

**Análise da Variabilidade do Débito Cardíaco em Animais  
Durante Simulação de Choque Circulatório**

**Gislaine Silva Vieira**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA  
AO  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA  
DA  
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
PARA  
OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE  
EM  
CIÊNCIAS

Área de Concentração: **Matemática Aplicada**  
Orientador: **Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Joyce da Silva Bevilacqua**

Durante a elaboração deste trabalho o autor recebeu auxílio financeiro da CNPq e  
Capes.

São Paulo, dezembro de 2006.

# Análise da Variabilidade do Débito Cardíaco em Animais Durante Simulação de Choque Circulatório

Este exemplar corresponde à redação final da dissertação devidamente corrigida e defendida por Gislaine Silva Vieira e aprovada pela Comissão Julgadora.

São Paulo, dezembro de 2006.

Banca examinadora:

- Prof. Dr. Joyce da Silva Bevilacqua(Orientadora) - IME-USP
- Prof. Dr. Francisco Soriano - FM-USP
- Prof. Dr. Alexandre Megiorin Roma - IME-USP

*Agradeço os meus pais,  
Valdir e Maria do Carmo e  
ao meu amado companheiro  
Eduardo que sempre me in-  
centivaram e apoiaram na  
conclusão deste trabalho.*

# AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Instituto de Matemática e Estatística, em especial à Comissão de Pós-Graduação pela oportunidade de realizar meus estudos nesta Instituição. Agradeço também ao CNPq por conceder bolsa no período de Julho de 2003 a Janeiro de 2004 e a Capes pela bolsa concedida durante o período de Fevereiro de 2004 a Julho de 2005.

Aos meus pais e ao meu esposo pelo apoio e pelo incentivo constante nesses anos que dediquei a este mestrado.

A todos os professores e colegas de pós-graduação que me ajudaram na conclusão deste projeto.

Ao Roberto Masaishi pela colaboração na primeira versão deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Francisco Soriano pelo apoio, incentivo e paciência, e sua equipe do Laboratório de Emergências Clínicas da Faculdade de Medicina da USP, que forneceu dados experimentais. À Flávia Limona pela colaboração nas horas de tirar as dúvidas sobre o experimento e os dados experimentais.

Á minha orientadora Profa. Dra. Joyce Bevilacqua, pela paciência, otimismo mesmo em situações bem adversas, pelas lições de vida e dedicação em me orientar durante esses anos de pesquisa.



# Resumo

O choque hipovolêmico foi induzido em 14 ratos machos através de sucessivos sangramentos de 3,1 ml de sangue para cada 100 g de peso. Após o período de sangrias, foi iniciado o tratamento com solução salina isotônica (7,5 % NaCl por 0,4 ml/g de peso) ou hipertônica (0,9 % NaCl por 0,4 ml/g de peso). Iniciando com o sinal basal, a aquisição de dados da pressão arterial foi feita durante todo o experimento que durou aproximadamente 30 minutos. O objetivo deste trabalho é analisar a variabilidade do débito cardíaco durante a indução do choque e identificar se o mecanismo de compensação de perda de volume está funcionando. A análise está focada no débito cardíaco porque ele depende linearmente do volume sistólico e da frequência cardíaca. Um método não invasivo foi implementado para calcular o volume sistólico diretamente do sinal da pressão arterial. A análise wavelet foi usada para encontrar as frequências principais do sinal da pressão arterial e também suas variabilidades durante cada estágio. Durante o experimento, a estabilidade do débito cardíaco era esperada, pois a frequência cardíaca deve aumentar para compensar a perda de volume. Na maioria dos casos foi observado que a frequência aumenta nos dois primeiros estágios, seguida de uma queda significativa. Como consequência o débito cardíaco diminuiu durante os estágios intermediários, mostrando que o mecanismo de compensação não estava funcionando apropriadamente. Em três casos, as frequências aumentaram somente no estágio final. Esta anomalia sugere uma investigação mais profunda incluindo resposta ao tratamento e acompanhamento da evolução do choque.

# Abstract

Hypovolemic shock was induced in fourteen male rats by successive bleeding. During 30 minutes, after base signal acquisition, 3.1ml of blood for each 100g of weight was collected. After this period, a treatment was initiated with isotonic saline solution (7.5 %NaCl each 0.4 ml/g of weight) or hypertonic (0.9 % NaCl each 0.4 ml/g of weight). The arterial pressure signal was captured during all the experiment. The goal of this work is to analyse the variability of the cardiac debit during the induction of shock and identify whether the physiological mechanism to compensate the loss of volume is working. The analysis is focused on the cardiac debit because it depends linearly on systolic volume and cardiac frequency. A non-invasive method was implemented to calculate the systolic volume directly from the arterial pressure signal. Wavelet analysis was used to find the main frequencies and also their variability during each stage. The cardiac debit stability was expected, during experiment because the cardiac frequency must increase to compensate the lost of volume. In most cases was observed that the frequency increases in the first two stages followed by a significant decrease. As a consequence the cardiac debit decreases during the intermediate stages, showing that the compensation mechanism was not working properly. In three cases the frequencies increased only in the final stage. This anomalie suggests a deeper investigation including response to treatment and shock evolution.

# Sumário

Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	vii
Introdução	1
<b>1 Indução do Choque Circulatório</b>	<b>9</b>
1.1 O choque circulatório . . . . .	9
1.2 Indução do quadro de choque . . . . .	11
<b>2 Fundamentação Teórica dos Algoritmos Implementados</b>	<b>17</b>
2.1 A Transformada de Fourier . . . . .	17
2.1.1 Espectrograma . . . . .	22
2.2 A Transformada <i>Wavelet</i> [14] . . . . .	25
2.2.1 <i>Wavelet-Mãe</i> . . . . .	28
2.2.2 Espectrograma <i>wavelet</i> - Escalograma . . . . .	34
2.3 Escolha da <i>wavelet-mãe</i> e Escala . . . . .	35
<b>3 Interface Gráfica e Algoritmos Implementados</b>	<b>37</b>
3.1 Descrição da interface gráfica . . . . .	37
3.2 R1: área gráfica dinâmica . . . . .	38
3.3 R2: parâmetros fisiológicos . . . . .	40
3.4 R3: transformada <i>wavelet</i> discreta . . . . .	42
3.5 R4: transformada <i>wavelet</i> contínua . . . . .	43
<b>4 Análise do Débito Cardíaco</b>	<b>46</b>
4.1 Escolha da <i>wavelet-mãe</i> e escala . . . . .	46
4.2 Resultados da Análise <i>Wavelet</i> . . . . .	51
4.3 Resultados do Débito Cardíaco . . . . .	53



# Lista de Figuras

1	Corte transversal do coração. À esquerda detalhe das estruturas, à direita detalhe do fluxo sanguíneo retirado de [1] . . . . .	2
2	Primeira Medida da Pressão Arterial . . . . .	3
3	Adolph Fick . . . . .	4
4	Relação entre $PaO_2$ e $\%HbO_2$ . . . . .	5
5	Esfigmomanômetro de Riva-Rocci[5]. . . . .	6
6	Curva de Termodiluição. . . . .	6
7	Tela do PICCO [9]. . . . .	7
8	Modelos de Cerutti. À esquerda Modelo 1: considera o período sistólico completo. À direita Modelo 2: considera o período do início ao pico da pressão sistólica. . . . .	7
1.1	À esquerda: Preparação para a canulação. À direita: Aparelho Biopac System Inc. . . . .	12
1.2	Identificação dos episódios na curva PA(t) durante o experimento, para o animal R1. . . . .	12
1.3	Séries temporais da PA(t) dos animais R1 ao R6 do experimento. . . . .	13
1.4	Séries temporais da PA(t) dos animais R7 ao R14 do experimento. . . . .	14
1.5	Detalhe da Curva de Pressão Arterial durante o episódio 1 do rato 2 . . . . .	15
1.6	Detalhe da Curva de Pressão Arterial durante o episódio 1 do rato 1 . . . . .	16
2.1	Gráfico da função $f(t) = 3\cos(2t - \frac{\pi}{2})$ . . . . .	18
2.2	Exemplo Sinal senoidal. . . . .	21
2.3	Espectro de amplitude do sinal senoidal da Figura 2.2 . . . . .	21
2.4	Transformada de Fourier-Janela Retangular(30 segundos) . . . . .	22
2.5	Retangular(10 seg.) . . . . .	23
2.6	Retangular(50 seg.) . . . . .	23
2.7	Retangular(100 seg.) . . . . .	24
2.8	Retangular(150 seg.) . . . . .	24

