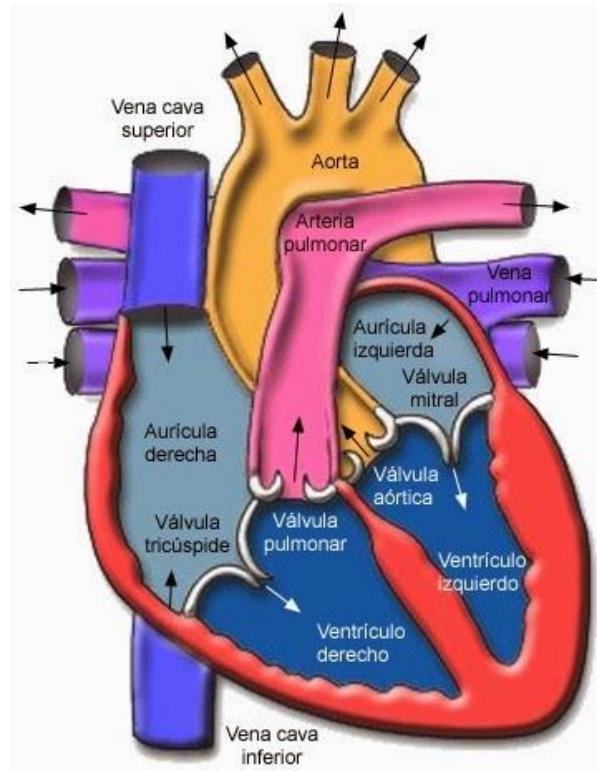


Figura 2 - Estrutura geral do coração humano. Fonte: (Netter, 2008).

Ao contrário do resto dos músculos estriados do corpo, pertencentes ao aparelho locomotor, a atividade do tecido miocárdico não é controlada pela vontade, pois os estímulos elétricos responsáveis pelo funcionamento do músculo cardíaco geram-se espontânea e ritmicamente em algumas das suas próprias fibras, propagando-se aos restantes de maneira a garantir a contração e a dilatação sequencial dos diferentes compartimentos. O sistema nervoso, embora possa acelerar ou reduzir a atividade cardíaca, devido à sua influência, não pode desencadeá-la, pois o coração é um órgão funcionalmente autônomo.

As sucessivas dilatações e contrações das diversas câmaras cardíacas determinam a passagem do sangue de cada aurícula para o ventrículo do seu lado e deste para a artéria correspondente. Este ciclo repete-se incessantemente ao longo de toda a vida e sempre com o mesmo ritmo sincrónico de dilatações e contrações dos diferentes compartimentos cardíacos. A fase de dilatação, quando o coração se enche de sangue, denomina-se diástole; por sua vez, a fase de contração, quando o coração expulsa o seu conteúdo, designa-se sístole. Considera-se que um ciclo cardíaco começa no final de uma contração e termina no final da seguinte, abrangendo uma diástole e uma sístole.

Na diástole, as aurículas relaxam-se e recebem o sangue proveniente das veias, enchendo-se progressivamente. As válvulas auriculoventriculares abrem-se e deixam passar o sangue de cada aurícula para o ventrículo correspondente. Por fim, as aurículas, que se vão esvaziando à medida que os ventrículos se enchem, contraem-se com força, o que se denomina sístole auricular, impulsionando o resto do seu conteúdo para os ventrículos.

Na sístole, após os ventrículos se encherem, as válvulas auriculoventriculares fecham-se, impedindo o refluxo de sangue até às aurículas. As paredes dos ventrículos distendem-se, o que aumenta a pressão no seu interior - a força é tal que o sangue acaba por forçar a abertura das válvulas arteriais. Então, as paredes ventriculares contraem-se e impulsionam o sangue para as artérias da seguinte forma: do ventrículo direito para a artéria pulmonar e do ventrículo esquerdo para a aorta.

1.2 Sons cardíacos e auscultação

Classicamente estão definidos 4 focos de auscultação cardíaca (Foco Aórtico, Pulmonar, Tricúspide e Mítral) que estão associados a fenómenos produzidos com mais intensidade por cada uma das válvulas cardíacas. Na realidade, as válvulas cardíacas não estão exatamente debaixo destes focos mas é de facto nestes pontos que os fenómenos estetoacústicos produzidos por estas válvulas são ouvidos com maior intensidade.

O Foco Aórtico localiza-se no segundo espaço intercostal direito, junto ao esterno, ao nível da aorta ascendente. O Foco Pulmonar situa-se no segundo espaço intercostal esquerdo, junto ao esterno, ao nível do tronco pulmonar. Os Focos Aórtico e Pulmonar também se

designam por Focos da Base. O Foco Tricúspide localiza-se na extremidade inferior do bordo esquerdo do esterno, ao nível do ventrículo direito. O Foco Mitral, por sua vez, situa-se na área apical que corresponde à projeção parietal da porção mais superficial do ventrículo esquerdo (Figura 3).

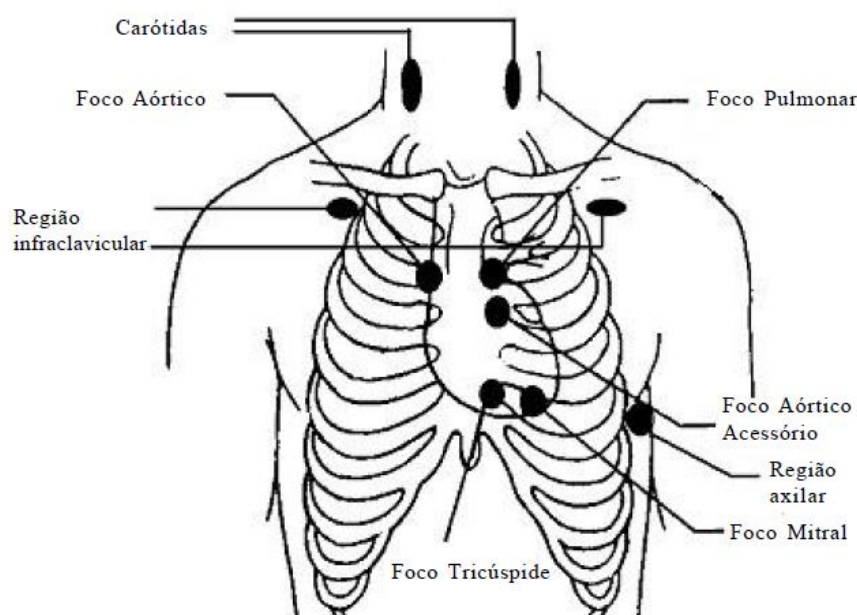


Figura 3 - Focos Auscultatórios. Fonte: (Stefanini, E. Kasinki, N.; et al., 2004).

Os fenómenos acústicos detetados pela auscultação são, basicamente, os sons e os extrasons produzidos no interior do coração e dos vasos, e os atritos de origem pericárdica. Os fenómenos de alta frequência, tais como o 1º e o 2º sons cardíacos, os sons de ejeção sistólica, os cliques meso-sistólicos, e o sopro protodiastólico da insuficiência aórtica, são melhor audíveis com a membrana do estetoscópio aplicada com firmeza. Em contraste, os fenómenos acústicos de baixa frequência, ou seja, mais graves, tais como o 3º e o 4º sons cardíacos e o rodado diastólico da Estenose Mitral, auscultam-se melhor com a campânula do estetoscópio aplicada ao de leve.

O exame físico pode dar importantes indicadores para o diagnóstico da doença, através da análise dos sons cardíacos.

O primeiro som cardíaco (S1) (Figura 4) é um som de alta frequência com origem nas vibrações do sistema cardio-hemático durante a oclusão das válvulas aurículo-ventriculares

(AV). Tem dois componentes, sendo eles o ruído mitral, que se caracteriza por ser precoce e mais intenso (pressões elevadas nas cavidades cardíacas esquerdas), audível em toda a região precordial, e o ruído tricúspide, mais suave (pressões mais baixas nas cavidades cardíacas direitas), audível à esquerda do bordo do esterno.

Localiza-se no início da Fase de Contração Isovolumétrica (início da sístole), sendo audível em todos os focos auscultatórios. A sua intensidade é influenciada por vários fatores, nomeadamente, pelas condições de transmissão através da parede torácica, pela posição das válvulas AV no início da sístole, pela estrutura das válvulas AV e pela Contratilidade Ventricular (Michael, 1999).

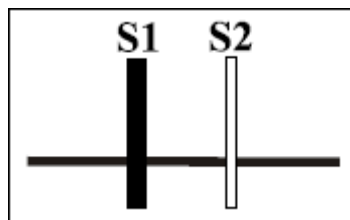


Figura 4 - Primeiro som cardíaco

O segundo som cardíaco (S2) (Figura 5) é um som de alta frequência constituído por uma componente aórtica (A2) e uma componente pulmonar (P2). Ambas as componentes estão relacionadas com o encerramento das válvulas respetivas. O S2 localiza-se, assim, na incisura dos traçados de pressão da aorta ascendente e do tronco pulmonar (fim da sístole) (Michael, 1999).

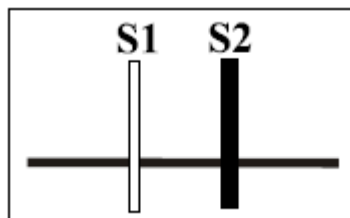


Figura 5 - Segundo som cardíaco

O terceiro som cardíaco (S3) (Figura 6) é um som de baixa frequência (tom abafado e grave), tem fraca irradiação e surge no final da Fase de Enchimento Rápido - Protodiastólico (mais tardio que o ruído de abertura).

Deve-se a uma limitação intrínseca súbita da expansão longitudinal do ventrículo no início do enchimento. Pode ter origem no ventrículo direito, quando tem intensidade máxima no Foco Tricúspide e acentua-se com a inspiração e em posição supina. Pode também ter origem no ventrículo esquerdo, quando tem uma intensidade máxima no Foco Mitral e se acentua com o doente em decúbito lateral esquerdo.

É caracterizado como fisiológico quando surge no foco mitral em crianças e adultos jovens (até aos 40 anos de idade). Quando surge em circunstâncias patológicas designa-se Galope Protodiastólico ou Galope Ventricular (Michael, 1999).

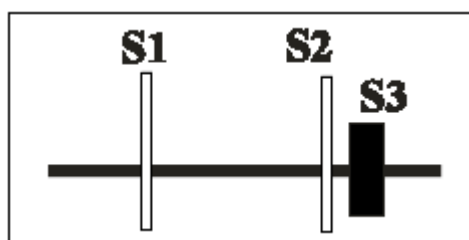


Figura 6 - Terceiro som cardíaco

O Quarto Som Cardíaco (S4) (Figura 7 **Erro! A origem da referência não foi encontrada.**) é um som de baixa frequência, com fraca irradiação, que surge na Fase de Contração Auricular (Telediástole). Deve-se ao impacto do ventrículo contra a parede torácica causado pelo enchimento e consequente desaceleração do sangue causada pelo aumento da rigidez ventricular. Pode ter origem no ventrículo direito, quando tem intensidade máxima no Foco Tricúspide e se acentua com a inspiração, ou no ventrículo esquerdo, quando tem intensidade máxima no Foco Mitral e se acentua com o doente em decúbito lateral esquerdo. O S4 raramente é fisiológico e também pode ser designado por Galope Telediastólico ou Galope Auricular. Pode surgir num contexto de doença cardíaca isquémica (por exemplo, angina de peito) ou de diminuição da complacência ventricular (por exemplo, diminuição da complacência ventricular esquerda por Hipertensão Arterial Sistémica) (Michael, 1999).

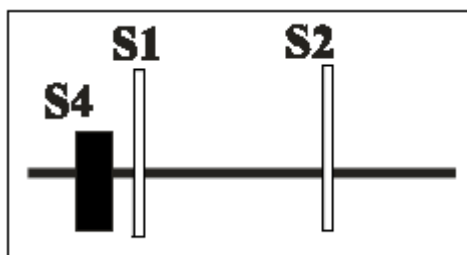


Figura 7 - Quarto som cardíaco

Além do primeiro e do segundo som, alguns sons adicionais podem ser auscultados durante o ciclo cardíaco, tanto em condições fisiológicas como em decorrência de cardiopatias diversas. Estão incluídos aqui, além do terceiro e quarto som cardíaco, os sopros, os ruídos de ejeção e os *clicks*, bem como os sons de próteses valvulares e *pacemakers* cardíacos (Michael, 1999).

É fundamental reforçar aqui a importância da pesquisa sistematizada e rigorosa, da presença, ou não, de cada um desses sons. O sucesso na sua identificação depende, ainda, da utilização adequada das propriedades do estetoscópio em função das características sonoras de cada um desses sons.

1.3 Sinais Fonocardiográficos

A fisiologia dos sistemas é caracterizada por sons típicos, que se devem principalmente à aceleração dos órgãos ou dos fluídos, sons de fricção e turbulência no fluxo dos fluídos ou gases (Geddes, 2005). Essencialmente são o tempo de ocorrência, morfologia e classe de frequência que são detetados por médicos treinados e utilizados como sinais para identificar o funcionamento e as doenças.

De acordo com o que foi anteriormente apresentado, o funcionamento normal do coração é cíclico e acompanhado por sons cardíacos típicos, conhecidos como S1 e S2. O tempo entre S1 e S2 é definido como sístole e o tempo entre S2 e S1 é conhecido como diástole. No tempo de ocorrência de S2, existem duas inscrições fisiológicas no final da diástole correspondentes ao fecho das válvulas aórtica e pulmonar com um atraso entre elas. Além

de S1 e S2 existem outros sons devidos ao funcionamento cardíaco em algumas doenças ou alterações funcionais. Os extra-sons (S3 e S4) e os sopros também podem ser identificados e utilizados como marcadores em algumas condições específicas ou disfunções cardíacas.

A utilização de estetoscópios digitais, permitindo o armazenamento e processamento adequado do sinal, abre uma nova janela para o diagnóstico médico assistido por ferramentas de engenharia. O FCG é um registo fisiológico do som do coração obtido em focos específicos do tórax (*precordium*), através do uso de um estetoscópio digital.

Durante as últimas décadas, a evolução da tecnologia e a sua introdução na prática clínica, levaram a novas técnicas de análise de sinal que acabaram por ir substituindo a auscultação cardíaca clássica. Começaram a ser mais valorizadas as técnicas modernas de imagiologia para diagnóstico cardiovascular, embora a auscultação cardíaca ainda seja amplamente utilizada como uma técnica de triagem.

Constatou-se nos últimos anos a utilidade do FCG como uma técnica rápida e de baixo custo, que ajuda no diagnóstico das patologias do coração. O desenvolvimento da telemedicina pode ser muito útil para a o diagnóstico através de auscultação dos sons cardíacos, uma vez que os mesmos podem ser adquiridos e transmitidos remotamente para que sejam analisados e processados por clínicos. (Alajarín & Merino). Esta particularidade é de especial relevância no contexto dos países subdesenvolvidos ou nos casos onde o acesso a cuidados de saúde é limitado.

Em 2013, como forma de compreender a relação entre as variáveis fisiológicas e demográficas, (Ferreira, et al., 2013) realizaram um estudo com o objetivo de identificar variáveis que pudessem ser um indicativo de normalidade ou patologia e usar esta informação para construir classificadores que, automaticamente, distinguissem entre casos cardíacos normais e patológicos. Estes classificadores, e uma maior compreensão das relações entre variáveis fisiológicas e demográficas, podem ajudar no processo de tomada de decisão, evitando que pacientes patológicos não sejam identificados quando estão a ser consultados por um profissional menos experiente. Isso permitiria detetar e iniciar os tratamentos mais cedo, melhorando o resultado do paciente e reduzindo custos. Tendo em consideração que alguns estudos relatam uma alta taxa de erro de deteção de sopros suaves, quando avaliados por um clínico menos experiente, esta pode apresentar uma motivação para a introdução de processamento de sinal digital do som cardíaco para

extração de características, para ajudar os clínicos menos experientes na detecção de tais atributos (Ferreira, et al., 2013).

1.4 Transformada de Hilbert-Huang (HHT)

O desenvolvimento da HHT é motivado pela necessidade de descrever em detalhe os sinais não lineares e não estacionários.

A HHT é uma técnica tempo-frequência de processamento de sinal que se divide em duas partes. A primeira (*Empirical Mode Decomposition* - EMD) permite obter um conjunto de funções base de forma adaptativa, e a segunda (*Hilbert Spectral Analysis* - HSA) possibilita a obtenção de uma representação no domínio tempo-frequência através do cálculo da transformada de Hilbert de cada uma das funções obtidas na primeira parte por EMD. Dadas as potencialidades do processo de decomposição EMD, este é por vezes usado de forma autónoma não se recorrendo em tais casos à análise espectral. Apesar de ser uma técnica para a qual ainda não existe uma formulação analítica, tem vindo a ser aplicada com sucesso em muitas áreas do conhecimento, apresentando resultados que são bastante significativos (Fonseca-Pinto, 2009).