2.9	Hanning(30 seg.) . . . . .	25
2.10	Hanning(100 seg.) . . . . .	25
2.11	Fator de escala de uma função $\psi$ . . . . .	26
2.12	Algoritmo de decomposição de Mallat da TWD . . . . .	27
2.13	Haar . . . . .	28
2.14	Morlet . . . . .	29
2.15	Chapéu Mexicano . . . . .	29
2.16	<i>Wavelet</i> Daubechies . . . . .	30
2.17	<i>wavelet</i> dmey . . . . .	30
2.18	Transformada Discreta de <i>Wavelet</i> -Haar com nível 1 de decomposição	31
2.19	Transformada Discreta de <i>Wavelet</i> -Haar com nível 2 de decomposição	31
2.20	Transformada Discreta de <i>Wavelet</i> -Haar com nível 3 de decomposição	32
2.21	Exemplo do Erro= $ original - reconstruido $ . . . . .	33
2.22	Comparação entre Transformada Contínua e Discreta. . . . .	33
2.23	Espectrograma Haar . . . . .	35
2.24	Espectrograma Morlet . . . . .	35
2.25	Espectro(GWS)de Haar . . . . .	35
2.26	Espectro(GWS)de Morlet . . . . .	35
3.1	Janela principal do PASYS . . . . .	38
3.2	PASYS: Identificação dos sub-intervalos de cada episódio. . . . .	40
3.3	PASYS: após clicar no botão Derivada. . . . .	41
3.4	PASYS: cálculo dos parâmetros fisiológicos. . . . .	42
3.5	PASYS: após clicar no botão Analise. . . . .	43
3.6	PASYS: após clicar no botão Espectrograma. . . . .	45
4.1	Parâmetros para a escolha da <i>wavelet</i> -mãe. . . . .	47
4.2	<i>wavelet</i> - Morlet . . . . .	49
4.3	<i>wavelet</i> -Haar . . . . .	49
4.4	Espectrograma e GWS, fixados a <i>wavelet</i> - Morlet e MAXFREQ = 50. Do canto superior esquerdo e no sentido horário os gráficos para n igual a 32, 64, 128 e 256, respectivamente. . . . .	50
4.5	Boxplot da Frequência Máxima do sinal em função dos episódios. . .	52
4.6	Boxplot da Amplitude Máxima em função dos episódios. . . . .	53
4.7	Boxplot do Volume Sistólico. . . . .	54
4.8	Boxplot do Débito Cardíaco - Modelo1 . . . . .	56
4.9	Boxplot do Débito Cardíaco - Modelo2 . . . . .	56

5.1	Esquema da análise do banco de filtros. . . . .	68
5.2	Exemplo Boxplot. . . . .	71

# Lista de Tabelas

1.1	Identificação dos 14 animais do experimento. . . . .	13
4.1	Valores do IEE fixando MAXFREQ = 50 . . . . .	48
4.2	Resultado do IEE fixando MAXFREQ = 75 . . . . .	48
4.3	Tempo computacional para realizar o cálculo dos coeficientes de <i>wavelet-</i> Morlet. . . . .	50
4.4	Frequência Máxima para os 14 animais nos diferentes episódios. . . .	51
4.5	Amplitude Máxima para os 14 animais nos diferentes episódios. . . .	52
4.6	Volume sistólico médio para os diferentes animais e episódios. . . . .	54
4.7	Modelo 1 - DC1 . . . . .	55
4.8	Modelo 2 - DC2 . . . . .	55
4.9	Módulo da diferença entre os valores calculados nos modelos 1 e 2. . .	57



# Introdução

O sistema circulatório é composto pelo coração, artérias, veias, capilares e é responsável por manter o sangue circulando. O principal órgão deste sistema é o coração que tem por função impulsionar o sangue através das artérias. A imagem à esquerda da Figura 1 mostra um corte transversal do coração que é dividido em quatro cavidades: átrio direito (AD), átrio esquerdo (AE), ventrículo direito (VD) e ventrículo esquerdo (VE). O ventrículo direito liga-se a artéria pulmonar (AP) que conduz sangue para os pulmões, já o ventrículo esquerdo liga-se a artéria aorta (AO) que conduz sangue para todo o organismo. O átrio direito recebe as veias cava superior (VC) e inferior (VCI) e o átrio esquerdo as veias pulmonares (VP).

O início do ciclo cardíaco, denominado **sístole cardíaca**, ocorre com o batimento do coração que se contrai e impulsiona o sangue através das artérias pulmonar e aorta. Após a fase de contração inicia o movimento de dilatação do coração, chamado de **diástole cardíaca**, nesta fase o coração se enche de sangue venoso proveniente das veias, preparando-se para recomeçar o ciclo cardíaco. A passagem de sangue entre os átrios e ventrículos é regulada por duas válvulas, a tricúspide (VT) e a mitral (VM), que têm por função impedir o refluxo de sangue dos ventrículos para o átrios durante a sístole. Na imagem à direita da Figura 1 os vetores mostram o sentido do fluxo sanguíneo. Na entrada das artérias pulmonar e aorta existem válvulas reguladoras chamadas, respectivamente, pulmonar e aórtica, que impedem o refluxo de sangue das artérias para os ventrículos durante a diástole.

As artérias estão distribuídas como uma grande rede de abastecimento por todo o corpo, em geral são bem profundas, mas em alguns lugares do corpo podem ser palpadas, como é o caso da região do pescoço ou da face interna do pulso. Assim como as artérias, as veias também formam uma enorme rede, mas são mais superficiais e portanto, mais fáceis de serem visualizadas. É através das veias que o sangue retorna ao coração depois de percorrer todos os órgãos.

O fluxo sanguíneo representa a quantidade de sangue que passa por um ponto na circulação, em determinado período de tempo. Em uma pessoa adulta em re-

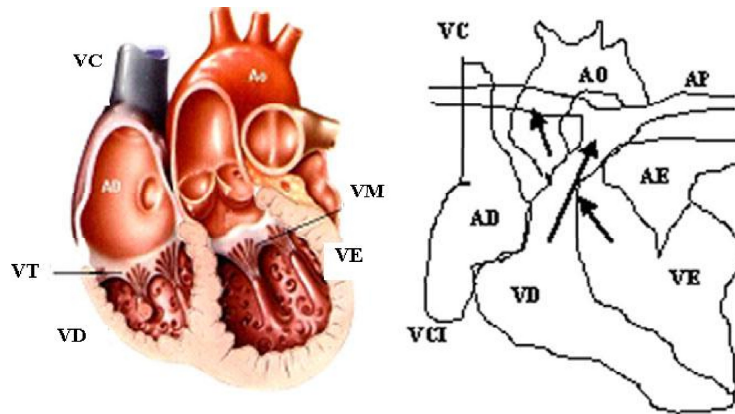


Figura 1: Corte transversal do coração. À esquerda detalhe das estruturas, à direita detalhe do fluxo sanguíneo retirado de [1]

pouso, o fluxo de sangue está em torno de 5 litros por minuto. Este fluxo é denominado **débito cardíaco (DC)** e corresponde à quantidade de sangue bombeada pelo coração em um minuto.