De forma a caracterizar a HHT é definida uma classe de funções para as quais é possível obter a transformada de Hilbert, permitindo desta forma obter a frequência instantânea. É definido o algoritmo que produz tais funções e caracteriza-se o espectro de Hilbert-Huang que permite a análise tempo-frequência por HHT (Fonseca-Pinto, 2009).

A decomposição EMD de um dado sinal s é definida por um conjunto de passos de um algoritmo, seguindo a seguinte lógica:

1. Identificar todos os extremos do sinal s ;
2. Interpolar entre mínimos e obter envelope superior (e_{min});
3. Interpolar entre máximos e obter envelope inferior (e_{max});
4. Obter o envelope médio (me);

5. Extrair o detalhe subtraindo a média ao sinal ($s-me$);

6. Iterar no resíduo (r).

O processo acima descrito tem de ser refinado por um processo de *sifting* (Huang, et al., 1998) através da iteração dos passos 1 a 5 identificados acima e recebendo o sinal de detalhe ($s-me$). Esta operação de *sifting* é repetida até ser encontrado sinal de média zero. Depois disso, o passo 6 é executado. No final, um conjunto de IMFs e um resíduo são alcançados e o sinal original pode ser recuperado usando (1)

$$s(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i(t) + r(t), \quad (1)$$

onde N é o numero de IMFs e r é o resíduo.

Para obter o espectro de Hilbert, a transformada de Hilbert é aplicada ao conjunto de IMFs obtidas anteriormente pela decomposição EMD, de forma a obter um sinal analítico, tal como apresentado em (2)

$$z(t) = s(t) + iH(s(t)) = A(t) e^{i\varphi(t)}, \quad (2)$$

onde H é a Transformada de Hilbert. A frequência instantânea ω é definida pela variação na fase (4), e a fase é definida em (3) por

$$\varphi(t) = \arctan\left(\frac{H(s(t))}{s(t)}\right); \quad (3)$$

$$\omega(t) = \frac{d(\varphi(t))}{dt}. \quad (4)$$

O espectro de Hilbert de um sinal é definido usando a tríade

$$\left(t, \frac{d(IMF_i)}{dt}, IMF_i^2\right). \quad (5)$$

A informação global de tempo-frequência e de energia é depois apresentada num gráfico 2D ou 3D, conhecido por Espectro de Hilbert (Espírito Santo & Fonseca-Pinto, 2015).

2 Revisão da literatura

Existem indícios que indicam que os primeiros sons cardíacos começaram a ser observados e descritos no Egito, mas não há uma documentação formal em relação a esta incerteza. A primeira documentação formal surge com William Harvey (1587-1657). Apesar de Harvey relacionar os sons com o ciclo cardíaco, este não faz uma descrição etiológica dos ruídos (Pessoa, Pinese, & Barros, 2007).

Nos finais do século XVII, foi preconizada a Auscultação Direta que, desde logo, se revelou pouco útil e, sobretudo, inaceitável pelas doentes. O problema da auscultação direta é que, além de ser muito inconveniente para o doente, também o era para o médico - a auscultação direta consiste em encostar o pavilhão auricular ao peito e às costas do doente (Pessoa, Pinese, & Barros, 2007).

Em 1816, René Laennec inventa o Estetoscópio. Para esta descoberta, que ocorreu parcialmente por acaso quando observava crianças a transmitir sons através de tubos de madeira, contribuiu também o longo interesse de Laennec pelo estudo do coração através do ouvido, faltando-lhe apenas o instrumento para interpor entre ele e o doente. O primeiro Estetoscópio consistiu num cilindro de madeira de 33cm de comprimento, com um canal de 7mm de diâmetro cheio de ar que transmitia o som. Tratava-se de um Estetoscópio rígido e monoauricular (Abreu, Azevedo, Almeida, & Júnior, 2005). Este aparelho conseguiu através do método simples, simultaneamente cumprir a função de afastar o doente do médico, mas também amplificar os sons cardíacos.

Em 1852, o médico americano George Camman inventa o Estetoscópio biauricular (Abreu, Azevedo, Almeida, & Júnior, 2005).

O Século de Ouro da Auscultação Cardíaca (Séc. XIX) iniciou-se com Laennec e terminou com Sir James Mackenzie (1908). Foi a época de Bouillaud, Hope, Flint, Duroziez e Potain, apenas cinco dos muitos possíveis de enumerar. Praticamente toda a fenomenologia dos sons cardiovasculares foi descrita neste período (Abreu, Azevedo, Almeida, & Júnior, 2005).

O aparecimento da Fonocardiografia, da Ecocardiografia, da Angiografia, da Ressonância

Magnética e dos Estudos com Radioisótopos contribuiu para uma relativa negligência da Auscultação Cardíaca. No entanto, este progresso exponencial da Medicina acompanha-se por um aumento das despesas na área da Saúde. Uma vez que os recursos humanos e económicos são limitados, a excelência do Ato Médico passa, cada vez mais, pela escolha adequada dos Exames complementares de diagnóstico tendo em conta a sua razão custo / eficácia. Assim, a Auscultação Cardíaca reveste-se atualmente de uma enorme importância na avaliação inicial do doente e no seu *follow up*, uma vez que se trata de um gesto simples, rápido e muito informativo.

2.1 Análise dos sinais sonoros do coração humano

Para a realização desta dissertação foram realizadas algumas pesquisas de artigos que tratam da interpretação e análise dos sinais sonoros do coração. Seguem-se a seguir algumas das principais referências encontradas nesta área.

Em (Karmakar, 2012) foi utilizada a transformada Wavelet para caracterização do sinal FCG num sistema de autenticação biométrica. Através de uma base de dados de 10 voluntários, entre as faixas etárias de 20 a 40 anos, concluiu-se que é possível usar o FCG como reconhecimento de indivíduos nos sistemas biométricos modernos com alto índice de segurança contra falsificações.

É descrito em (Singh & Singh, 2011) como utilizar o FCG para identificação biométrica, onde demonstra a dificuldade de falsificação, comparando com os métodos de identificação tradicionais, como as impressões digitais, íris, entre outros.

Em (Yuenyong, Nishihara, Kongprawechnon, & Tungpimolrut, 2011) é proposta a análise do sinal sonoro do som do coração sem segmentação. Na análise de sinais sonoros um dos passos utilizados é a segmentação do sinal, visando separar em intervalos de interesse. No entanto, devido à complexidade dos sinais gerados por certas patologias, nesta segmentação podem ocorrer falhas.

Fatemian (Fatemian, 2009) realizou uma pesquisa sobre a união de dois métodos cardíacos, o Eletrocardiograma (ECG) e o FCG como mecanismos de identificação de indivíduos humanos em aplicações biométricas.

Debbal e Bereksi-Reguig (Debbal & Bereksi-Reguig, Pathological recognition of difference between phonocardiogram signals of similarly morphology using the wavelet transform, 2008) propuseram uma métrica baseada no desvio padrão dos coeficientes de detalhes para classificar os sinais em normais e anormais envolvendo, sinais com sopros normais e sinais com coartação da aorta. Nesta proposta foi analisado apenas um ciclo cardíaco de cada sinal.

Em Syed et al. (Syed, et al., 2007) é descrito um sistema de classificação de sons produzidos pelo coração utilizando sinais eletrocardiográficos (ECG) para auxiliar na segmentação do sinal sonoro do coração e determinar os períodos de sístole e diástole. Foram utilizados algoritmos de agrupamentos para classificar os sinais sonoros.

Taplidou et al. (Taplidou & Hadjileontiadis, 2006) mostraram que pela transformada Wavelet conseguem extrair e analisar características não lineares dos sons do coração. Através de uma base de dados de sons de coração composta de patologias cardiovasculares, conseguiram estruturar o domínio em tempo-frequência para quantificar a evolução dos sons e sopros cardíacos.

Debbal (Debbal & Bereksi-Reguig, Analysis and study of the variation of splitting in the second heartbeat sound of wavelet transform, 2006) propôs um método de classificação baseado nos espaçamentos dos picos A2 e P2 do sinal S2. A classificação proposta neste artigo obteve um caso normal e três patologias denominadas por estenose pulmonar, defeito do septo auricular e estenose mitral.

Martínez et al. (Martínez-Cabeza de Vaca Alajarín, 2006) desenvolveram uma tese sobre um sistema completo de ajuda ao telediagnóstico de doenças cardiovasculares baseado em sons cardíacos. Usaram no trabalho o processamento do sinal FCG, para estabelecer o melhor tipo de registro digital, para armazenar e transmitir de forma remota. Na análise foi utilizando o *software* MATLAB e a Transformada *Wavelet*.

Em Reed et al. (Reed, Reed, & Fritzon, 2006) é mencionado a importância do espaçamento existente entre picos do segundo sinal sonoro do coração (S2), referente ao

fecho das válvulas aórtica e pulmonar, sendo denominada de A2 e P2. Estes afirmaram ainda que a existência de espaçamento entre estes dois picos pode ser um indicativo de existência de patologia.

2.2 Fonocardiograma

O FCG é um registo gráfico dos sons e extra-sons que o coração produz no seu funcionamento. Através do FCG, o clínico poderá detetar possíveis patologias no próprio consultório, sem que o paciente tenha outros custos com exames e deslocações (ECG e ECO).

Em 2002, Marcos Antonio Ricardo dos Santos (Santos & Souza, 2002), desenvolveu um método heurístico, baseado na Transformada *Wavelet*, para a deteção automática de S1 e S2 em sinais de FCG. A descrição do princípio de funcionamento do método, assim como a apresentação dos resultados obtidos através da análise de 828 ciclos cardíacos, de 21 registos FCG de indivíduos normais e doentes, gravados no INC (Instituto Nacional de Cardiologia), localizado na Cidade do Rio de Janeiro, apresentaram uma taxa de erro de marcação da temporização de apenas 2,8%, comprovando a eficiência do método desenvolvido.

Em 2005, Denise Abreu et al. (Abreu, Azevedo, Almeida, & Júnior, 2005), publicaram um artigo que tinha como objetivo a implementação de um Fonocardiograma Computadorizado, o qual iria auxiliar os clínicos em futuros diagnósticos de patologias decorrentes do coração com medições nos seus próprios consultórios, através de amostras gráficas de sinais sonoros emitidos pelo coração de um determinado paciente num ecrã de computador (utilizando o software *Cool Edit*). O Fonocardiograma conseguiu detetar os sons produzidos pelos batimentos do coração, 1^a e 2^a sons, mas não conseguiu detetar os sopros, o 3^a e o 4^a sons, devido a vários fatores.

2.3 Análise de Sinais Fonocardiográficos

Como já referido anteriormente, no estudo das características físicas dos sons cardíacos através da audição humana, o ouvido tem características limitadoras para a auscultação cardíaca. As características do sinal de FCG e outros atributos, tais como a localização dos sons do coração S1 e S2, o número de componentes para cada som, a sua frequência, os intervalos de tempo entre estes dois sons, podem ser medidos com mais precisão através de técnicas digitais de processamento de sinais. Em 2006, foi usada a FFT (*Fast Fourier Transform*) como base de compreensão da frequência dos sons do coração. Através desta transformada, foi realizado um estudo de análise tanto dos sons normais, como também dos sons patológicos do coração. Neste estudo foi mostrado que o conteúdo central em frequência de um sinal FCG pode ser facilmente obtido através da técnica de FFT. Esta informação pode ser usada para ajudar os clínicos a obter medidas qualitativas e quantitativas de características de frequência dos sinais de FCG. Foram usados sinais normais e patológicos para fornecer uma ideia geral da avaliação. (Debbal & Bereksi-Reguig, 2006)

Em 2008, foi usada a Transformada Discreta de Wavelet (DWT) para encontrar um método eficiente de diagnóstico de doenças cardíacas a partir de sons do coração. Através desta transformada, o sinal de FCG foi decomposto em sete etapas, e para cada sinal foi calculado o desvio padrão da média dos coeficientes detalhados em cada fase, e foi demonstrado através da representação gráfica deste desvio padrão, as inclinações da curva para cada caso. Os resultados permitiram determinar um sinal de FCG anormal através do uso da técnica de variação média do desvio padrão em cada nível de decomposição. Estes resultados podem ainda fornecer mais características do sinal FCG que podem ajudar os clínicos a obter medições qualitativas e quantitativas de características tempo-frequência que, conseqüentemente, podem ajudar no diagnóstico. (Debbal & Bereksi-Reguig, 2008)

Em 2013, foi explorado um algoritmo através do qual foi descoberta que a energia *Teager* fornece informações confiáveis sobre as qualidades de ambos os sons do coração e, como tal, é um trunfo útil na segmentação dos sons cardíacos, mostrando igualmente ser uma abordagem bastante promissora. (Ramos, Carvalho, & Coimbra, 2013).

Ainda em 2013 foi realizado um estudo que propunha um algoritmo de segmentação para extrair do som do coração os componentes S1 e S2, com base em características de tempo e frequência. Este algoritmo tirou proveito do conhecimento dos tempos do ciclo cardíaco (sístole e diástole) e das características espectrais de cada componente, através da análise de Wavelet. Esta metodologia teve uma taxa de deteção dos sons cardíacos de 92,1%. (Castro, Vinhoza, Mattos, & Coimbra, 2013)

Foi também proposto em 2013 um método de classificação de sinais sonoros normais e com sopros, cujo algoritmo pode ser facilmente implementado em estetoscópios digitais, e, por conseguinte, evitar o uso desnecessário do ECG. (Singh & Cheema, 2013)

Em 2014, foram usadas gravações de estetoscópios digitais de crianças submetidas a cateterismo da artéria pulmonar, para determinar se a análise no domínio do tempo da intensidade do som cardíaco poderia ajudar no diagnóstico de hipertensão da artéria pulmonar. Foram identificadas características dos sons do coração no domínio da frequência em crianças com e sem doença vascular de hipertensão pulmonar. Os resultados obtidos demonstraram-se de valor para o desenvolvimento de um dispositivo acústico para diagnosticar a doença referida com mais precisão do que auscultação convencional. (Elgendi M, Bobhate P, Jain S, Guo L, Kumar S, Rutledge J, Coe Y, Zemp R, Schuurmans D, Adatia I., 2014)

Com o objetivo de descobrir se as séries temporais do FCG e do ECG são geradas por um sistema determinista e não através de um processo estocástico aleatório, foi realizado em 2015 um estudo que respondesse a esta questão. Os resultados, através da comparação da capacidade de adaptação de modelos auto-regressivos, mostraram com um nível de confiança de 99% que o PCG e o ECG foram gerados por um processo determinista. Os resultados mostraram ainda que o ECG é mais previsível linearmente que o PCG. (Oliveira, Ferreira, & Coimbra, 2015)

Foi apresentado também em 2015 um levantamento de algumas das técnicas existentes utilizadas na análise de FCGs. Foram já realizados nesta área um grande número de estudos de investigação e muitos mais continuam a ser desenvolvidos. A junção da engenharia biomédica com infraestruturas de telemedicina sugerem uma das possíveis soluções num futuro próximo (Chakrabarti, Saha, Roy, & Chel, 2015). Entre as várias técnicas de estudo e análise de FCGs, está também identificada a extração de características

de um FCG baseada na transformada de Hilbert, que será a técnica base explorada neste trabalho.

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

3 Transformada de Hilbert-Huang e Caracterização do FCG

Um dos principais desafios no processamento de sinais biomédicos são as propriedades não-linearidade e não-estacionariedade relativas ao sinal adquirido e aos sistemas.

A análise que deriva da Transformada de Fourier Clássica assume estes pressupostos, produzindo, em alguns casos, resultados com reduzida significância e até mesmo não correlacionados com o fenómeno físico que foi registado. Para superar este problema, a análise tempo-frequência surgiu para estabelecer um novo paradigma no sentido de lidar com a não-linearidade e a não-estacionariedade.

A abordagem proposta em 1998, descrita em (Huang, et al., 1998) por Huang e pelos seus colegas de trabalho, definindo a Transformada de Hilbert-Huang (HHT), é adequada para sinais biomédicos, uma vez que foi concebida para sinais não-lineares e não-estacionários, combinando as suas características físicas.

Neste capítulo é descrito todo o processo heurístico de análise de um sinal de FCG de um indivíduo saudável, com o principal objetivo de caracterizar o ciclo cardíaco normal através da análise tempo-frequência pela identificação de marcadores quantitativos, e posteriormente, extrair características funcionais cardíacas deste mesmo sinal.

Os sinais analisados fazem parte da base de dados de Pascal (Bentley, Nordehn, Coimbra, Mannor, & Getz, 2011). Estes sinais foram obtidos através de um ensaio clínico em hospitais, usando o estetoscópio digital *DigiScope*, e estão guardados no ‘*Dataset B*’, na categoria normal, sendo os sinais desta categoria fonocardiogramas de pessoas saudáveis. Estas pessoas podem ser adultos ou crianças e a duração dos sinais varia entre 1 e 30 segundos. De acordo com a descrição apresentada na base de dados, estes sinais podem conter algum ruído no final da gravação devido à retirada do aparelho do corpo, bem como uma variedade de ruídos de fundo e ruídos aleatórios ocasionais correspondentes à respiração, ou ao encostar do equipamento contra a roupa ou a pele. Trata-se portanto de uma base de dados de FCG obtidos em pessoas sem patologia cardíaca, mas com grandes disparidades em termos de propriedades do sinal, não estando identificados grupos de

registos por género, idade, ou qualquer outra qualquer variável. Os registos que foram usados no âmbito do presente trabalho, foram escolhidos em função do objetivo do mesmo, que tal como acima referido, pretende caracterizar de forma quantitativa um conjunto de marcadores obtidos do FCG através da HHT. Neste sentido, os sinais de FCG escolhidos, apesar de serem de indivíduos saudáveis, são no seu conjunto heterogéneos.

3.1 HHT em Sinais de FCG

A análise dos sinais de FCG foi feita através do auxílio do *software* MATLAB, versão R2013a, utilizando o *package* ‘*EMD: Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectral Analysis*’, que permite executar a decomposição empírica e a análise espectral de Hilbert-Huang (Kim & Oh, 2009).

Para realizar a análise pretendida, o primeiro passo foi a leitura do sinal para o MATLAB (Figura 8).

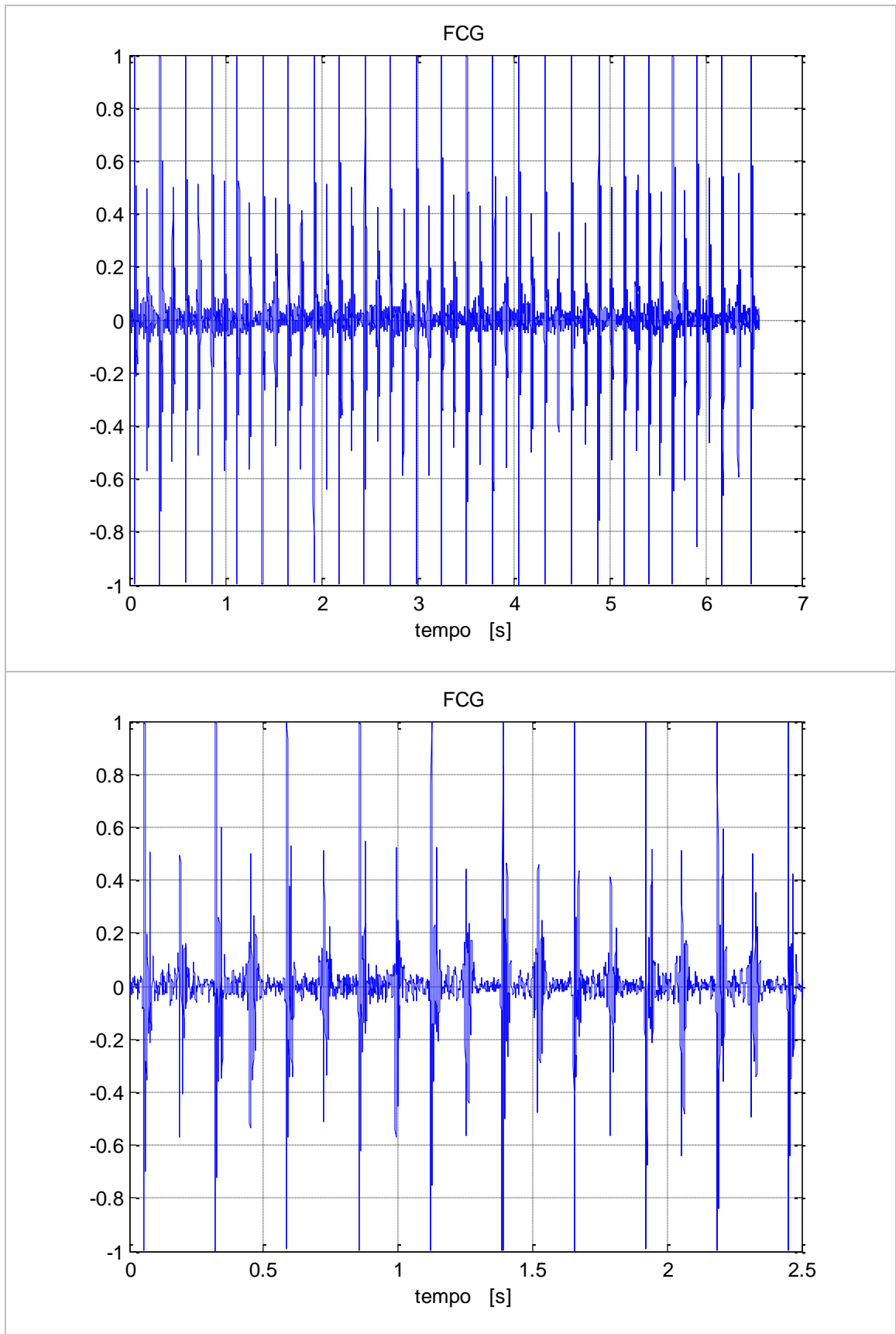


Figura 8 - Exemplo de sinal FCG e detalhe dos ciclos cardíacos (sinal '184_1308073010307_B.wav' disponível em (Bentley, Nordehn, Coimbra, Mannor, & Getz, s.d.))

Os sinais estão guardados na base de dados com uma frequência de aquisição de 4000Hz e apresentam durações distintas (de entre os que foram analisados, tipicamente entre 8 e 14 segundos). Atendendo à frequência de aquisição e respeitando o teorema da amostragem, foi feito um pré processamento para reduzir a taxa de amostragem, através de um *downsampling* de fator 2. Além deste procedimento, foi realizada ainda uma normalização do sinal, para garantir um fator de comparação em termos de energia do sinal, entre os sinais analisados.

A Decomposição de Modo Empírico (EMD) foi proposta como parte fundamental da HHT, sendo esta a primeira das duas fases do método (EMD + HSA). A EMD decompõe o sinal original em funções de modo intrínsecas (IMF), produzindo uma base de funções. As funções de base são nesse caso obtidas de forma adaptativa e diretamente dos dados de entrada. Uma IMF resultante de EMD deve satisfazer os requisitos seguintes:

1. O número de extremos IMF (a soma de valores máximos e mínimos) e o número de cruzamentos por zero devem igualar ou diferir no máximo em um;
2. Em qualquer ponto de uma IMF, o valor médio do envelope definido pelo máximo local e o envelope definido pelo mínimo local deverá ser zero.

Dado que de as IMFs obtidas são de natureza oscilatória, podem ter amplitude e frequência variáveis ao longo do eixo do tempo, não produzindo esta decomposição um conjunto de funções com amplitude e/ou frequência constantes. O número de IMFs obtidas pela decomposição EMD não é definido *a priori*, pois este número depende do sinal. De acordo com as características do FCG, o número de IMFs obtido é elevado (cerca de 20). A fim de controlar os fatores de variabilidade dos sinais, foi efetuada uma etapa de normalização (como já foi referido) antes da etapa de decomposição. A Figura 9 ilustra o resultado da EMD aplicada ao sinal representado na Figura 8, onde se apresentam as IMFs de ordem par até à décima segunda, num total de 21 IMFs obtidas para este sinal.

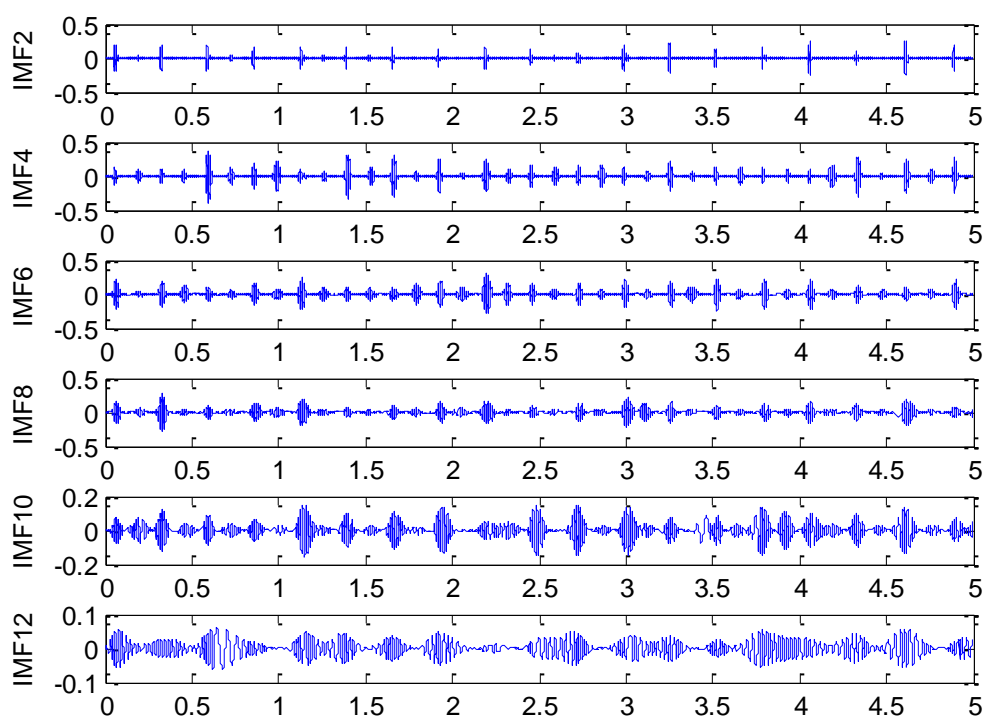


Figura 9 - IMFs (2 a 12) de um total de 21 para o FCG representado na Figura 8

Esta decomposição atua como um banco de filtros, definindo as primeiras IMFs com o conteúdo de frequência mais elevada e as inferiores com frequências decrescentes. Esta decomposição permite a utilização de uma IMF (ou a soma de um conjunto delas) para identificar os fenómenos físicos dentro do sinal. Esta identificação física utilizando IMFs é de particular interesse em sinais não estacionários (Espírito Santo & Fonseca-Pinto, 2015).

Esta filtragem através da decomposição EMD permite usar o resultado como ferramenta para um dos problemas em processamento de sinais com características periódicas, que é a determinação dos instantes em que ocorrem os extremos. Neste caso, a determinação dos tempos associados a S1 será fundamental para determinar a duração do ciclo cardíaco, e portanto, a sua correta localização dará um marcador temporal importante relativo a cada PCG.

Observando todas as IMFs, foi selecionada a IMF que nos fornece uma identificação mais robusta de S1, ou seja, onde exista possibilidade de detetar uma maior correlação entre os picos de S1 do sinal original e os picos de S1 das IMFs. É possível verificar esta correlação

através da comparação dos gráficos apresentados nas figuras Figura 8 e Figura 10. No caso do sinal apresentado foi selecionada a IMF 6 (Figura 10).

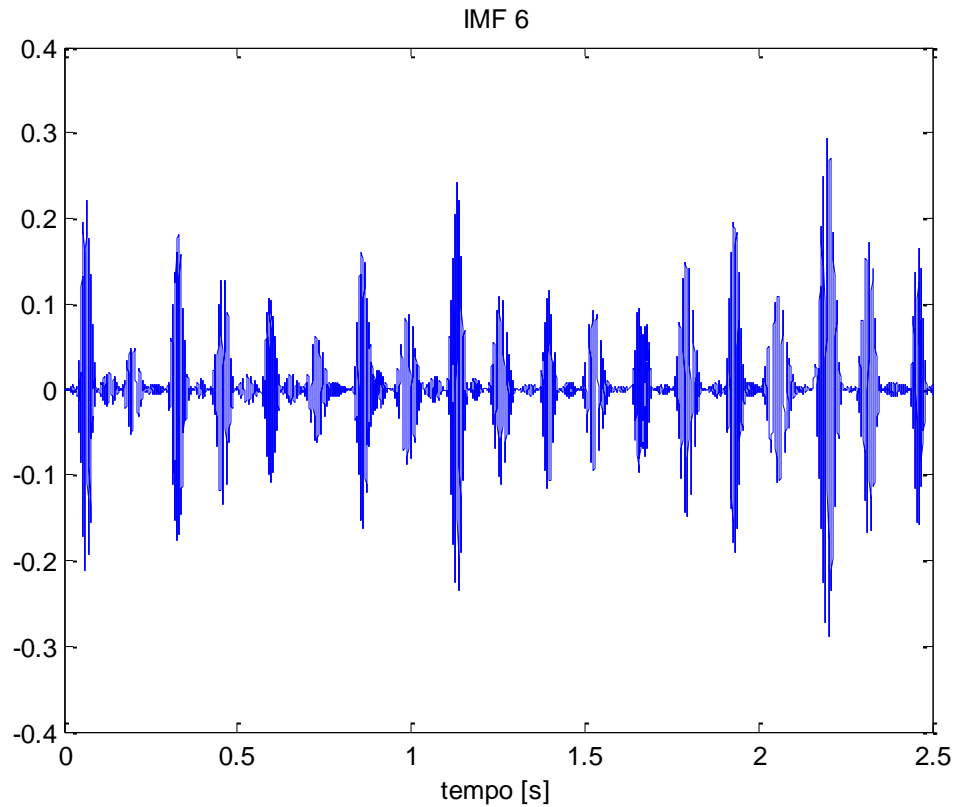


Figura 10 - Sinal correspondente à IMF 6 (IMF selecionada para identificação de S1)

Após a decomposição, e depois da aplicação da HHT a cada IMF obtida, é possível através da definição de sinal analítico e de frequência instantânea (já apresentados no capítulo “1.4 Transformada de Hilbert-Huang (HHT)”) representar o espectro 2D de tempo-frequência do sinal, como é apresentado na Figura 11.

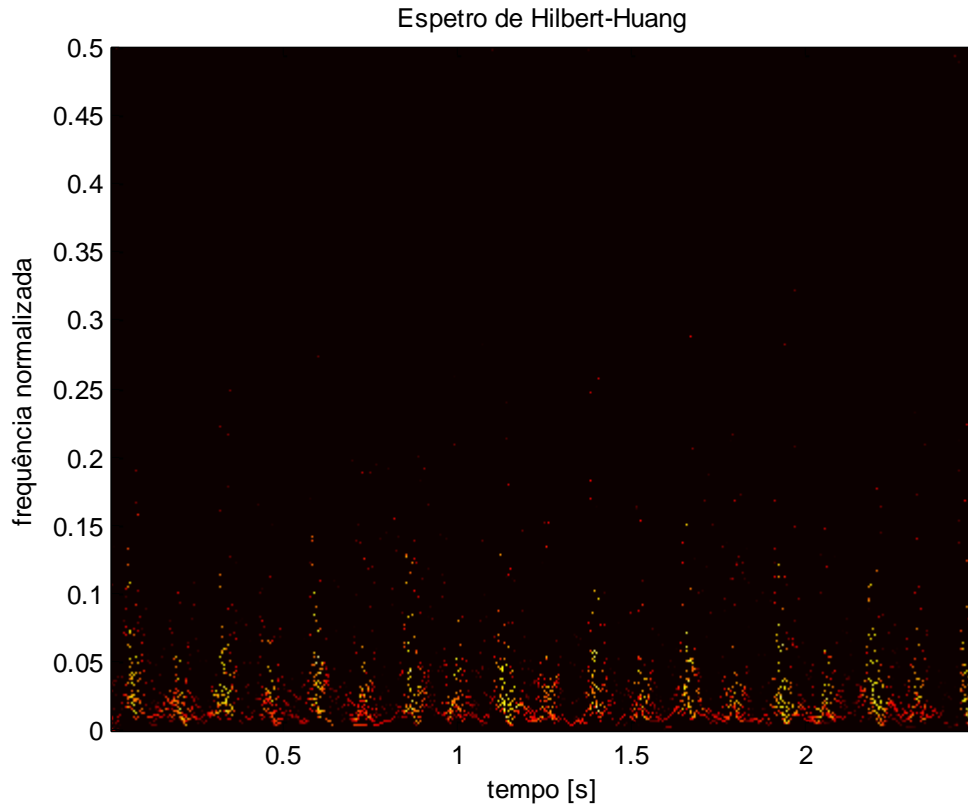


Figura 11 - Gráfico tempo-frequência do FCG representado através do Espetro HHT

3.2 Extração de características num FCG normal

A análise de um FCG não difere substancialmente de outros sinais. Como em qualquer tarefa de processamento de sinal, uma inspeção detalhada no domínio do tempo é obrigatória. Devido à natureza do intervalo de som envolvido na auscultação e, na maior parte, como uma consequência das limitações naturais do ouvido humano para discriminar sons fora da gama audível, a análise de frequência é assim também de importância crucial. Além disso, o uso de estetoscópios digitais com uma funcionalidade adequada de caracterização de sons, pode surgir como uma nova ferramenta de diagnóstico (Hedayioglu, Mattos, & Coimbra, 2009).