Segundo Guyton [2]: *"O débito cardíaco (DC) é definido como o volume de sangue sistólico (VS) multiplicado pela frequência cardíaca (FC), que é o número de batimentos cardíacos em 1 minuto"*.

$$DC = VS.FC \quad (1)$$

Matematicamente, o fluxo de um fluido ( $F$ ) através de um vaso depende de dois fatores: da diferença de pressão ( $\Delta P$ ) e da resistência do próprio vaso ( $R$ ):

$$F = \frac{\Delta P}{R} \quad (2)$$

ou seja

$$\Delta P = F.R \quad (3)$$

Isto significa que, no caso do fluxo sanguíneo temos:

$$PA = VS.FC.R \quad (4)$$

onde  $PA$  é a pressão arterial e  $R$  é a resistência periférica total. Portanto, a distribuição de sangue para os órgãos e tecidos do organismo, também está relacionada à regulação da resistência vascular.

Durante o ciclo cardíaco a pressão arterial sofre alterações muito significativas. Iniciada a sístole, a pressão no ventrículo eleva-se até superar a **pressão aórtica** e, no instante da superação, abre-se a válvula aórtica e uma determinada quantidade

de sangue, o **volume sistólico**, é ejetado para o interior do sistema arterial, até atingir um ponto de pressão máxima, denominada **pressão sistólica** ou **máxima**. Terminada a fase de ejeção de sangue para as artérias, a pressão no ventrículo cai rapidamente, mas a **pressão aórtica** cai mais lentamente até atingir um valor mínimo, momento da próxima sístole. Esta pressão máxima, ou **pressão sistólica**, em adulto jovem é de cerca de 120 mmHg, no pico de uma pulsação e 80 mmHg no seu ponto mais baixo, chamado de **pressão diastólica**.

Existem vários fatores que alteram a pressão arterial e conseqüentemente o débito cardíaco, sendo os principais relacionados com o volume sistólico e a complacência da artéria. Qualquer condição, alteração fisiológica ou doença que afete um desses dois fatores também afetará a pressão arterial, o que a torna um parâmetro extremamente importante para ser monitorado. Isso foi percebido pela comunidade médica e a história registra várias tentativas de se obter medidas confiáveis da pressão arterial. O conhecimento médico sobre o corpo humano, seus sistemas, órgãos, funcionalidades, anomalias, doenças, etc. evoluiu, assim como a ciência, inicialmente, permeado por crenças, superstições e suposições baseadas em observações parciais, dando lugar, paulatinamente a resultados mais precisos e consistentes com a introdução de métodos observacionais sistemáticos e científicos. Descrever toda essa rica evolução não é o foco deste trabalho, mas pinçamos alguns dos principais fatos dessa evolução relacionados com o sistema circulatório, com o objetivo de ilustrar a dificuldade, ainda atual, de se obter medidas precisas e não-invasivas da pressão arterial.

Em 1700, Stephen Hales (1677-1761) realizou a primeira tentativa de medição da pressão arterial (Figura 2). Improvisou um tubo de vidro como manômetro e introduziu na artéria crural (da coxa) esquerda de uma égua e media o quanto de sangue jorrava da artéria [6].



Figura 2: Primeira Medida da Pressão Arterial

O francês Jean Marie Poiseuille (1799-1869) aprimorou o aparelho de Hales para

medir pressão arterial, substituindo o tubo de vidro por um tubo em forma de U, cheio de mercúrio. Conhecido como *Hemodinamômetro de Poiseuille*, serviu de base para todos os aparelhos de medir pressão que se seguiriam [6].

A primeira tentativa de quantificar numericamente o pulso arterial, de maneira não-invasiva, foi feita por volta de 1834, pelo médico francês Hérrison e o engenheiro P. Garnier, que desenvolveram um aparelho para medir a pressão arterial. Esse aparelho possuía um reservatório de mercúrio e uma coluna graduada em milímetros. Quando colocado sobre o pulso de uma pessoa, o peso do mercúrio pressionava a artéria e assim a pulsação movia a coluna de mercúrio. Foi chamado de *esfignomanômetro* [5] [6].

A relação matemática entre as trocas gasosas e o débito cardíaco foi estabelecida por Adolph Fick (1829) através da fórmula [8]:

$$DC(ml/min) = \frac{VO_2(ml/min)}{CaO_2 - CvO_2(ml/100mlsangue)}$$

onde  $DC$  = débito cardíaco,

$VO_2$  = consumo de  $O_2$  pelo organismo e

$CaO_2 - CvO_2$  = diferença no conteúdo arteriovenoso de  $O_2$  por 100ml de sangue.



Figura 3: Adolph Fick

A partir da publicação desta fórmula em 1870, foi possível quantificar suficiência e insuficiência cardíacas e, dividindo o débito cardíaco pela frequência cardíaca, medir o volume sistólico.

Apenas em 1904, Bohr, Hasselbach e Krogh estabeleceram a correspondência entre a pressão parcial de oxigênio ( $PaO_2$  em mmHg) do sangue e a saturação da hemoglobina em  $O_2$  ( $\%HbO_2$ ), observando que a relação entre elas não é linear mas varia de acordo com uma curva em sigmoidal (Figura 4). Provaram entre outras coisas que, se  $PaO_2$  é maior que 80 mmHg a hemoglobina já se satura quase

completamente e se o valor de  $PaO_2$  é menor que 50 - 60 mmHg o  $O_2$  é liberado com grande facilidade.

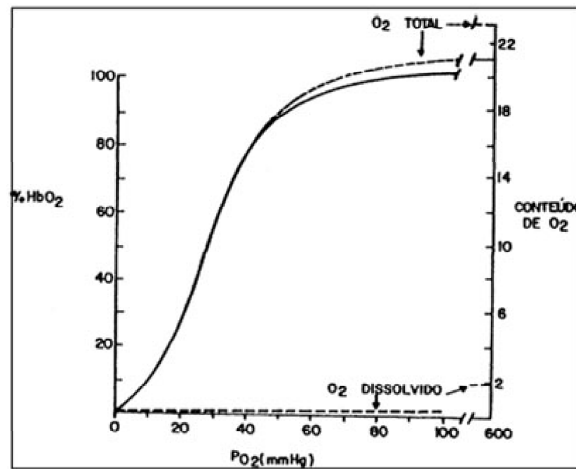


Figura 4: Relação entre  $PaO_2$  e  $\%HbO_2$ .

A curva de dissociação da  $HbO_2$  é o elo entre o modelo circulatório de Harvey e a medida do débito cardíaco. Através dela foi possível calcular corretamente o consumo de  $O_2$  pelo organismo, definindo, finalmente, as funções respiratória e cardíaca.

Também por essa época, o italiano Scipione Riva-Rocci desenvolveu um novo esfigmomanômetro (Figura 5), usando a artéria do braço para medir a pressão arterial, por ficar mais próxima da aorta. Os esfigmomanômetros atuais utilizam ainda esta tática para medir a pressão arterial.

No século passado, outras técnicas para medir o débito cardíaco de forma mais precisa foram desenvolvidas. Branthwaite e Bradley (anos 60) desenvolveram um sensor térmico (termistor) para medição do débito cardíaco, o qual registra a curva de resfriamento do sangue quando injetado um pequeno volume de solução fisiológica na corrente sanguínea. A área sob a curva no início da injeção da solução até onde a temperatura retorna ao seu valor inicial é o valor do débito cardíaco (Figura 6)[8].