O uso de metodologias de tempo-frequência, conforme relatado em (Elgendi M, Bobhate P, Jain S, Guo L, Kumar S, Rutledge J, Coe Y, Zemp R, Schuurmans D, Adatia I., 2014) e em (V. Nivitha Varghees, K.I. Ramachandran, 2014), e em particular a HHT pode ajudar a melhorar este objetivo.

Neste trabalho foram propostos vários marcadores quantitativos extraídos do FCG. Estes podem ser classificados como tendo características no domínio do tempo, tais como a duração média do ciclo cardíaco (representada através de um histograma), a variação global (OV), e as entropias aproximada e de amostragem. No domínio tempo-frequência foi realizada uma segmentação do sinal com o objetivo de obter um sinal médio representativo do ciclo cardíaco do sinal, bem como o cálculo de energia e frequência, por via da aplicação da HHT.

As características do domínio do tempo que foram extraídas para a caracterização do FCG, foram obtidas, na sua maioria, através da duração do ciclo cardíaco. Após a identificação do som cardíaco S1 na IMF selecionada anteriormente, foi possível detetar este som cardíaco no registo do sinal completo (Figura 12 e Figura 13) e, de seguida, obter um histograma relativo à duração média do ciclo (Figura 14).

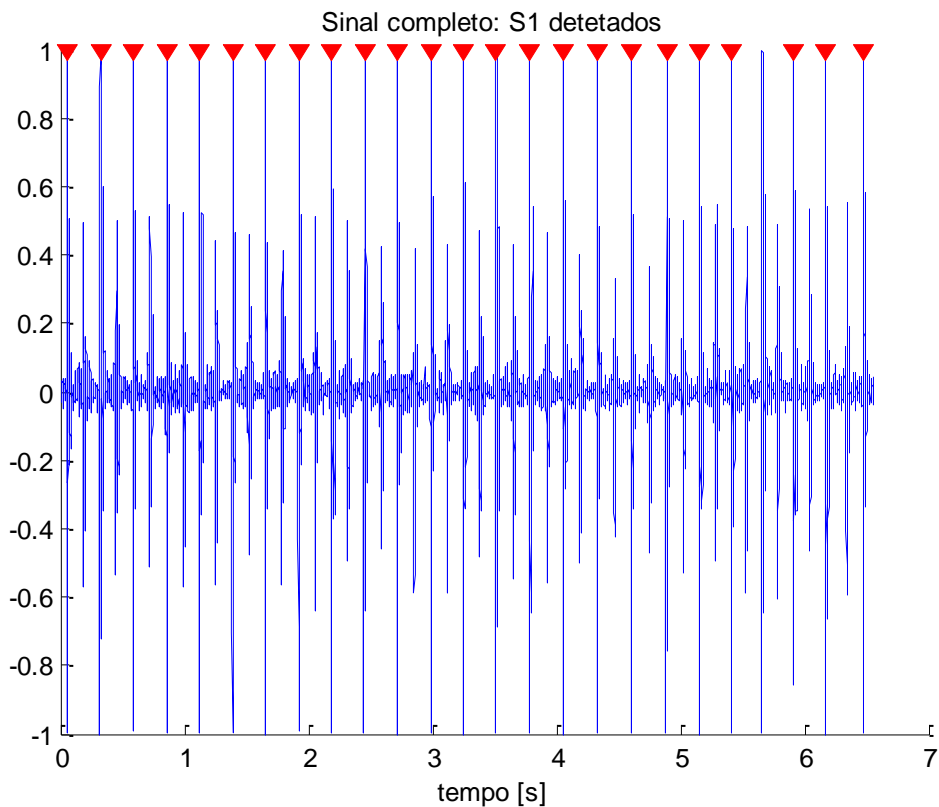


Figura 12 - Detecção do som cardíaco S1 no sinal completo

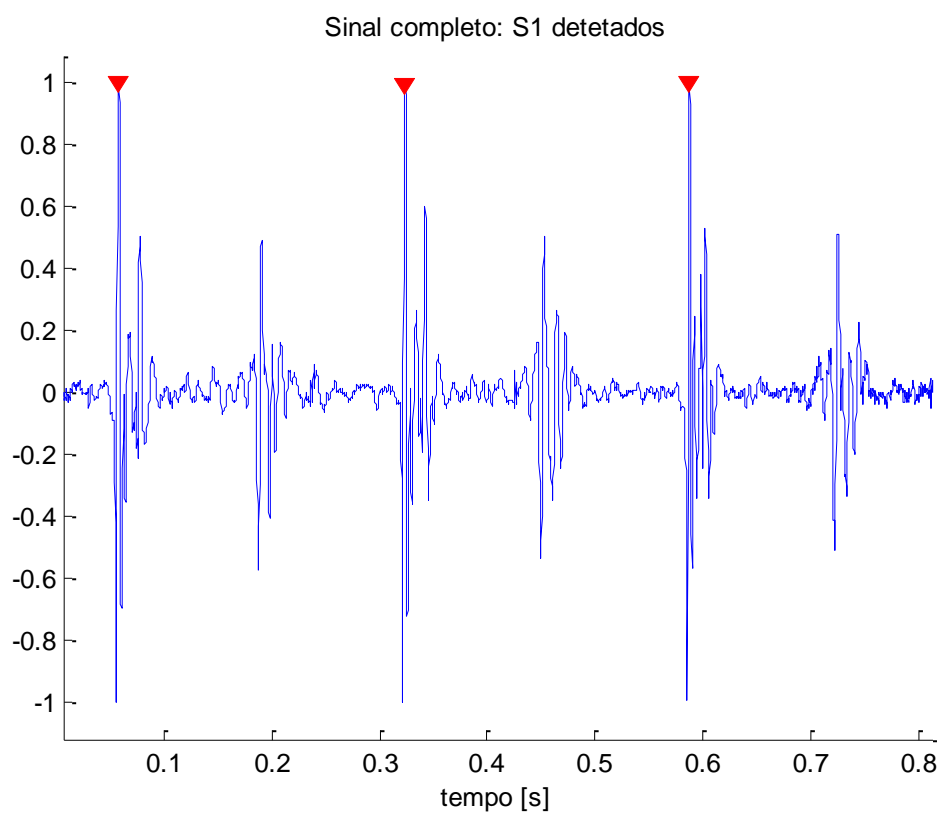
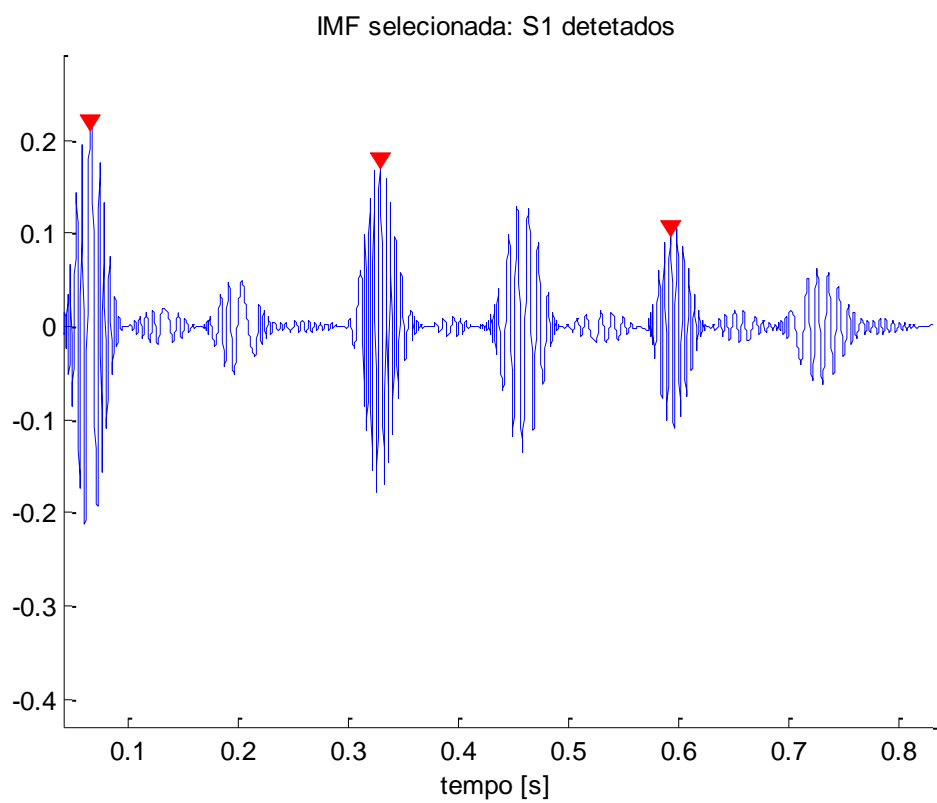


Figura 13 - Comparação dos sinais usados para detecção de S1 na IMF (primeira imagem) que permitiu detetar os S1 no sinal completo (correspondente à segunda imagem)

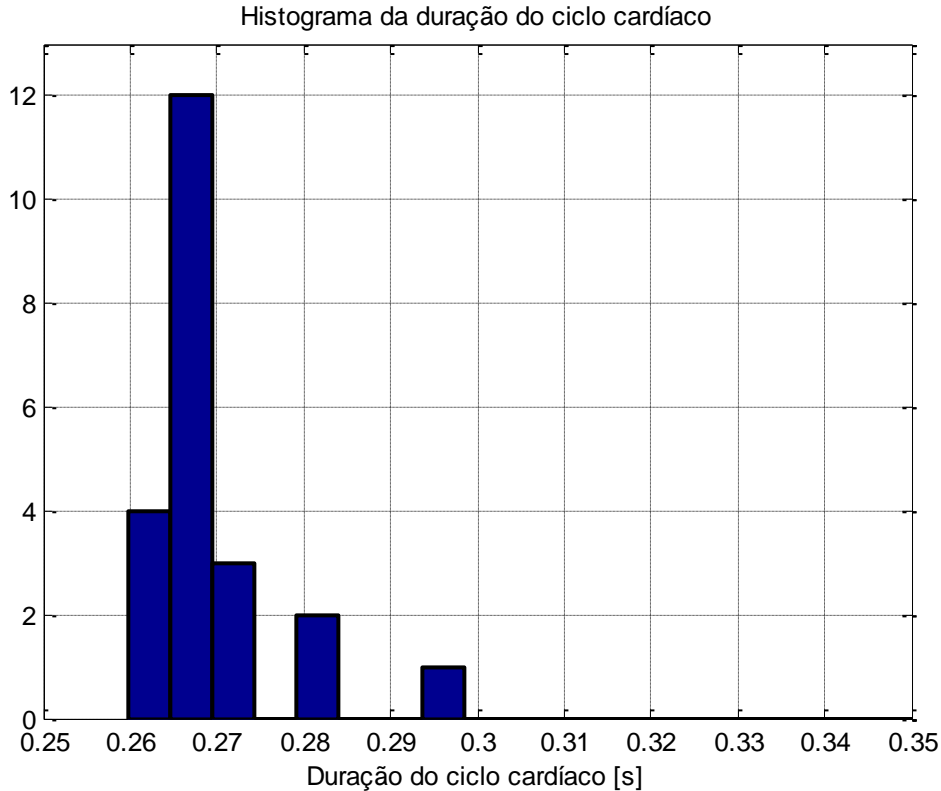


Figura 14 - Distribuição da duração do ciclo cardíaco no FCG

Esta informação ajuda a caracterizar o FCG normal e, posteriormente, pode servir de comparação com um sinal patológico.

A informação extraída através da distribuição centrada num valor médio pode ser acompanhada por uma variação global (OV) do ciclo cardíaco, definida em (6).

$$OV = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (S1_j - \overline{S1})^2}, \quad (6)$$

onde k é o número de ciclos cardíacos, $S1_j$ o tempo de sístole para cada ciclo cardíaco ($j=1:k$) e $\overline{S1}$ a duração média de cada ciclo, traduzindo-se numa medida estatística de dispersão.

Para quantificar a complexidade ou irregularidade da duração de ciclos cardíacos consecutivos, foram usadas duas medidas de entropia. A entropia aproximada (ApEn) e a entropia da amostra (SampEn). A ApEn quantifica a irregularidade e a complexidade de

uma série temporal. Uma série que seja mais irregular e previsível, aponta para um valor inferior de ApEn. Por outro lado, maior variabilidade na série de intervalos eleva a ApEn (Huikuri HV, Seppanen T, Koistinen MJ, Airaksinen KEJ, Ikaheimo MJ, Castellanos, and Myerburg RJ., 1996) (Pincus, 1991), mostrando maior imprevisibilidade da série quantificando a probabilidade que existe de padrões próximos tenderem a manter-se próximos, mediante pequenos incrementos e variações.

O cálculo da SampEn surgiu após o cálculo da ApEn. A principal diferença entre elas é a de que a SampEn exclui da avaliação do vetor que é comparado consigo mesmo. Ela é o logaritmo negativo da probabilidade condicional que duas sequências similares apresentam de permanecerem semelhantes no próximo ponto, considerando que os pontos de partida não são incluídos no cálculo da probabilidade. À semelhança da ApEn, com a SampEn também quanto menor o seu valor, mais auto similaridade na série histórica. Outra diferença entre as entropias é o facto de a SampEn utilizar séries de pequeno comprimento para a sua avaliação (Richman, J.S.; Moorman, J.R., 2000).

Para o FCG apresentado, o histograma mostra um gráfico unimodal, com uma duração média do ciclo cardíaco de 0.279 segundos, uma variação global $OV = 0.0482s$, $ApEn = 0.2205$ e $SampEn = 0.2501$.

Relativamente ao conteúdo da análise em frequência, a caracterização do ciclo foi obtida através da criação de uma janela centrada no pico S1 do FCG, dando margem para incluir também o pico S2 (esta informação é obtida após análise temporal anterior). Foi realizado um processo de segmentação dos ciclos cardíacos, com auxílio de uma janela centrada num instante definido como zero (o pico de S1 em cada caso), para o sinal completo. Para a representação média do ciclo foram utilizadas as IMFs 2 a 12. A média do ciclo cardíaco extraída do sinal é representada graficamente na Figura 15.

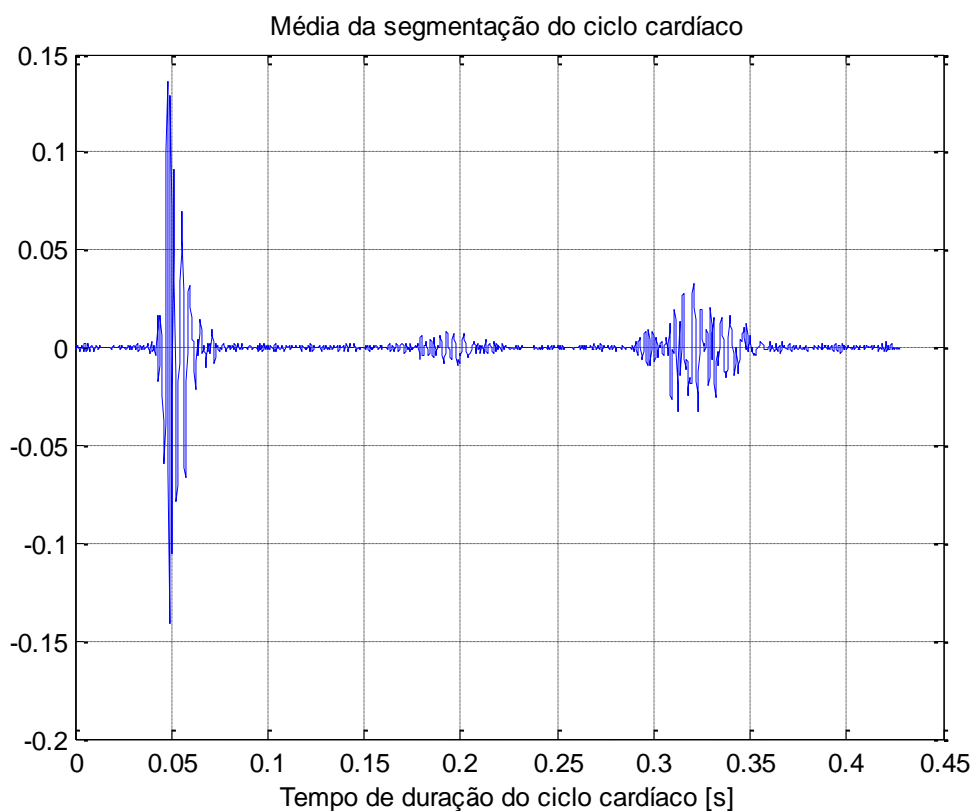


Figura 15 - Média da segmentação do ciclo cardíaco

Após a obtenção de um sinal representativo da média do ciclo cardíaco, foi aplicada a HHT a este novo sinal.