Na década de 80 foi introduzido o método de *Dopple*, que utiliza o ultra-som e o efeito Doppler para medir o débito cardíaco. A velocidade do sangue através da aorta causa um "desvio Doppler" na frequência de retorno das ondas de ultra-som. A medida da área da seção transversal da aorta descendente combinada com a velocidade de fluxo, permite o cálculo do débito cardíaco. Outra técnica utiliza a *Pletismografia por Impedância*, desenvolvida pela NASA e calcula o débito cardíaco através das mudanças na resistência elétrica, à medida que o coração bate.



Figura 5: Esfignomanometro de Riva-Rocci[5].

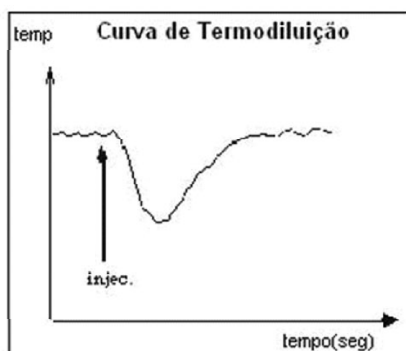


Figura 6: Curva de Termodiluição.

Nos últimos anos alguns softwares que fazem a análise hemodinâmica contínua foram desenvolvidos, o PICCO e LIDCO-plus. Ambos fornecem a análise contínua de contorno de pulsação, pressão sanguínea arterial, frequência cardíaca, volume de ejeção, variação de volume de ejeção, débito cardíaco transpulmonar, entre outras informações ( Figura 7). Apesar da precisão a grande desvantagem destes dois métodos é o fato de serem invasivos, pois é necessário a inserção de um cateter na artéria femoral ou axilar. Seguindo a tendência atual para equipamentos e métodos de monitoração de pacientes, vários estudos têm sido desenvolvidos com objetivo de criar técnicas não-invasivas para avaliar funções fisiológicas do sistema circulatório a partir da curva da pressão arterial. Um deles é o trabalho do pesquisador francês Cerutti, que estudou a curva da pressão arterial em humanos, apresentando dois modelos estatísticos para estimar o volume de sangue produzido por batimento cardíaco [11].

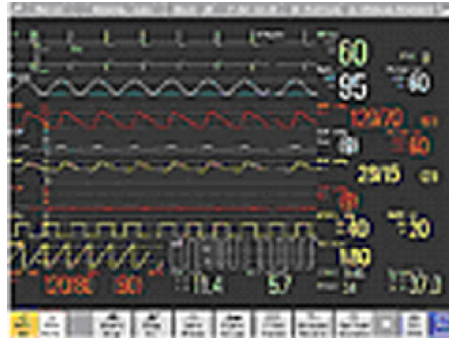


Figura 7: Tela do PICCO [9].

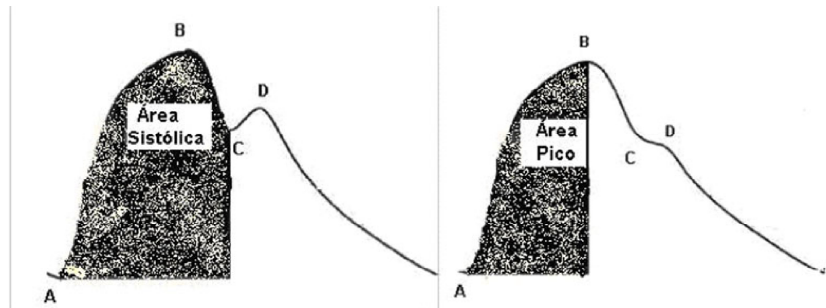


Figura 8: Modelos de Cerutti. À esquerda Modelo 1: considera o período sistólico completo. À direita Modelo 2: considera o período do início ao pico da pressão sistólica.

Nos dois modelos o débito cardíaco é calculado através da integral da curva de pressão arterial, no intervalo definido pela área escura. No Modelo 1, imagem à esquerda da Figura 8, esse intervalo vai do início (A) ao final (C) da sístole. No Modelo 2, a integral é calculada entre o ponto inicial (A) e o pico da sístole (B).

Cerutti mostrou que os dois modelos estão altamente correlacionados com os valores medidos para o débito cardíaco por outras técnicas, porém, aponta a grande dificuldade de detecção dos pontos B e C, principalmente em estados críticos do paciente. Apesar dessa dificuldade, a medida do débito cardíaco pela análise da curva de pressão arterial é segura e confiável, até mesmo em pacientes com profunda instabilidade hemodinâmica [12].

A evolução dos equipamentos e técnicas de medição e a aquisição contínua do sinal da pressão arterial possibilitam o uso de métodos matemáticos para o estudo do sinal. Neste trabalho, iremos estudar as séries temporais de curvas de pressão arterial em condições fisiológicas normais e durante a indução do estado de choque

circulatório. Implementamos um algoritmo para detecção dos pontos A e B na curva da pressão arterial, utilizados no cálculo do volume sistólico baseado no modelo 2 de Cerutti. A frequência cardíaca é obtida de duas formas diferentes. A primeira, também baseada na detecção de A e B, conta quantos ciclos completos estão contidos num intervalo de interesse. Na segunda, a frequência cardíaca é obtida através da transformada *wavelet* aplicada a pressão arterial. O objetivo principal é avaliar se é possível estabelecer critérios que identifiquem precocemente, uma evolução do paciente.

No monitoramento contínuo de pacientes, além da pressão arterial, frequência cardíaca, débito cardíaco, volume sistólico, vários outros parâmetros fisiológicos são medidos para auxiliar no diagnóstico e definição de conduta. A identificação de uma anomalia precoce em qualquer um dos parâmetros, sugerindo uma evolução desfavorável do paciente, poderia redefinir a estratégia de tratamento. Nossa análise está longe de identificar situações críticas, no entanto, propõe um estudo complementar às técnicas já utilizadas.

No Capítulo 1 descrevemos o experimento que simula o estado de choque. No Capítulo 2 apresentamos uma breve exposição teórica sobre representação de sinais periódicos, transformadas *wavelets* e características das famílias de *wavelet*-mãe. No Capítulo 3 apresentamos os dois algoritmos principais: o que calcula o débito cardíaco utilizando o modelo de Cerruti e o que aplica a transformada *wavelet* no sinal. Resultados e discussões são apresentados no Capítulo 4.



# Capítulo 1

## Indução do Choque Circulatório

Neste capítulo descreveremos o experimento que induziu o estado de choque em 14 ratos machos. Identificaremos no sinal da pressão arterial cada episódio do experimento, para cada animal. Detalhes sobre a curva da pressão arterial que nortearam a construção dos algoritmos também são discutidos.

### 1.1 O choque circulatório

Em um estado de saúde normal o coração bombeia sangue através das artérias para alimentar órgãos e tecidos do corpo com oxigênio e nutrientes. Entretanto, algumas vezes ocorrem anomalias de diversas naturezas e o corpo não consegue fazer com que o sangue chegue aos órgãos e tecidos, levando ao choque circulatório.

*”O choque circulatório significa inadequação generalizada do fluxo sanguíneo através de todo o corpo, a ponto de os tecidos serem danificados em virtude de um fluxo extremamente precário, especialmente um fornecimento insuficiente de oxigênio às células teciduais[2].”*

Os choques circulatórios mais comuns são: **hipovolêmico**, **cardiogênico** e **séptico**. O **hipovolêmico** se dá quando existe uma diminuição do volume de fluídos (sangue) no corpo, na maioria das vezes causado por acidentes de trânsito e hemorragias. O **cardiogênico** é caracterizado por um bombeamento diminuído do coração, causado muitas vezes pela doença de Chagas ou infarto no miocárdio. O choque **séptico**, conhecido antigamente como ”envenenamento do sangue”, é resultado da disseminação e expansão de uma infecção bacteriana que se estende por todos os tecidos e órgãos do corpo, levando a deterioração do sistema circulatório de forma progressiva. O choque **séptico** é o choque que mais causa morte em pacientes internados, em virtude dos diferentes tipos de infecção bacteriana. Pela gravidade da

doença e suas implicações que envolvem órgãos e sistemas é evidente a importância do estudo do choque circulatório.

Independente da causa, o choque circulatório pode ser dividido em três estágios: **não-progressivo**, **progressivo** e **irreversível**. No estágio **não-progressivo** a passagem de sangue pelos tecidos e órgãos é deficiente, mas não a ponto de levar a um ciclo vicioso de deficiência, ou seja, o choque não é intenso o bastante para causar sua própria progressão e neste estágio existem mecanismos que realizam a compensação suficiente para prevenir a deterioração da circulação e a pessoa acaba se recuperando. O choque se torna **progressivo** quando a perda de sangue ultrapassa uma certa quantidade crítica. No estágio **progressivo** o choque já alcançou um nível que o sistema circulatório começa a se deteriorar e que resulta num ciclo vicioso, isto é, o próprio choque gera ainda mais choque, que pode levar a morte a menos que se estabeleça um tratamento apropriado. Depois que o choque ultrapassou o estágio progressivo, qualquer terapia ou tratamento é incapaz de reverter o processo, pois o sistema circulatório continua a se deteriorar e a morte vem logo em seguida. Neste caso, dizemos que a pessoa está num estágio **irreversível** de choque.

No choque circulatório, vários parâmetros fisiológicos sofrem variações significativas, entretanto, neste trabalho, estamos interessados apenas em avaliar as alterações sofridas na **pressão arterial** e, conseqüentemente, no **débito cardíaco** durante o decorrer do processo. A pressão arterial depende basicamente de quatro fatores: a frequência cardíaca, a contratilidade das artérias, o volume circulante de sangue e a densidade do sangue. É importante salientar a estreita relação entre **débito cardíaco** e **pressão arterial**, já que os parâmetros que definem o débito cardíaco constituem os fatores que promovem alterações na pressão arterial. Como definido na introdução, das equações (1) e (4) obtém-se:

$$PA = DC.R \quad (1.1)$$

Várias alterações podem se manifestar através de variações na pressão arterial. Um simples susto, por exemplo, provoca uma descarga de adrenalina no corpo, induzindo o aumento da pressão arterial. Outras alterações podem ser provocadas por doenças, tais como insuficiência renal, tumores, sem falar na própria doença hipertensiva.

Neste trabalho, iremos estudar o sinal da pressão arterial  $PA(t)$ , durante a indução de um quadro de choque. O objetivo é verificar se é possível identificar quadros evolutivos desfavoráveis ainda nos estágios iniciais do processo. Enfatizamos que esta análise é puramente teórica e visa avaliar se a variabilidade da pressão arter-

ial pode ser utilizada como parâmetro auxiliar de monitoração do quadro de choque, já que é uma técnica não-invasiva.

O experimento, no qual a análise se baseia será descrito a seguir.

## 1.2 Indução do quadro de choque

Uma série de fatores desencadeia o quadro de choque e este, por sua vez, promove alterações significativas no organismo que podem levar a um processo irreversível. O experimento descrito a seguir, tem por objetivo acompanhar o processo de indução do estado de choque em uma situação controlada. A coleta de dados foi realizada no Departamento de Emergências Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo, sob a coordenação do professor Dr. Francisco Soriano e consistiu basicamente na retirada de volume sanguíneo de 14 ratos machos Wistar, com pesos variando de 250 a 380 gramas.

O experimento consistiu em duas etapas: preparação e sangria. A preparação ocorreu no primeiro dia, quando cada animal recebeu uma dose de anestesia (hidrato de cloral 10%) proporcional ao seu peso corporal de 0,3 ml por cada 100 g de peso. Após a anestesia introduziu-se e fixou-se uma cânula em sua artéria femural. A imagem à esquerda da Figura (1.1) apresenta a preparação para a canulação. No segundo dia, iniciou-se o processo de sangria e coleta de dados. Os primeiros 30 minutos são divididos em 8 episódios. O primeiro episódio  $E_0$  é sempre o sinal basal (normal sem sangria) do animal. Os episódios de 1 a 7, representam as sucessivas sangrias que dependem do peso do animal. Pela cânula introduzida na artéria foram realizados sangramentos de 3,1 ml por 100g de peso corpóreo do animal. O episódio 8 identifica o término das sangrias e corresponde à observação de mais 30 minutos da pressão arterial média e da frequência cardíaca. Após esta observação o animal foi tratado com solução salina isotônica (7,5% de NaCl - 0,4 ml/grama de peso) ou hipertônica (0,9% de NaCl - 3,5 ml por grama de peso) e a observação nesse período corresponde ao episódio 9.

Os dados de pressão arterial média e frequência cardíaca foram coletados através de um receptor introduzido no animal através da cânula. O sinal foi tratado e armazenado pelo aparelho Biopac System Inc, (imagem à direita da Figura(1.1)), a uma frequência de 200 amostras por segundo. Os dados são exportados no formato de arquivo TXT.



Figura 1.1: À esquerda: Preparação para a canulação. À direita: Aparelho Biopac System Inc.

A Figura (1.2) apresenta a distribuição dos dados de um único animal e a identificação dos episódios:

- $E_0$ : Curva de controle. Sinal coletado antes do início do sangramento.
- $E_k$ : Episódio  $k$  do sinal após ter sido realizado o  $k$ -ésimo sangramento. No experimento  $k$  varia de 1 a 7.
- $E_8$ : Episódio 8. Período de 30 minutos de observação após término das sangrias.
- $E_9$ : Episódio 9. Sinal após ter sido feito o tratamento com injeção no rato de solução salina ou hipertônica.

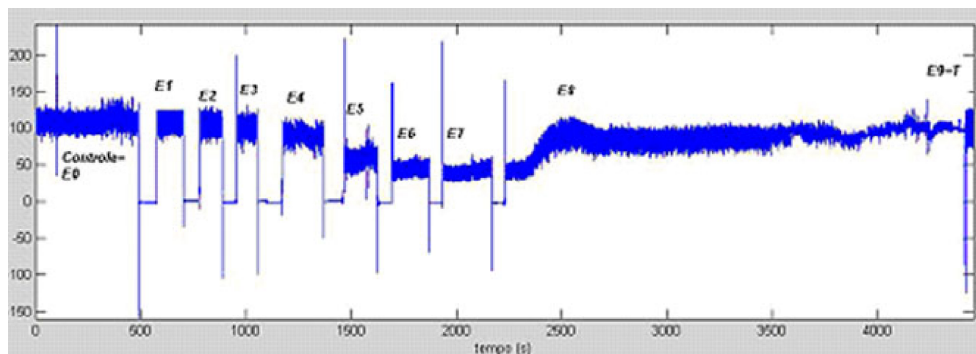


Figura 1.2: Identificação dos episódios na curva  $PA(t)$  durante o experimento, para o animal R1.

As regiões sem sinal (pressão nula) delimitam o fim e o começo dos episódios. Observa-se na curva da Figura (1.2) uma queda significativa do valor médio da pressão arterial nos episódios mais próximos do final o que já era esperado, seguida de uma recuperação relativamente rápida para valores próximos ao basal.

Os dados dos 14 experimentos estão identificados por  $Rn, n = 1, 2, \dots, 14$ . A cada experimento está associado um arquivo .txt que contém dados de pressão e frequência, o peso inicial e a solução recebida no tratamento, como mostra a Tabela (1.2). As séries temporais de cada animal são exibidas nas Figuras (1.3) e (1.4).