A representação do espectro de Hilbert Huang permite identificar as bandas de frequência com gama de energia mais elevadas e fazer a sua identificação temporal com os instantes do ciclo cardíaco correspondentes ao pico de S1 e ao pico de S2. Esta informação será importante para se poderem comparar com FCGs patológicos, em particular nos casos em que são apresentados extra-sons (em que a localização temporal pode mascarar S4 com S1 e S3 com S2).

Através da informação disponibilizada pelo espectro de Hilbert-Huang também é possível identificar a energia instantânea (IE) pela soma da energia para cada instante de tempo da duração do ciclo. Além desta energia, conseguimos também adquirir a frequência instantânea, através da soma da frequência para cada instante de tempo da duração do ciclo.

Com base no sinal da média do ciclo cardíaco e de forma a obter resultados mais claros, de seguida foi calculada uma matriz média do sinal. Esta matriz foi prevista, através da substituição de subconjuntos do sinal da média (3x3) pelo valor da média calculada dessas pequenas matrizes. Esta nova matriz é apresentada na Figura 16.

Com base nesta matriz da média calculada, foi também possível representar a energia instantânea deste sinal (Figura 17), bem como a frequência instantânea (Figura 18).

Foram ainda extraídas desta matriz da média a energia máxima da frequência = 0.2042, a área da frequência = 4.8960, a energia máxima da sístole = 0.1387, a área correspondente ao tempo do primeiro som cardíaco = 4.9430, a energia máxima da diástole = 0.0302 e a área corresponde a este segundo som cardíaco = 0.1177.

Após definir todo o algoritmo de cálculo das variáveis acima calculadas e dos gráficos apresentados, foi executado este mesmo algoritmo para uma amostra de sinais saudáveis, selecionados na base de dados. Como já referido anteriormente, a decomposição realizada no primeiro passo do algoritmo é sempre dependente do sinal, cada um destes sinais teve de ser observado e analisado, de forma a poder seleccionar de um modo personalizado as IMFs a usar para cada caso apresentado.

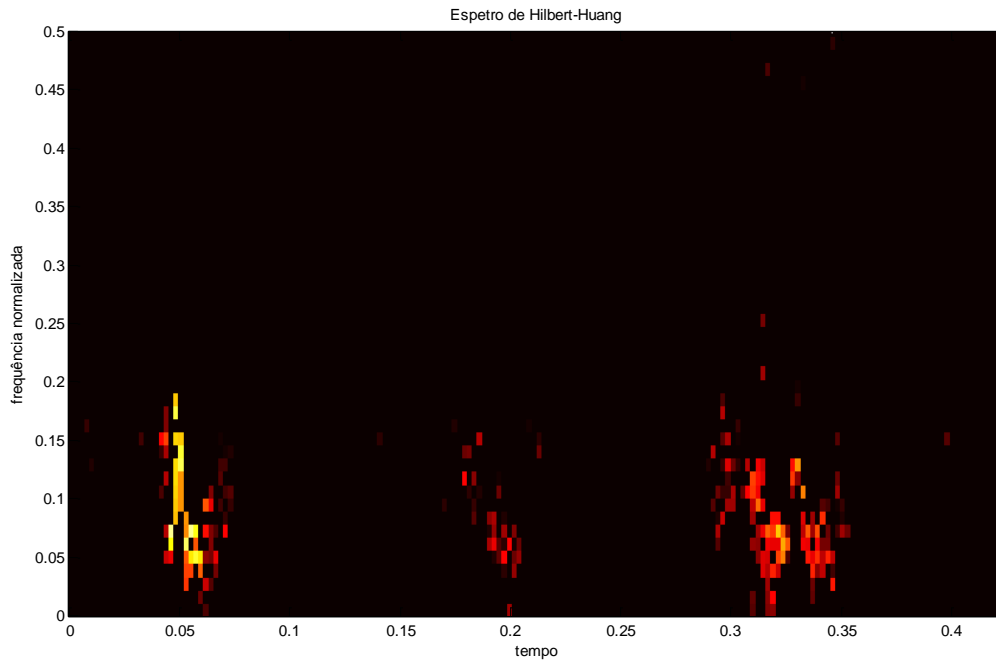


Figura 16 - Espetro de Hilbert Huang da matriz da média calculada

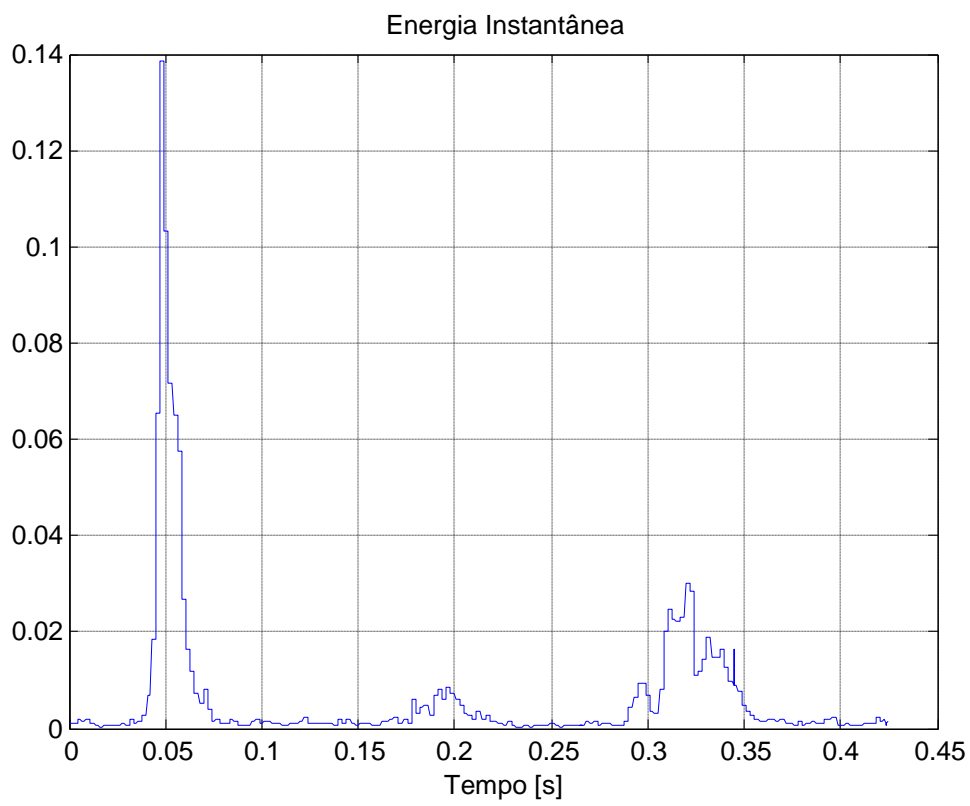


Figura 17 - Energia instantânea da matriz da média calculada

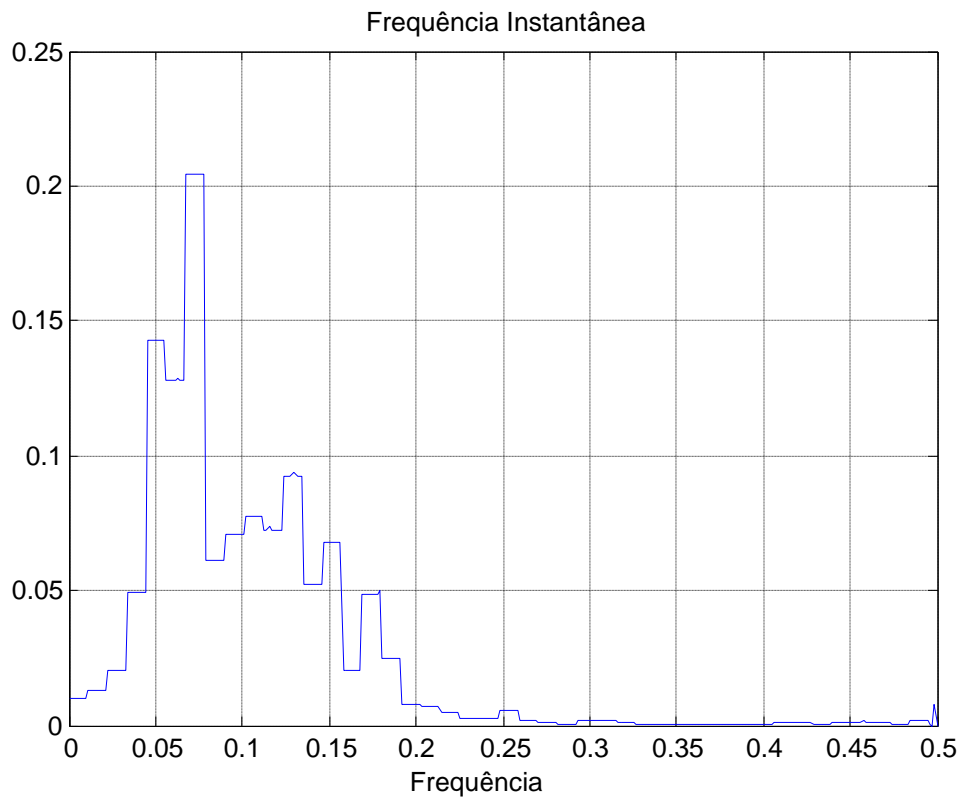


Figura 18 - Frequência instantânea da matriz da média calculada

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

4 Discussão de Resultados

Neste capítulo são apresentados os resultados da análise das características temporais e de tempo-frequência obtidas por HHT e a sua interpretação em termos dos marcadores funcionais cardíacos que estas características traduzem. Os resultados a que se refere este capítulo foram obtidos pela análise de 4 sinais de FCG obtidos em indivíduos saudáveis e estão referenciados como FCG1, FCG2, FCG3 e FCG4 (Tabela 1). Uma compilação dos marcadores quantitativos encontra-se sumariada numa tabela que se encontra em apêndice (Apêndice 1).

Tabela 1 - Identificação dos sinais analisados, segundo a base de dados de onde foram retirados

Identificação do sinal na base de dados *Identificação do sinal ao longo do capítulo*
(Bentley, Nordehn, Coimbra, Mannor, & Getz,
2011)

| | |
|--------------------------|------|
| 286_1311170606028_C.wav | FCG1 |
| 184_1308073010307_D.wav | FCG2 |
| 150_1306776340746_C.wav | FCG3 |
| 149_1306776016110_C1.wav | FCG4 |
| 140_1306519735121_A.wav | FCG5 |

4.1 Análise de parâmetros no domínio do tempo

A caracterização funcional cardíaca através de marcadores quantitativos proposta no âmbito desta tese apresenta, tal como anteriormente referido no capítulo 3.2, o domínio temporal como um dos domínios de classificação destes marcadores.

Tal como em qualquer análise de sinal, a inspeção do mesmo no domínio do tempo é uma etapa inicial e importante do processamento. No caso particular do FCG, além das características técnicas de qualidade de aquisição (inicialmente mais subjetivas decorrentes apenas da inspeção do sinal - sinal/ruído, existência de flutuações na linha de base,

amostragem, tempo de aquisição, entre outros), podem identificar-se os elementos diferenciadores deste sinal, que é caracterizado por apresentar um padrão periódico com ondas específicas, que se correlacionam com os sons cardíacos (S1 e S2 nos casos de FCG normais). Em termos clínicos, a detecção destes marcadores temporais de normalidade não se efetua através da inspeção do sinal, mas sim através da auscultação do mesmo e das suas características acústicas. No que à interpretação fonocardiográfica diz respeito, a identificação e frequência da sístole e da diástole e a ausência de sopros ou extra-sons são os marcadores funcionais elementares que caracterizam um FCG saudável.

A análise do traçado do FCG para todos os casos apresentados, permite identificar o padrão cíclico da fisiologia cardíaca e a localização temporal dos sons cardíacos (S1 de forma mais evidente do que S2, atendendo às características acústicas em termos de amplitude em S1).

Na Figura 19 estão apresentados, para os quatro casos em análise, excertos dos FCGs com duração de 1 segundo, onde se podem identificar as ondas S1 e S2 e verificar as diferenças relativas à duração do ciclo cardíaco para cada FCG.

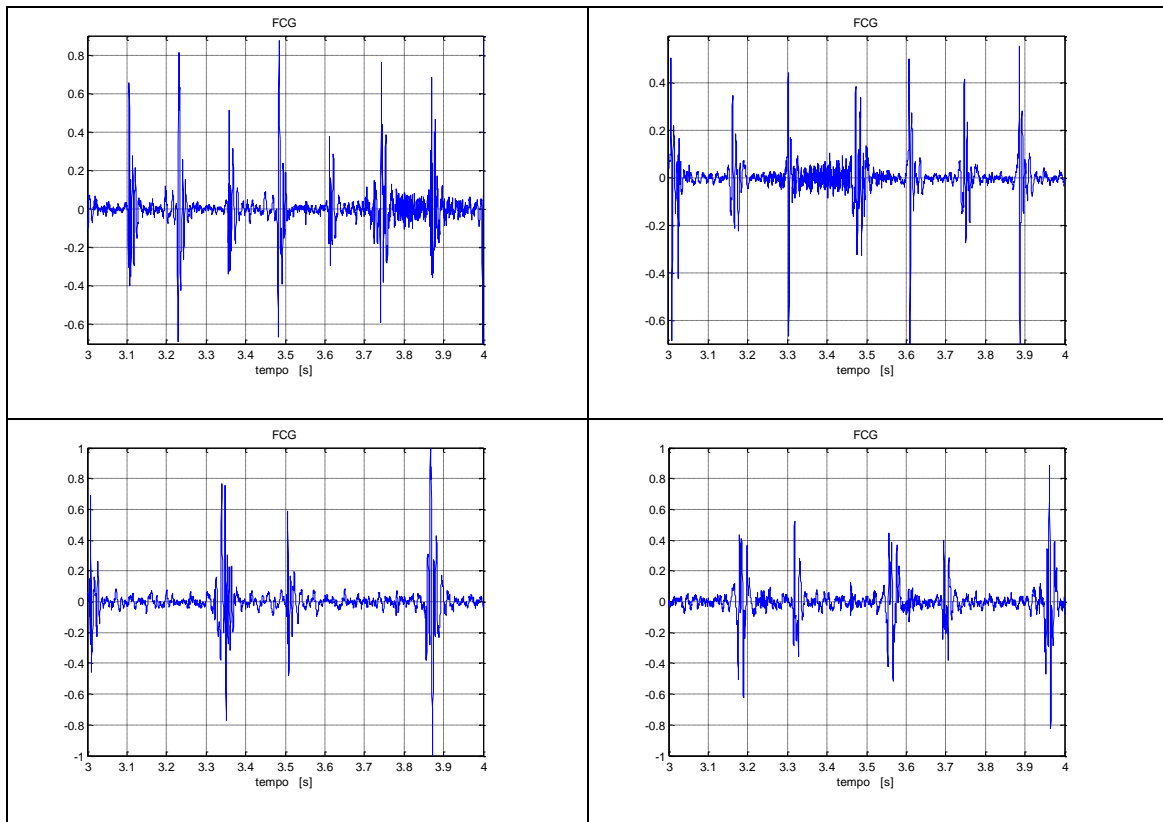


Figura 19 - Registo de FCG com duração de 1 segundo para os FCG analisados neste capítulo (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito)

Para o caso do FCG1 foram registados 15 ciclos cardíacos em 8 segundos, para o FCG2 23 ciclos em 15 segundos, no FCG3 estão registados em 12 segundos 12 ciclos, e no FCG4 estão registados 9 segundos de sinal com 12 ciclos. Estes resultados em termos de frequência cardíaca média dão respetivamente 1.875, 1.530, 1.00, e 1.33 batimentos por segundo (BPS).

Com a implementação da EMD e a identificação automática de S1 através de IMF's, foi definida a duração de cada ciclo cardíaco e calculada a variação global. Para os 4 casos aqui analisados é possível verificar através do histograma que os valores de frequência cardíaca podem apresentar uma distribuição unimodal ou multimodal. A juntar à distribuição dos valores referentes à duração do ciclo cardíaco é interessante também verificar a dispersão dos mesmos de forma global (no caso da dispersão ser reduzida é possível obter a frequência cardíaca média através do valor temporal associado à moda). A OV permite assim juntar uma informação quantitativa relativa à dispersão.

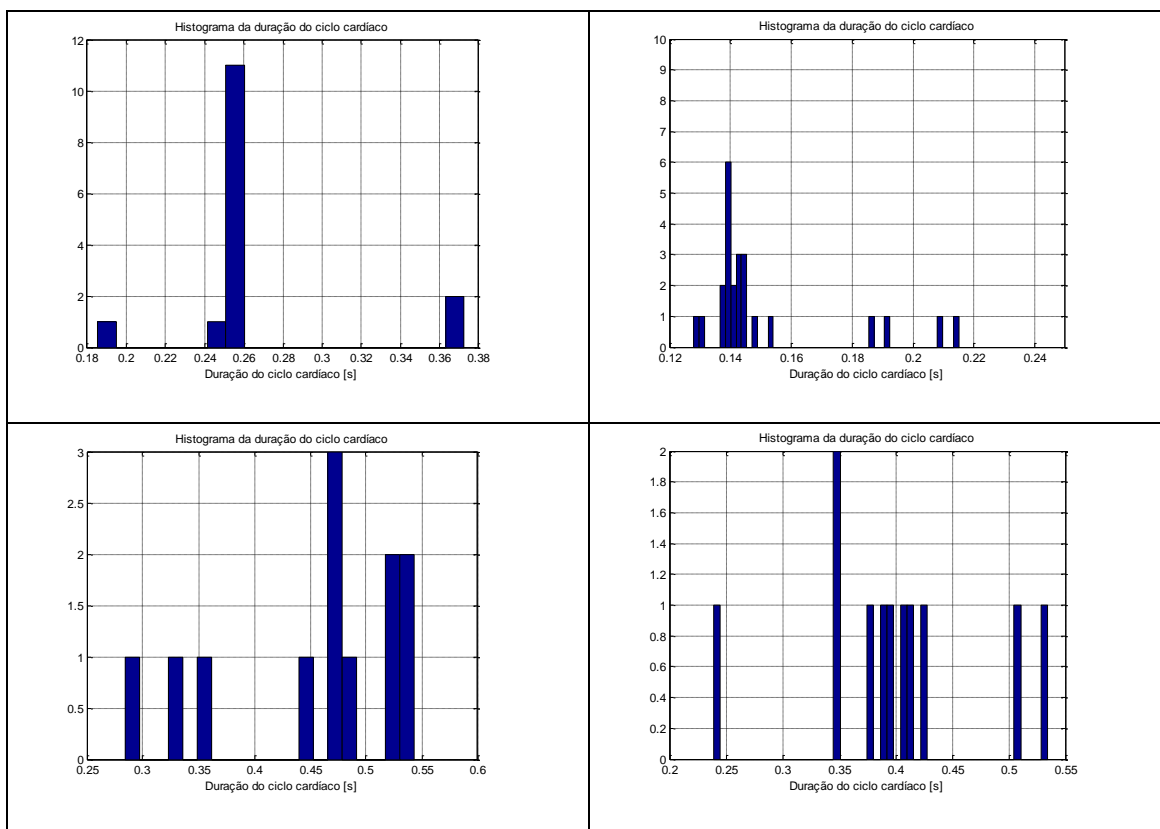


Figura 20 - Histogramas relativos à duração do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito)

Os valores da OV para os casos aqui analisados encontram-se na Tabela 2.

Tabela 2 - OV e ApEn para os quatro FCGs em análise

| | <i>FCG1</i> | <i>FCG2</i> | <i>FCG3</i> | <i>FCG4</i> |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>OV</i> | 0.0451 | 0.0231 | 0.0808 | 0.0752 |
| <i>ApEn</i> | 0.2909 | 0.3328 | 0.0953 | 0.0179 |

De acordo com os valores apresentados na Tabela 2 é possível verificar que o menor valor de dispersão foi obtido no FCG2 e que no FCG3 e FCG4 estes valores são próximos, o que está de acordo com os resultados apresentados na Figura 20. Através da análise destes dados, obtidos em forma gráfica através do histograma ou através de um número pela OV, será possível perceber a existência de ciclos com duração irregular (arritmias), obter um marcador de ocorrência das mesmas e também traduzir através de um número essa alteração.

Com o objetivo de definir um marcador de regularidade de características mais locais, foi também calculada a entropia do sinal. Valores de entropia mais elevados são típicos de maior irregularidade e imprevisibilidade. Este valor quantifica a probabilidade de se manterem os padrões de tendência verificados no caso de existirem pequenas alterações no sistema. Em termos de interpretação fisiológica é expectável obter-se um valor inferior nos casos de idosos e de crianças (em particular recém-nascidos), atendendo à redução na capacidade de resposta homeostática que lhes é característica. Na Tabela 2 encontram-se os valores da *Approximate Entropy* para os 4 FCGs analisados e é possível observar que o valor mais elevado de entropia é relativo ao FCG2, traduzindo características de maior irregularidade, o que é reforçado pelo histograma apresentado na Figura 20. Em termos de valor mais baixo de entropia, o FCG4 destaca-se, representando este valor uma menor variação local, traduzindo-se numa diminuição na capacidade de resposta instantânea a pequenas alterações. Se juntarmos a esta informação obtida pelo baixo valor da entropia, o valor elevado de OV, podemos dizer que no caso do FCG4, a variação na duração dos ciclos cardíacos foi conseguida gradativamente. Há portanto uma resposta às variações externas (OV elevado) obtidas de forma gradual (ApEn baixo). A análise dos 12 segundos

de registo do FCG4 permite verificar que a duração do ciclo cardíaco tem um padrão de duração decrescente.

4.2 Análise de parâmetros no domínio tempo-frequência

A análise do FCG através das suas propriedades acústicas foi perdendo relevância em termos de prática clínica atendendo a um conjunto de fatores (tecnológicos principalmente, mas também relacionado com a extrema necessidade de dedicação que implica a aprendizagem da auscultação em termos de diagnóstico clínico). Mais recentemente, e por razões que se prendem com o contexto económico atual, o uso do FCG voltou novamente a ter interesse clínico e comercial.

Atendendo a que o ouvido humano possui uma limitada capacidade para percecionar sons a frequências baixas (o espetro de um FCG normal tem uma largura de banda que vai de 20Hz a 200Hz), e que essa capacidade pode ser influenciada facilmente pelas condições de aquisição (falta de condições acústicas do local, ruído de instrumentação, movimentos do doente, entre outros), o processamento do sinal no domínio da frequência tem sido usado para estabelecer um procedimento que não dependa das condicionantes inerentes ao fator humano (reduzindo intra e inter-variabilidade), uma vez que todo o processamento é feito em termos computacionais. Com o desenvolvimento de novas tecnologias relacionadas com a aquisição do sinal e de técnicas de processamento onde se pode juntar informação temporal ao conteúdo em frequência, a análise por FCG (pela importância conjunta da informação nestes dois domínios), tem assistido a um aumento do número de estudos publicados. Neste subcapítulo são apresentados os resultados dos marcadores quantitativos propostos para análise do FCG, extraídos através da análise em tempo-frequência por HHT, para os quatro FCGs anteriormente referenciados.

Após o processamento de segmentação e definição do ciclo cardíaco de referência em cada FCG, foi obtido o espetro de Hilbert-Huang que se encontra representado, para os 4 casos, na Figura 21.

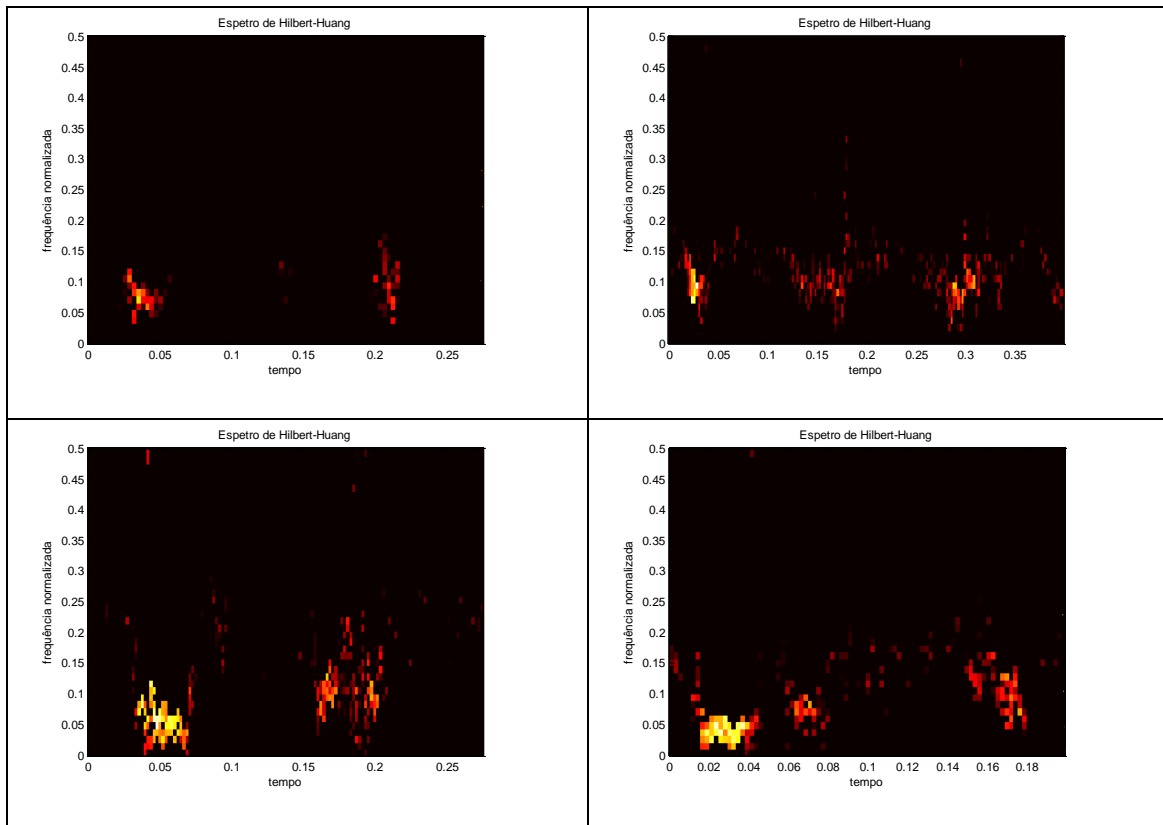


Figura 21 - Espectro de Hilbert-Huang para o ciclo cardíaco para quatro FCGs. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito)

Da análise do espectro de Hilbert-Huang é possível verificar que no caso do FCG1, o mais estável (atendendo aos marcadores temporais extraídos) apresenta uma largura de banda associada a S1, e também a S2, relativamente mais estreita que os outros exemplos apresentados. Também em termos de energia é possível verificar variações entre os casos em estudo, sendo que estas variações são mais acentuadas no FCG4. Em termos de intervalo de frequências com energia considerada significativa, estas variam entre 0 e 0.15 de frequência normalizada, que se traduz num intervalo entre 0 e 400. Para quantificar estas variações em termos de intervalos de frequências foi obtida a representação de frequência instantânea para o representante do ciclo cardíaco, tendo sido obtidos como marcadores a frequência máxima e a área abaixo da curva, tal como definido no capítulo 3. Os gráficos encontram-se na Figura 22.

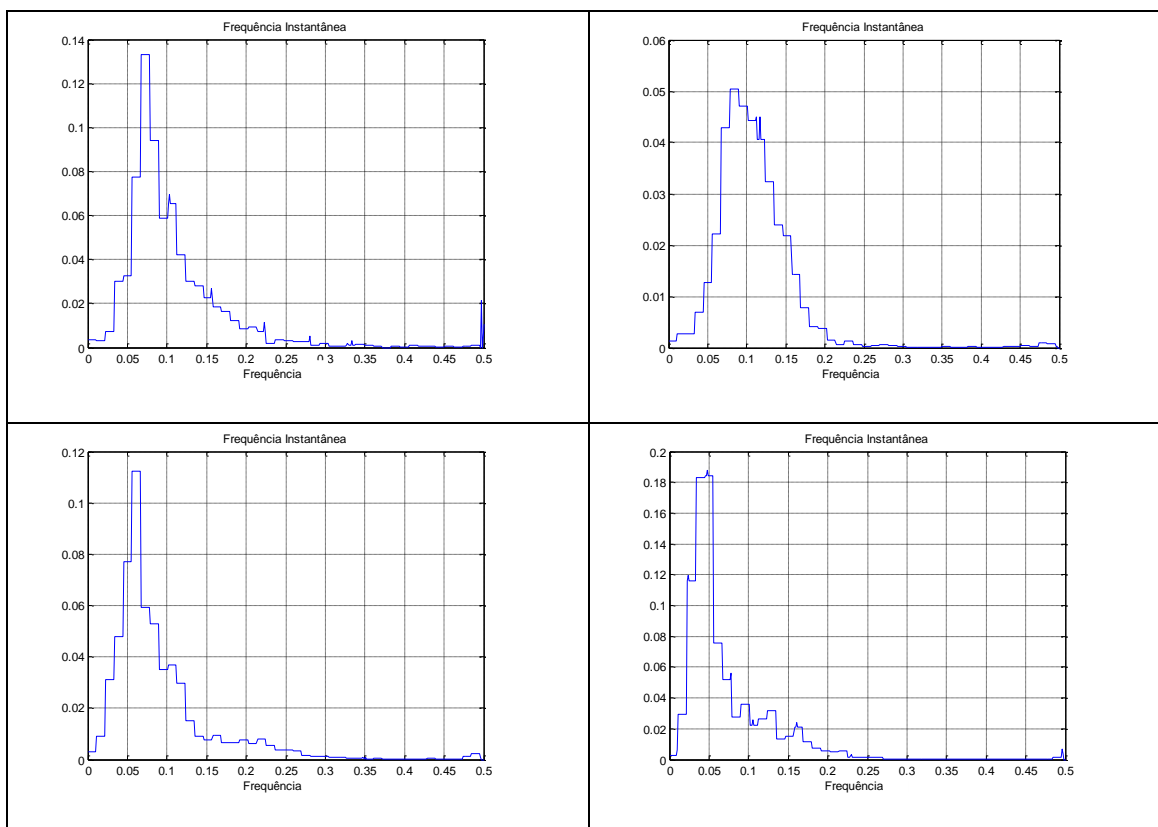


Figura 22 - Gráficos da frequência instantânea para o representante do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito)

Os valores referentes aos marcadores quantitativos propostos, para os casos apresentados e obtidos a partir dos gráficos que constam na Figura 22, encontram-se na Tabela 3.

Tabela 3 - Marcadores quantitativos em frequência para o representante do ciclo cardíaco

| | <i>FCG1</i> | <i>FCG2</i> | <i>FCG3</i> | <i>FCG4</i> |
|----------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>Energia</i> | 0.1332 | 0.0505 | 0.1122 | 0.1879 |
| <i>Área</i> | 3.0956 | 1.5072 | 2.7199 | 4.9575 |

A informação obtida pelos valores apresentados na Tabela 3 permitem complementar os dados anteriormente obtidos pela análise da Figura 21. Em termos de largura de banda associada ao ciclo cardíaco, e definindo um limite de energia até 0.02 unidades, verifica-se que a largura de banda vai até 0.15, estando a sua energia centrada entre 0.05 e 0.1 (ou seja, um intervalo de frequências entre 200Hz e 400Hz), traduzindo o que seria espectável num FCG normal. A quantificação em termos de energia foi obtida a partir da frequência

com energia mais elevada e definindo-se um intervalo onde foi calculada a área, tal como apresentado no capítulo 3 em 3.2. Os valores referentes a estas áreas encontram-se na Tabela 3 e, apesar de no caso de FCG normais não ter muito interesse clínico, este parâmetro será relevante em termos de processamento de FCGs com patologia e na sua caracterização do ponto de vista funcional. A informação em tempo-frequência-energia tem sido usada para a extração de *features* no âmbito da classificação automática com algoritmos de *machine learning*, por exemplo em (Ergen & Tatar, 2003), (Debbal & Bereksi-Reguig, 2006) e (Boutana, Djeddi, & Benidir, 2007), para identificar estenose aórtica ou insuficiência mitral.

Em termos de energia instantânea foi separado o espectro de Hilbert-Huang relativo à informação temporal por forma a isolar a Sístole da Diástole e extrair informação em termos energéticos. Associado à representação da energia instantânea para S1 e também para S2 foram obtidos, à semelhança do que foi feito para a frequência instantânea, os valores de energia e área, através do procedimento descrito no capítulo 3. Os gráficos e a tabela encontram-se respetivamente na Figura 23 e Tabela 4.