Identificação do animal	Peso(gramas)	Tratamento(solução aplicada)
$R1$	378	Hipertônica
$R2$	262	Hipertônica
$R3$	323	Salina
$R4$	335	Hipertônica
$R5$	376	Hipertônica
$R6$	250	Salina
$R7$	323	Salina
$R8$	313	Hipertônica
$R9$	293	Hipertônica
$R10$	316	Salina
$R11$	333	Hipertônica
$R12$	358	Salina
$R13$	296	Salina
$R14$	319	Salina

Tabela 1.1: Identificação dos 14 animais do experimento.

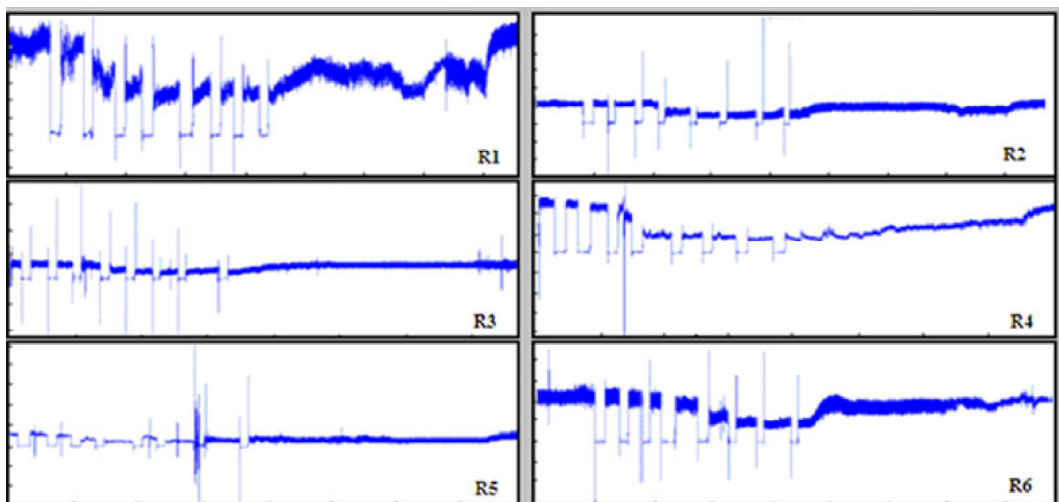


Figura 1.3: Séries temporais da  $PA(t)$  dos animais  $R1$  ao  $R6$  do experimento.

Para qualquer um dos gráficos, a escala do eixo  $y$  corresponde aos valores de  $PA(t)$  e varia de -150 a 300 mmHg, a do eixo  $x$ , varia de 0 a 4000 s. No último

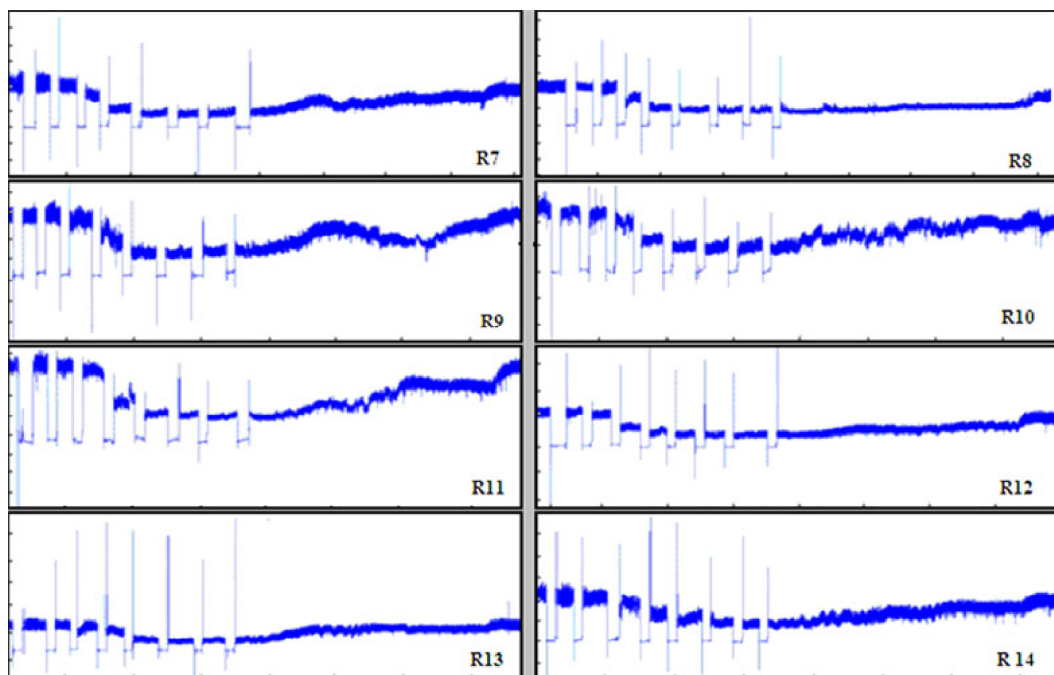


Figura 1.4: Séries temporais da  $PA(t)$  dos animais R7 ao R14 do experimento.

episódio, que corresponde à fase de recuperação, foi realizado o tratamento simulando a recuperação de volume líquido do animal. Observamos que os animais, R1, R9, R10 e R11 apresentam grandes oscilações de baixa frequência na fase de recuperação. Já os animais R2, R3, R5, R8, R12 e R13 apresentam uma recuperação suave do patamar inicial da pressão arterial. A partir dos episódios E3 e E4 todos apresentam uma redução no patamar médio de oscilação, que já era esperado, pois foi retirado volume de sangue e uma das respostas do organismo é a aceleração no batimento cardíaco para compensar esta retirada.

Estas primeiras observações são de caráter empírico e genérico, sendo baseadas apenas nas informações dos gráficos.

Sabemos que a pressão arterial é diretamente proporcional ao volume de sangue ejetado na artéria, a frequência cardíaca e a resistência periférica total, portanto, a variação de qualquer um destes parâmetros implica na variação da pressão arterial. Fazendo um "zoom" em qualquer um dos episódios podemos observar detalhes da curva da  $PA(t)$  durante um batimento cardíaco. A Figura (1.5) mostra 4 ciclos completos retirados do episódio 1 do experimento R2.

O ponto de mínimo A identifica o momento da sístole cardíaca, ou seja, o início do batimento cardíaco quando o sangue é bombeado para o corpo. Imediatamente após a sístole ocorre uma elevação da pressão arterial que termina com uma br-

usca incisura pouco antes do fechamento da válvula aórtica, identificada pelo ponto B. Esta incisura ocorre quando o ventrículo se relaxa, fazendo com que a pressão intra-ventricular comece a cair rapidamente e o refluxo de sangue da aorta para os ventrículos permite que a pressão aórtica também diminua. Após a incisura ocorre um lento declínio da pressão, até atingir o ponto mínimo C que representa o refluxo de sangue da aorta para os ventrículos, indicando fim da sístole e o início da diástole cardíaca. Este refluxo faz com que a válvula aórtica se feche de repente e é neste momento que ocorre o ponto máximo local D. Estes pontos A, B, C e D são os mesmos identificados no trabalho de Cerutti [11].