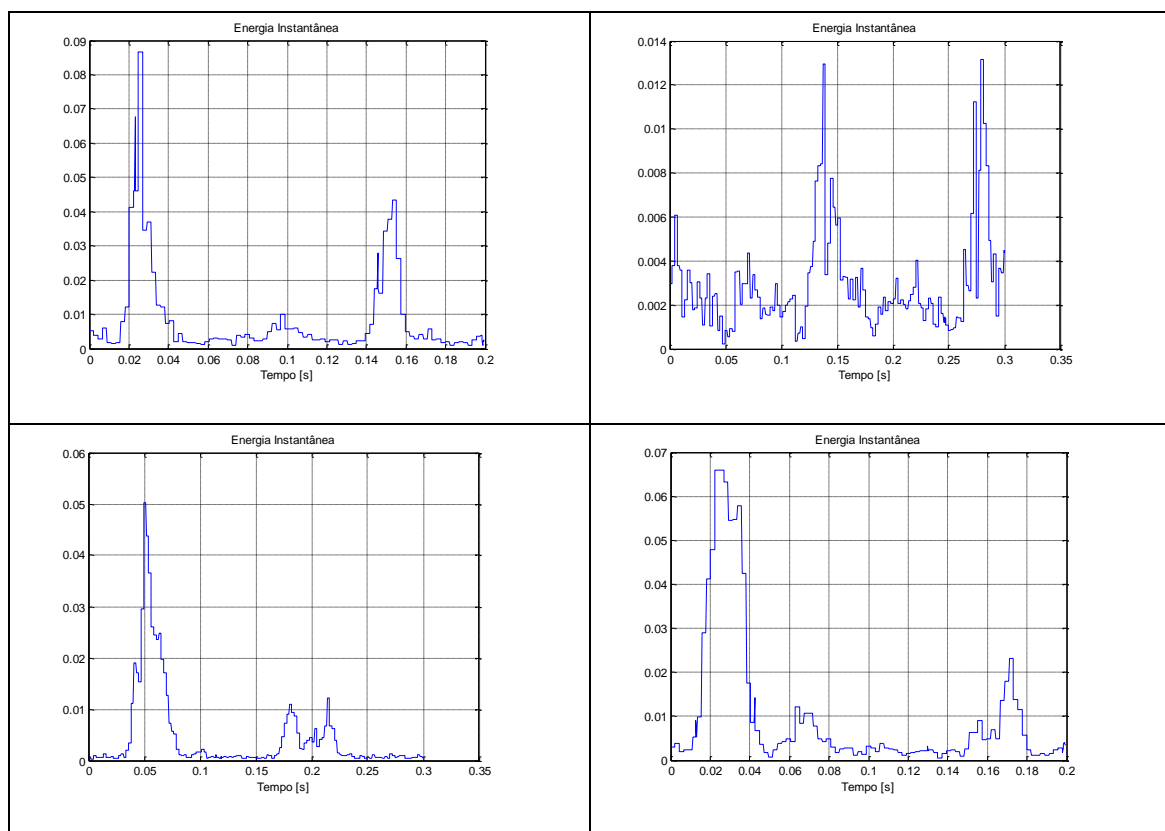


Figura 23 - Energia Instantânea para o representante do ciclo cardíaco. (FCG1 - superior esquerdo, FCG2 - superior direito, FCG3 - inferior esquerdo e FCG4 - inferior direito)

Tabela 4 - Marcadores quantitativos em energia para o representante do ciclo cardíaco

| | <i>FCG1</i> | <i>FCG2</i> | <i>FCG3</i> | <i>FCG4</i> |
|-------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>Energia Sístole</i> | 0.0868 | 0.0130 | 0.0502 | 0.0660 |
| <i>Área S1</i> | 2.0355 | 0.6665 | 2.6179 | 2.2375 |
| <i>Energia Diástole</i> | 0.0433 | 0.0132 | 0.0121 | 0.0231 |
| <i>Área S2</i> | 0.2728 | 0.2289 | 2.2320 | 0.6829 |
| <i>ES1/ES2</i> | 2.005 | 0.9849 | 4.1488 | 2.8571 |

Por forma a traduzir o balanço energético entre a sístole e a diástole foi calculada a razão entre a energia máxima associada a S1 (ES1) e a energia máxima associada a S2 (ES2). Para os casos aqui apresentados, este quociente apenas apresenta valor inferior à unidade no caso do FCG2 (0.9849), traduzindo este um balanço energético muito equilibrado entre a Sístole e a Diástole. Este marcador poderá ser de particular relevância no estudo de insuficiências valvulares ou outras patologias das válvulas que se possam traduzir numa diminuição de energia associada à Sístole (nas válvulas auriculoventriculares) ou à diástole (nas válvulas aórtica e pulmonares).

Esta página foi intencionalmente deixada em branco

5 Conclusão

O uso de novas tecnologias e a sua grande eficácia no diagnóstico fez com que a técnica de auscultação cardíaca perdesse alguma importância e passasse a ser uma técnica usada em segundo plano. Esta nova realidade, além de aumentar os gastos em saúde, diminuiu o acesso ao diagnóstico nos países com poucos recursos. Por outro lado, a técnica de auscultação cardíaca é considerada difícil, pois o ouvido humano tem limitações fisiológicas que não permitem discriminar sons cuja sua identificação pode ser útil ou até crucial para o diagnóstico.

O trabalho descrito nesta dissertação preocupa-se com a caracterização de um FCG normal através da extração de características no domínio do tempo e no domínio de tempo-frequência. A metodologia apresentada para a extração de marcadores quantitativos de sinais de FCG de pessoas saudáveis utiliza a abordagem de Hilbert-Huang, que se caracteriza por ser uma técnica adequada para sinais não lineares e não estacionários, que é o caso particular do sinal FCG.

As principais limitações do algoritmo desenvolvido estão relacionadas com o facto de alguns parâmetros de *input* não estarem atualmente totalmente automatizados, pois dependem diretamente da análise do sinal, e a escolha desses parâmetros teve de ser avaliada e customizada para cada sinal em observação.

Os sinais analisados foram obtidos através de uma base de dados cuja ausência de conhecimento prévio das condições de saúde, género, idade e estado psicológico (calma, ansiedade, excitação, entre outros) das pessoas observadas, não permite fazer outras interpretações dos resultados.

Na interpretação dos resultados, a representação dos histogramas apresentada serve também como controlo de qualidade da segmentação do sinal, pois quando temos uma barra isolada, pode significar que foi identificado um ciclo muito longo, que poderá ser um pico mal detetado pelo algoritmo.

No domínio da análise de frequências, é importante salientar que para frequências baixas, existe pouca capacidade discriminativa de sons por parte do ouvido humano, pelo que seria

relevante fazer um *shift* no espectro para uma banda de frequências mais ‘confortável’ para o ouvido humano. Esta poderá ser uma perspetiva a considerar no desenvolvimento de trabalhos futuros nesta área.

Embora tenham sido já testados alguns FCGs com patologias, esses resultados não são apresentados nesta dissertação, pois não é uma área abrangida pelo âmbito do trabalho, no entanto esse deverá ser o próximo passo a realizar.

Num futuro próximo, a utilização dos marcadores obtidos em FCGs saudáveis serão comparadas com outros sinais FCGs de pessoas com doenças cardíacas comuns, como estenose aórtica, prolapso valvular, acompanhamento de substituição cirúrgica valvular, entre outras.

A proposta para a identificação de marcadores de normalidade cardíaca de um FCG extraídos por HHT era o principal objetivo deste trabalho, e esta informação irá contribuir para, no futuro, estabelecer o FCG patológico.

De alguns dos resultados obtidos no âmbito desta dissertação foi redigido um artigo que foi apresentado na conferência internacional ConfTel15, realizada em Setembro de 2015, em Aveiro, e encontra-se em Apêndice 2.

Bibliografía

- Abreu, D. C., Azevedo, G., Almeida, N., & Júnior, T. T. (2005). *Fonocardiograma Computadorizado*. Nazaré, Belém - Pará.
- Alajarín, J. M., & Merino, R. R. (s.d.). *Compresión de fonocardiogramas mediante las transformadas wavelet y wavelet packet*. Departamento de Electrónica, Tecnología de Computadoras y Proyectos Universidad Politécnica de Cartagena, ETSII, Campus Muralla del Mar, C/ Dr. Fleming s/n, 30202 Cartagena.
- Bentley, P., Nordehn, G., Coimbra, M., Mannor, S., & Getz, R. (2011). The PASCAL Classifying Heart Sounds Challenge 2011 (CHSC2011) Results. Obtido de <http://www.peterjbentley.com/heartchallenge/index.html>
- Boutana, D., Djeddi, M., & Benidir, M. (2007). Identification of aortic stenosis and mitral regurgitation by heart sound segmentation on time-frequency domain. *Proc. Fifth Int. Symp. on Image and Signal Processing and Analysis*. Istanbul, Turkey.
- Castro, A., Vinhoza, T. T., Mattos, S. S., & Coimbra, M. T. (2013). Heart sound segmentation of pediatric auscultations using wavelet analysis. (pp. 3909-12). Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.
- Chakrabarti, T., Saha, S., Roy, S., & Chel, I. (2015). Phonocardiogram signal analysis - practices, trends and challenges: A critical review. (pp. 1-4). Vancouver, BC: Computing and Communication (IEMCON), 2015 International Conference and Workshop on. doi:10.1109/IEMCON.2015.7344426
- Debbal, S. M., & Bereksi, F. (2007). Time-Frequency Analysis of the First and Second Heart Beat Sounds. Em *Applied Mathematics and Computation* (2 ed., Vol. 184, pp. 1041-1052). doi:10.1016/j.amc.2006.07.005
- Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig, F. (2006). Analysis and study of the variation of splitting in the second heartbeat sound of wavelet transform. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 30(5), 298-305.
- Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig, F. (2008). Pathological recognition of difference between phonocardiogram signals of similarly morphology using the wavelet transform. Em *Biomedical Soft Computing and Human Sciences* (Vol. 13, pp. 97-102). Fukuoka.
- Debbal, S., & Bereksi-Reguig, F. (2006). Spectral analysis of the PCG signals. *The Internet Journal of Medical Technology*, 4.
- Debbal, S., & Bereksi-Reguig, F. (2008). Pathological recognition of difference between phonocardiogram signals. *Biomedical Soft Computing and Human Sciences*, 13, 97-102.

- Elgendi M, Bobhate P, Jain S, Guo L, Kumar S, Rutledge J, Coe Y, Zemp R, Schuurmans D, Adatia I. (Dec de 2014). Time-domain analysis of heart sound intensity in children with and without pulmonary artery hypertension: a pilot study using a digital stethoscope. Em *Pulm Circ.* (Vol. 4(4), pp. 685-695). Obtido em 2015
- Elgendi, M., Bobhate, P., Jain, S., Rutledge, J., Coe, J. Y., Zemp, R., . . . Adatia, I. (2014). Time-domain analysis of heart sound intensity in children with and without pulmonary artery hypertension: a pilot study using a digital stethoscope. *Pulmonary Circulation*, 4(4), 685-695.
- Ergen, B., & Tatar, Y. (2003). Time-Frequency Analysis of Phonocardiogram. *Proceedings of the 4th Conference on Measurement*, (pp. 222-225). Bratislava.
- Espírito Santo, A., & Fonseca-Pinto, R. (2015). Phonocardiographic Characterization by Time-Frequency Analysis - The Hilbert-Huang Transform Approach. *ConfTel15*. Aveiro.
- Fatemian, S. Z. (2009). *A Wavelet-based approach to electrocardiogram (ECG) and phonocardiogram (PCG) subject recognition*. Toronto: Dissertação (Mestrado em Ciências Aplicadas) - Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, University of Toronto.
- Ferreira, P., Vinhoza, T., Castro, A., Mourato, F., Tavares, T., Mattos, S., & Dutra, I. (2013). Knowledge on Heart Condition of Children based on Demographic and Physiological Features. in *Proc. of IEEE Computer Based Medical Systems*. Porto, Portugal: CBMS 2013.
- Fonseca-Pinto, R. (2009). *Novas abordagens ao estudo de sinais biomédicos: Análise em tempo-frequência e Transformada de Hilbert-Huang*. Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa, Departamento de Física.
- Geddes, L. (2005). Birth of the stethoscope. Em *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* (Vol. 24, pp. 84 - 86).
- Hedayioglu, F., Mattos, S., & Coimbra, M. (2009). A Survey of Audio Processing Algorithms for Digital Stethoscopes. *Proc. of HealthInf*. Porto.
- Huang, N., Shen, Z., Long, S., Wu, M., Shih, H., Zheng, Q., . . . Liu, H. (1998). The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. Em *Proc. Roy. Soc. London A* (Vol. 454, pp. 903–995).
- Huikuri HV, Seppanen T, Koistinen MJ, Airaksinen KEJ, Ikaheimo MJ, Castellanos, and Myerburg RJ. (1996). Abnormalities in beat-to-beat dynamics of heart rate before the spontaneous onset of life-threatening ventricular tachyarrhythmias in patients with prior myocardial infarction.
- Karmakar, A. (2012). *Biometric Identification and verification based on time-frequency analysis of phonocardiogram signal*. Rourkela: Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Department of Electronics and Communication, National Institute of Technology.
- Kim, D., & Oh, H.-S. (2009). EMD: A Package for Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum. *The R Journal*, 1, 40-46.

- Malmivuo, J., & Plonsey, R. (1995). *Bioelectromagnetism: Principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Obtido de www.bem.fi/book/06/06.htm
- Martínez-Cabeza de Vaca Alajarín, J. C. (2006). *Contribuciones al desarrollo de un sistema electrónico de ayuda al telediagnóstico de enfermedades cardiovasculares basado en el análisis de fonocardiogramas*. Cartagena: Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Departamento de Electrónica, Tecnología de Computadoras y Proyectos, Universidad Politécnica de Cartagena.
- Michael, T. A. (1999). *Auscultação do coração - Uma abordagem cardiofonética*. McGraw-Hill de Portugal, Lda.
- Netter, F. (2008). *Atlas de anatomia humana* (4ª edição ed.). São Paulo: Elsevier.
- Oliveira, J. H., Ferreira, V., & Coimbra, M. (2015). Can We Find Deterministic Signatures in ECG and PCG Signals? Em H. Loose, A. Fred, H. Gamboa, & D. Elias (Edits.), *Proceedings of the International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing* (pp. 184-189). Lisboa: SciTePress.
- Pazin-Filho, A., Schmidt, A., & Maciel, B. C. (2004). Ausculta Cardíaca: Bases Fisiológicas - Fisiopatológicas. *Medicina, Ribeirão Preto*, 208-226.
- Pessoa, L. M., Pinese, R. A., & Barros, R. A. (2007). *Visualização Digital dos Sons Cardíacos*. Belém-PA-Brasil: Instituto de Estudos Superiores da Amazônia (IESAM).
- Pincus, S. (1991). Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc Natl Acad Sci*.
- Quiceno, A., Delgado, E., Vallverd, M., Matijasevic, A., & Castellanos-Dominguez, G. (2008). Effective Phonocardiogram Segmentation Using Nonlinear. Em C. i. *Cardiology* (Ed.), 35, pp. 161-164.
- Ramos, J. P., Carvalho, P., & Coimbra, M. (2013). Towards a Time-Feature Independent Phonocardiogram Segmentation. Em 3. A. *EMBS* (Ed.), (pp. 2116-2119). Osaka, Japan.
- Reed, T. R., Reed, N. E., & Fritzon, P. (2006). Heart sound analysis for symptom detection and computer-aided diagnosis. Em *Simulation Modelling Practice and Theory* (Vol. 12, pp. 129-146). Amsterdam.
- Richman, J., & Moorman, J. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am J Physiol*.
- Richman, J.S.; Moorman, J.R. (June de 2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology*, 278 (6), H2039-49. Obtido em 2015
- Santos, M. A., & Souza, M. N. (2002). *Detecção do Primeiro e Segundo Sons Cardíacos Baseada em Análise Wavelet*. Rio de Janeiro: Tese de M.Sc., Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ.

- Singh, A., & Singh, A. K. (2011). *Biometric Identification using phonocardiogram*. Rourkela: National Institute of Technology.
- Singh, M., & Cheema, A. (Setembro de 2013). Heart Sounds Classification using Feature Extraction of. *International Journal of Computer Applications (0975-8887)*, 77, 13-17.
- Stefanini, E. Kasinki, N.; et al. (2004). *Cardiologia*. São Paulo: Manole.
- Syed, Z., Leeds, D., Curtis, D., Nesta, F., Levine, R. A., & Gutttag, J. (2007). A framework for the analysis of acoustical cardiac signals. Em *IEEE Transaction on Biomedical Engineering* (Vol. 54, pp. 651-662). New York.
- Taplidou, S. A., & Hadjileontiadis, L. J. (2006). Nonlinear analysis of heart murmurs using wavelet-based higher-order spectral parameters. 28, pp. 4502-4505. New York: IEEE, EMBS Annual International Conference.
- V. Nivitha Varghees, K.I. Ramachandran. (2014). A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis. Em *Biomedical Signal Processing and Control* (Vol. 13, pp. 174-188). Obtido em 2014
- Yuenyong, S., Nishihara, A., Kongprawechnon, W., & Tungpimolrut, K. (2011). *A framework for automatic heart sound analysis without segmentation*. Thailand: BioMedical Engineering OnLine.

Apêndices

Apêndice 1 - Compilação dos marcadores quantitativos dos sinais analisados

| | <i>FCG1</i> | <i>FCG2</i> | <i>FCG3</i> | <i>FCG4</i> | <i>FCG5</i> |
|-----------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>OV</i> | 0.0451 | 0.0231 | 0.0808 | 0.0752 | 0.0773 |
| <i>ApEn</i> | 0.2909 | 0.3328 | 0.0953 | 0.0179 | 0.1243 |
| <i>SampEn</i> | 0.4745 | 0.5500 | NaN | 0.6931 | 1.0986 |
| <i>Média ciclo cardíaco</i> | 0.2663 | 0.1506 | 0.4534 | 0.3985 | 0.3872 |
| <i>Energia</i> | 0.1332 | 0.0505 | 0.1122 | 0.1879 | 0.3241 |
| <i>Área</i> | 3.0956 | 1.5072 | 2.7199 | 4.9575 | 11.4779 |
| <i>Energia Sístole</i> | 0.0868 | 0.0130 | 0.0502 | 0.0660 | 0.0582 |
| <i>Área S1</i> | 2.0355 | 0.6665 | 2.6179 | 2.2375 | 3.7917 |
| <i>Energia Diástole</i> | 0.0433 | 0.0132 | 0.0121 | 0.0231 | 0.0458 |
| <i>Área S2</i> | 0.2728 | 0.2289 | 2.2320 | 0.6829 | 0.9762 |
| <i>ES1/ES2</i> | 2.005 | 0.9849 | 4.1488 | 2.8571 | 1.2707 |

Phonocardiographic Characterization by Time-Frequency Analysis

The Hilbert-Huang Transform Approach

Andreia Espírito Santo
School of Technology and Management
Polytechnic Institute of Leiria
Leiria, Portugal
andrea.filipe.santo@gmail.com

Rui Fonseca-Pinto
Instituto de Telecomunicações, MSP-Leiria
School of Technology and Management,
Polytechnic Institute of Leiria
Leiria, Portugal
rui.pinto@ipleiria.pt

Abstract— Nowadays the use of technology as an aid to medical diagnosis is part of the routine day-to-day health care provided in hospitals. The use of technology in health assistance has increased, and even in cases where a detailed clinical physical examination can provide enough reliable information to the correct diagnosis, the diagnostic tests have assumed a central role in clinical practice, which has increased health care costs.

Classical cardiac auscultation is a powerful clinical tool that, despite having some limitations, may be enhanced by the acquisition, storage and processing of the phonocardiogram (PCG) signal and their functional characterization by the use of cardiac sounds and its features in a quantitative way.

In this work the normal PCG characterization using the Hilbert-Huang Transform is presented, allowing for identification of quantitative features to use these markers in the cardiac dysfunction analysis by PCG in heart diseases. This characterization will establish normal markers of cardiac function whose comparison with pathological sounds will contribute to establish a low-cost evaluation in cardiovascular medicine.

Keywords— Time-frequency analysis; Hilbert-Huang Transform; Phonocardiography.

I. INTRODUCTION

Auxiliary diagnostic methods used in cardiovascular clinical practice are increasingly sophisticated and use the latest technology. This has been snowball budgets associated with its use in health care and, at the same time, decreasing access to them in countries with low health resources. Growing specialization in internal medicine and the perfection of advanced diagnostic techniques in this field have led to several undesirable drawbacks, namely overreliance and overutilization of laboratory tests, particularly invasive techniques for the examination of the cardiovascular system. The use of these methodologies is supposed to serve to add-on, but not to replace, a careful physical examination carried out by the clinician through cheap and non-invasive techniques. Moreover, a significant proportion of these advanced diagnostic methods use external energy, which is transmitted to

the human body to obtain an image, depending on the properties of biological tissues that interact with this constrain, from the outside (i.e., ionizing radiation, ultrasound...). Therefore there is the need to find cheap and reliable alternatives that does not depend on imaging techniques or power supply to be applied in cardiovascular disease diagnosis and follow-up.

II. PHONOCARDIOGRAPHY SIGNALS AND HEART PHYSIOLOGY

Systems physiology is characterized by typical sounds, whose main production is due to acceleration of organs or fluids, friction rubs and turbulent flow of fluids or gases [1]. Essentially is the pitch, time of occurrence, morphology and frequency content that is sensed by trained physicians and used as signs to identify functioning and diseases.

The normal heart function is cyclic and accompanied by typical cardiac sounds known as S1 and S2. The time between S1 and S2 is defined as systole and the time between S2 and S1 is known as diastole. In S2 time of occurrence there are two physiological enrolments in the end of the diastole corresponding to the closure of the pulmonary and aortic valves with a delay between them.

Beyond S1 and S2 there are other sounds due to the cardiac functioning in some diseases or functional alterations. Extra sounds (S3 and S4) and murmurs can also be identified and used as markers in some specific conditions or heart dysfunctions.

The use of digital stethoscopes, by allowing the storage and adequate processing of the signal, opens a new window for medical diagnosis assisted by engineering tools. The phonocardiogram is a record of the heart sound physiology obtained in specific sites of the thorax (precordium) using a digital stethoscope. An example of a PCG signal is presented in Figure 1.

III. THE HILBERT-HUANG TRANSFORM AND PCG CHARACTERIZATION

One of the main challenges in biomedical signal processing is the nonlinearity and nonstationarity properties among the acquired signal and embedded systems.

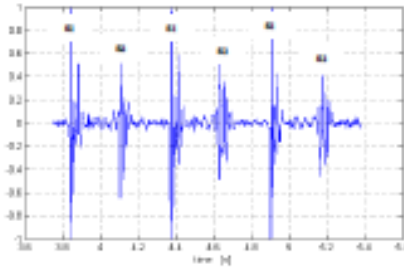


Figure 1: PCG example during three heart cycles.

Classical Fourier derived analysis, assumes these assumptions, reproducing in some cases poor and misleading results. To overcome this problem, time-frequency analysis emerged to establish new techniques and paradigm to deal with nonlinearity and non-stationarity. The approach proposed in 1998 described in [2] by Huang and his coworkers by defining the Hilbert-Huang Transform is suitable for biomedical signals once it was designed for nonlinear and nonstationarity signals, matching their physical characteristics.

A. Hilbert-Huang Transform (HHT)

The Hilbert-Huang Transform is a time-frequency signal processing technique divided in two steps. In the first part, the Empirical Mode Decomposition (EMD) step, the signal is separated in an adaptive form in a set of a signal derived Intrinsic Mode Function (IMF's). In the second part, the Hilbert Spectral Analysis (HSA), the instantaneous frequency of each IMF is obtained. The overall information in time-frequency and energy is displayed in a 2D or 3D plot known as the Hilbert Spectrum.

The EMD decomposition of a given signal s , is described in [2, 3] and is defined by a set of algorithmic steps as follows:

1. Identify all extrema of the signal s ;
2. Interpolate between minima, and obtain upper envelope (em_u);
3. Interpolate between maxima and obtain lower envelope (em_l);
4. Obtain the mean envelope (me);
5. Extract the detail by subtracting the mean to the signal ($s-me$);
6. Iterate on the residual (r).

The above procedure has to be refined by a sifting process [2] by iterating the above steps 1 to 5 and getting the detail signal ($s-me$). This sifting operation is repeated until a zero mean detail signal is achieved. After that, step 6 is executed. At the end, a set of IMF's plus a residue is achieved and the original signal can be recovered by using (1)

$$s(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i(t) + r(t), \quad (1)$$

where N is the number of IMF's and r is the residual.

To obtain the Hilbert Spectrum, the Hilbert Transform is applied in the set of IMF's previously obtained by EMD decomposition, to get an analytical signal as presented in (2)

$$z(t) = s(t) + iH(s(t)) = A(t)e^{i\varphi(t)}, \quad (2)$$

where H is the Hilbert Transform. The instantaneous frequency ω is defined by the variation in phase (4) and phase is define in (3) by

$$\varphi(t) = \arctan\left(\frac{s(t)}{H(s(t))}\right); \quad (3)$$

$$\omega(t) = \frac{d(\varphi(t))}{dt}. \quad (4)$$

The Hilbert spectrum of a signal is defined using the triad

$$\left(t, \frac{d(IMF_i)}{dt}, IMF_i^2\right). \quad (5)$$

B. HHT in PCG signals

The number of IMF's obtained by EMD decomposition it is not defined *a priori*, instead is signal dependent. According to the characteristics of the PCG, the number of IMF's obtained is high (around 20). In order to control variability factors among signals a normalization step is performed before the decomposition step. To illustrate the output of EMD, in Figure 2 the IMF's (2 to 12) of the signal in Figure 1 are shown.

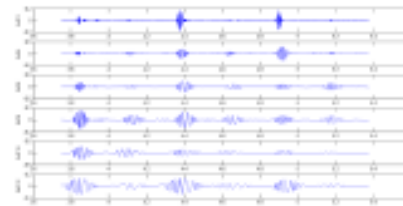


Figure 2: EMD decomposition of PCG in Figure 1. IMF's (2 to 12) with a total of 22.

This decomposition acts like a filter bank, by setting the firsts IMF's with the highest frequency content and the lower ones with decreasing frequencies. This decomposition enables the use of one IMF (or a sum of a set of them) to identify

physical phenomena within the signal. This physical identification using IMFs is of particular interest in non-stationary signals. In this case, the use of IMF2 will provide a stout identification of S1.

Next, to obtain the Hilbert-Huang Spectrum (2) to (4) is applied and the 2D time-frequency spectrum representation of the signal is presented in Figure (3).

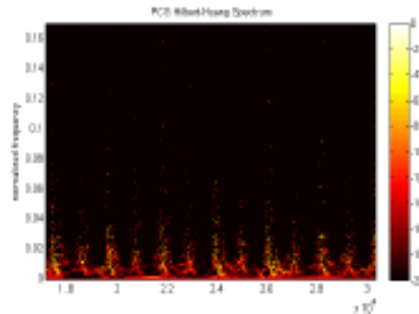


Figure 3: Time-frequency plot by HHT Spectrum of PCG.

C. Feature extraction in normal PCG

The PCG analysis does not differ substantially from other signals. As in any signal processing task, a detailed inspection in time domain is mandatory. Due to the nature of the sound range involved in auscultation and mostly, as a consequence of the natural limitations of the human ear to discriminate sounds out of the audible range, frequency analysis is thus of crucial importance. Also, the use of digital stethoscopes with a proper feature characterization of sounds can emerge to a new diagnostic tool. The use of time frequency methodologies as reported in [5, 6] and in particular the HHT can improve this goal.

Time domain features were extracted for PCG characterization which were obtained primarily by the duration of cardiac cycle. Thus, after identifying S1 an histogram of the cycle duration is obtained and is presented in Figure 4.

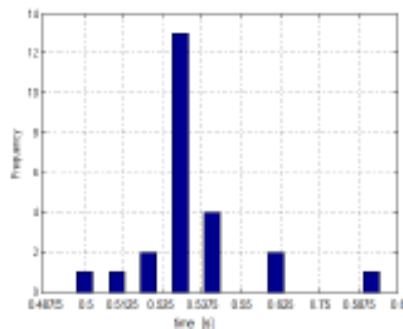


Figure 4: Distribution of cardiac cycle duration in the PCG.

The information extracted by the distribution centered on a mean value can be accompanied by an overall variation (OV), of the cardiac cycle defined (6).

$$OV = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (S1_j - \bar{S1})^2}, \quad (6)$$

where k is the number of cardiac cycles.

To quantify the complexity or irregularity of the duration of successive cardiac cycles, two measures of entropy were used. The approximate entropy (ApEnt) and the sample entropy (SpEnt) whose definition and details can be found in [4].

In the presented PCG example obtained in a healthy children from the Pascal database [7], the histogram shows a unimodal plot, mean cardiac cycle duration of 0.53 seconds, Overall variation $OV = 0.03$ s, $ApEnt = 0.0003$ e $SpEnt = 0.0028$.

Regarding frequency analysis content, the characterization of S1 was obtained by establishing a window centered in S1 peak, and by a segmentation process all windows above defined were centered on a zero instant (the peak of S1 in each case). To define a mean of S1 signal, IMFs 2 to 10 were used. The mean signal representing S1 is plotted in Figure 5.

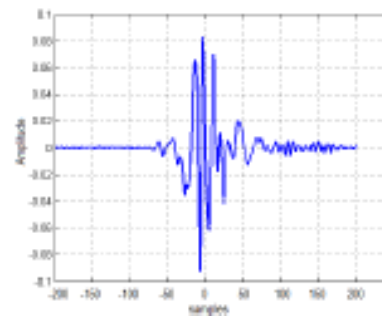


Figure 5: S1 representative obtained using segmentation of all S1 and averaging IMF2 to IMF10

The Hilbert Spectrum is then obtained and is shown in Figure 6. This representation allows identifying the frequency range of higher energy in S1. This information is important to compare with pathological PCGs, in particular in cases where extra sounds and murmurs are presented.

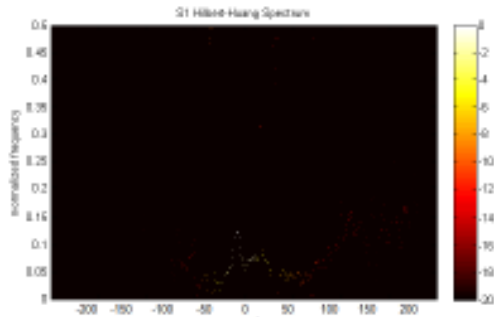


Figure 6: Time-frequency plot by HHT Spectrum of S1.

Using the information obtained in Figure 6, it is also possible to plot the instantaneous energy (IE) by summing up energy for each time instant of the S1 duration. The plot of IE is shown in Figure 7.

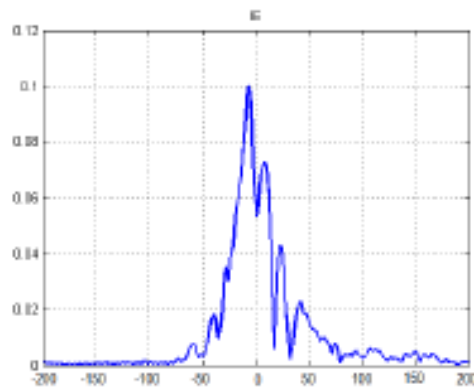


Figure 7: Instantaneous Energy for S1.

IV. CONCLUSIONS AND FUTURE WORK

The use of new technologies and its high diagnostic power made the auscultation technique lost clinical importance in recent years. This new reality has increased health spending, and decrease access to diagnosis in low-

resource countries. The auscultation technique is difficult to learn, and in addition, the human ear has physiological limitations that do not allow discriminating sounds which identification can be useful for diagnosis.

In this work a time-frequency characterization of a normal PCG is presented by extracting features in time, frequency and also using time-frequency 2D plot. The presented methodology uses the Hilbert-Huang approach, suitable for nonlinear and nonstationary signals, whose PCG, due to its inner characteristics is a peculiar representing.

In the near future the use these markers obtained in healthy PCGs will be compared with other PCGs signals in common cardiac diseases such aortic stenosis, valvular prolapse, follow up of surgical valvular replacement, etc. The proposal for identification of normal is the main objective of this work, and this information will access to establish the abnormal.

REFERENCES

- [1] Oudde, L.A., "Birth of the stethoscope", *Engineering in Medicine and Biology*, vol. 21, 2005.
- [2] Huang, N.E.; Shen, Z.; Long, S.R.; Wu, M.L.; Shih, H.H.; Zheng, Q.; Yen, N.C.; Tung C.C.; Liu, H.H.; "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc. London A*, Vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [3] Huang, N. E.; Attoh-Okine, N. O. (2005). *The Hilbert-Huang Transform in Engineering*. CRC Taylor & Francis. ISBN 978-0849334221.
- [4] Richman, J.S.; Moorman, J.R.; "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy". *Am J Physiol heart Circ Physiol*; Jan, 278(5): H2039-49
- [5] Elgendy, M.; Bobbate, P.; Jain, S.; Rutledge, J.; Coe J.Y.; Zemp, R.; Schuurmans, D.; Arafat, I.; "Time-domain analysis of heart sound intensity in children with and without pulmonary artery hypertension: a pilot study using a digital stethoscope", *Palm Circ*. 2014 Dec; 4(4): 685-695 (2014).
- [6] V. Nivitha Varghese, K.I. Ramachandran, "A novel heart sound activity detection framework for automated heart sound analysis", *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 13, September 2014, Pages 174-188 (2014).
- [7] P. Bentley, G. Noordehn, M. Coimbra, and S. Manner, "The PASCAL Classifying Heart Sounds Challenge 2011 (CHSC2011) Results." <http://www.peterjbentley.com/heartchallenge/index.html>.