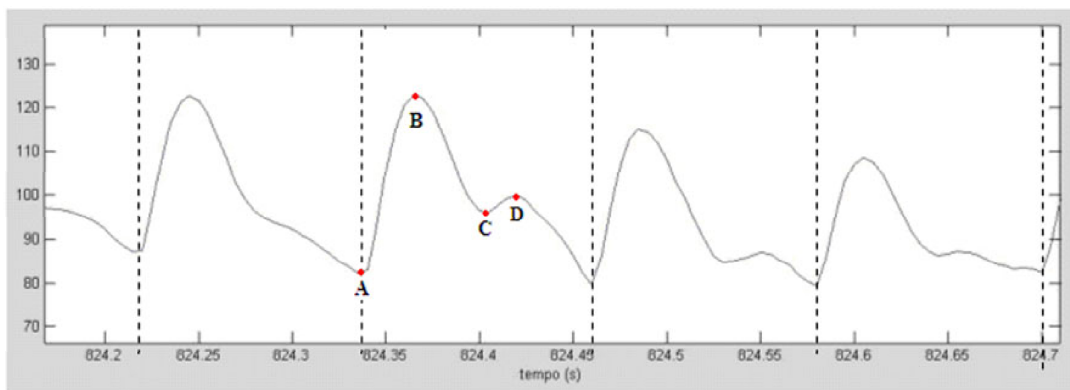


Figura 1.5: Detalhe da Curva de Pressão Arterial durante o episódio 1 do rato 2

Quando o sinal da pressão arterial é capturado na raiz da aorta os pontos C e D são distinguíveis, mas existe uma grande dificuldade em distinguí-los quando o sinal é capturado em artérias periféricas, como é o caso deste trabalho. A Figura (1.6) nos mostra uma curva de pressão arterial, capturada durante o experimento, onde não é possível identificar os pontos C e D. Em função desta restrição, os cálculos do volume sitólico foram feitos com base no Modelo 2 de Cerutti, pois os pontos A e B são sempre identificáveis.

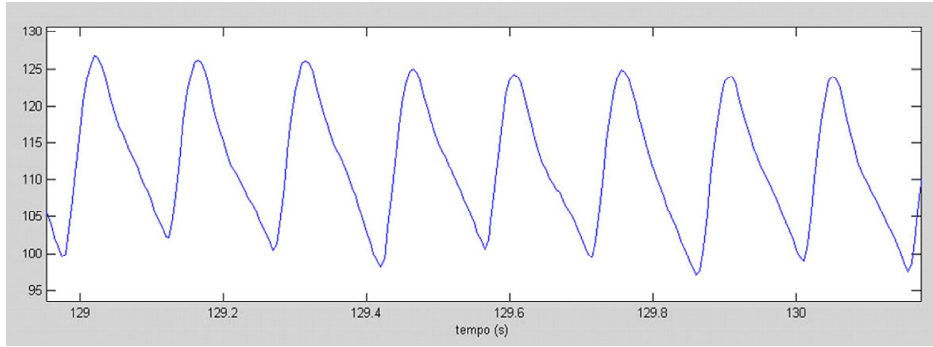


Figura 1.6: Detalhe da Curva de Pressão Arterial durante o episódio 1 do rato 1

Em nossa implementação numérica os pontos de máximo e mínimo locais ou globais são calculados através da derivada discretizada da pressão arterial, onde foram excluídas as variações provenientes de ruídos ou erros de captura, que podem gerar falsos pontos críticos.

No próximo capítulo apresentaremos a base teórica para a análise de sinais periódicos ou quase-periódicos. Através da transformada *wavelet* será possível fazer uma análise sistemática desses dados, viabilizando o estudo do débito cardíaco.



# Capítulo 2

## Fundamentação Teórica dos Algoritmos Implementados

A curva da pressão arterial é classificada como um sinal quase-periódico não-estacionário, o que significa que suas características intrínsecas variam com o tempo.

Neste capítulo apresentamos os conceitos básicos sobre a representação de sinais periódicos, os fundamentos da análise de Fourier e *Wavelets*. Para o estudo do sinal da pressão arterial, detalhamos a escolha da *wavelet*-mãe e seus parâmetros. Através da transformada *wavelet* do sinal da pressão arterial obtemos as frequências do sinal.

### 2.1 A Transformada de Fourier

Um sinal  $f(t)$  é dito *periódico* se ele satisfaz a seguinte condição:

$$f(t) = f(t + T) \quad (2.1)$$

para qualquer  $t$ , onde  $T$ , chamado **período fundamental** do sinal, é a menor constante, com valor em radianos, que satisfaz a equação (2.1) e identifica o intervalo a partir do qual a função  $f(t)$  volta a se repetir.

O inverso de  $T$ ,  $f_0 = \frac{1}{T}$ , é definido como **frequência fundamental** do sinal e mede, em hertz, o número de vezes que ocorre a repetição deste sinal no período  $T$ . A **frequência angular** é definida como  $\omega_0 = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f_0$ .

Por exemplo, a Figura (2.1) nos mostra o gráfico da função  $f(t) = \cos(2t - \frac{\pi}{2})$ , onde  $T = \pi$ ,  $f_0 = \frac{1}{\pi}$  e  $\omega_0 = 2$ . Isto significa que a função  $f(t)$  se repete 2 vezes enquanto  $t$  percorre o intervalo de tamanho  $2\pi$ . Na literatura é bastante comum encontrarmos a frequência angular  $\omega_0$  indicada simplesmente como frequência. Em

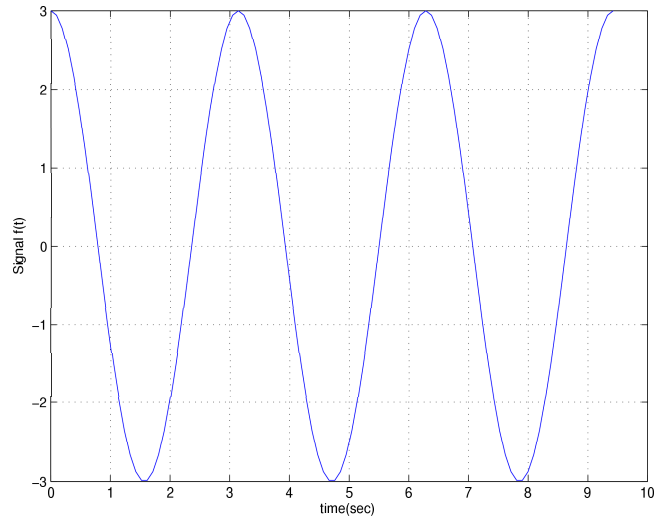


Figura 2.1: Gráfico da função  $f(t) = 3\cos(2t - \frac{\pi}{2})$

1822 o matemático francês Jean Baptiste Joseph Fourier publicou sua obra "*Theorie analytique de la Chaleur*", onde um tratamento matemático foi dado para o problema da condução térmica. Em seu tratado, Fourier também propôs que toda função periódica  $f(t)$  poderia ser aproximada por uma série. Este tratado original de Fourier estava longe do rigor que é exigido hoje, pois muitas hipóteses foram tomadas sem demonstração, como por exemplo, a idéia de somas de séries infinitas, definição de convergência e convergência uniforme, que ainda não tinham sido estabelecidas. Entretanto, representou um grande avanço. Alguns anos mais tarde o matemático Dirichlet definiu as condições necessárias que garantem a convergência da série para a função  $f(t)$ :

1. A função  $f(t)$  tem um número finito de descontinuidades num período.
2. A função  $f(t)$  tem um número finito de máximos e mínimos num período.
3. A função  $f(t)$  é absolutamente integrável em um período, isto é, a integral  $\int_{T/2}^{-T/2} |f(t)| dt < \infty$  é finita.

Em sua forma rigorosa, o **Teorema de Fourier** diz que uma função periódica  $f(t)$  com período  $T$ , que satisfaz as condições de Dirichlet, pode ser escrita como a somatória:

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \sin(n\omega_0 t) \quad (2.2)$$

onde  $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$  e os coeficientes  $a_0, a_n$  e  $b_n$  são dados pelas expressões:

$$\begin{aligned} a_0 &= \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) dt \\ a_n &= \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots, \\ b_n &= \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin(n\omega_0 t) dt \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots, \end{aligned} \quad (2.3)$$

A equação ( 2.2 ) é chamada de *série de Fourier* e também pode ser escrita como:

$$f(t) = C_0 + \sum_{n=1}^{\infty} C_n \sin(n\omega_0 t - \theta_n) \quad (2.4)$$

onde:  $C_0 = \frac{a_0}{2}, C_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2}$  e  $\theta_n = \arctg(\frac{b_n}{a_n}) n = 1, 2, \dots$

A componente senoidal de frequência  $\omega_n = n\omega_0$  na equação (2.4) é chamada **n-ésimo harmônico** da função periódica  $f(t)$ . O primeiro harmônico é denominado **componente fundamental**, porque tem o mesmo período que a função  $f(t)$ , e  $\omega_0 = 2\pi f_0 = \frac{2\pi}{T}$  é chamada de **frequência angular fundamental**. Os coeficientes  $C_n$  e os ângulos  $\theta_n$  são conhecidos, respectivamente, como **amplitudes harmônicas** e **ângulos de fases**. No Apêndice 1 encontram-se os detalhes dos cálculos para obtenção dos coeficientes da série de Fourier.

Apesar da restrição do teorema a funções periódicas, na prática, vários problemas que envolvem funções quase-periódicas podem utilizar o método de Fourier, que pode ser estendido inclusive a funções não-periódicas.

Isto significa que é possível analisar praticamente qualquer sinal em termos de suas componentes de frequências, através da transformada de Fourier.

Se  $f(t)$  é uma função contínua a **Transformada de Fourier Contínua (TFC)** é definida por

$$F(\omega) = F[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (2.5)$$

e, analogamente a **transformada inversa**  $F^{-1}$ ,

$$F^{-1}[F(\omega)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (2.6)$$

A equação (2.5) transforma uma função  $f(t)$  definida no domínio do tempo  $t$  em sua função equivalente  $F(\omega)$  definida no domínio de frequência  $\omega$  e a equação (2.6) inverte o processo. Em outras palavras, a equação (2.5) exhibe as informações da função em um espectro de frequência e a equação (2.6) em função no tempo. A função  $F(\omega) = F[f(t)]$  é complexa e pode ser escrita como:

$$F(\omega) = R(\omega) + jX(\omega) = |F(\omega)|e^{j\phi(\omega)} \quad (2.7)$$

onde  $|F(\omega)|$  é chamado **espectro de amplitudes** de  $f(t)$  e  $\phi(\omega)$  é o **espectro de fases** de  $f(t)$ .

Quando a função estudada é uma função discreta  $f(t_k)$  para  $0 \leq k \leq N - 1$  devemos usar a **transformada de Fourier discreta (TFD)**, definida pela função:

$$F = \sum_{k=0}^{N-1} f(t_k) e^{\frac{-2\pi j t_k}{N}} \quad (2.8)$$

onde  $0 \leq k \leq N - 1$  e, de modo análogo, a **Transformada Inversa de Fourier Discreta** é dada por:

$$f = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} F(\omega_k) e^{\frac{j2\pi k t}{N}} \quad (2.9)$$

onde  $0 \leq k \leq N - 1$ .

Um algoritmo computacional muito eficiente para calcular a transformada de Fourier discreta é a **Transformada Rápida de Fourier (FFT-** do inglês *Fast Fourier Transform*), calculado com base na equação (2.8) quando  $N$  é uma potência de dois.

Para ilustração vamos tomar a função:

$$f(t) = \begin{cases} \sin(0.1 t), & t \in [0, 100] \\ \sin(0.02 t), & t \in [100, 200] \\ \sin(0.2 t), & t \in [200, 300] \end{cases} \quad (2.10)$$

Para este sinal calculamos a FFT e apresentamos seu espectro de amplitude na Figura (2.3) onde os eixos x e y correspondem, respectivamente, a frequência e amplitude. O gráfico da função é apresentado na Figura (2.2).

A informação fornecida pela FFT diz respeito à frequência do sinal, ou seja, o espectro nos mostra onde ocorrem os picos de frequência, que no caso estão em 0.02, 0.1 e 0.2 Hz como esperado. Entretanto, esta transformada não identifica quando eles ocorrem. Por exemplo, dada uma seqüência de notas musicais, dó, ré e mi, a FFT identifica com picos de frequência em dó, ré e mi que essas notas foram tocadas, mas não distingue essa seqüência da seqüência, mi, dó ré. Portanto, pela FFT é possível identificar todas as frequências presentes em um sinal, mas não é possível identificar no tempo quando elas ocorrem.

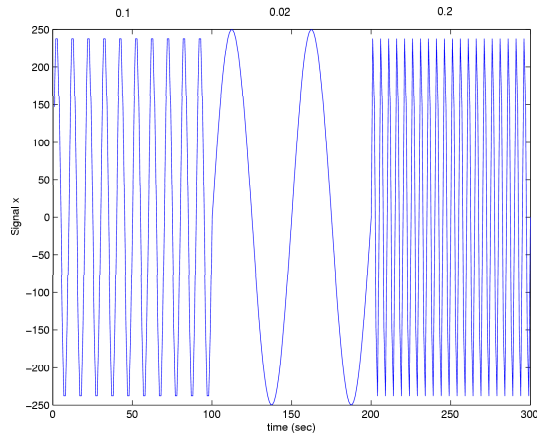


Figura 2.2: Exemplo Sinal senoidal.

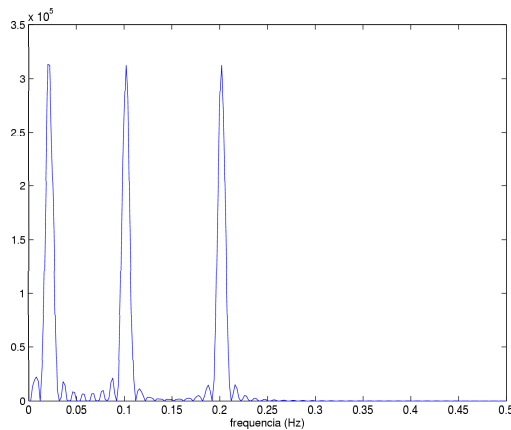


Figura 2.3: Espectro de amplitude do sinal senoidal da Figura 2.2

Um modo de contornar este problema é dividir o sinal em sub-intervalos e aplicar a transformada de Fourier a cada um deles, obtendo assim informações sobre a distribuição da frequência ao longo do tempo. No caso do exemplo da seqüência de notas musicais, a transformada de Fourier aplicada a períodos de tempos mais curtos, (*STFT*- do inglês *Short-Time Fourier Transform*), distingue a seqüência de notas além da intensidade e duração de cada uma delas.

Matematicamente, a **transformada de curto termo de Fourier (STFT)** de um sinal  $f(t)$  com  $t \in [a, b]$  e  $N$  pontos, pode ser definida como:

$$F(p, \omega) = \sum_{k=1}^N f(t_k)w(t_k - p)e^{-i\omega t_k} \quad (2.11)$$

onde  $w(t, p)$ , também identificado como janela do intervalo  $[a, b]$ , é uma função que delimita o sub-intervalo de  $[a, b]$  que será analisado. Existem várias possibilidades para a definição de  $w(p)$ , sendo a mais simples a janela *retangular*, definida por 1

no sub-intervalo que se quer analisar e zero fora desse intervalo. O parâmetro  $p$  identifica a posição da janela dentro do sinal  $f(t)$  e a outra escolha importante é o tamanho da janela.

### 2.1.1 Espectrograma

O módulo ao quadrado da transformada de curto termo de Fourier

$$|F(p, \omega)|^2 \quad (2.12)$$

é chamado **espectrograma** do sinal e representa a evolução da frequência dos termos (ou do espectro) do sinal em função do tempo. O eixo  $z$  representa as amplitudes de cada termo que são representadas através de uma escala de cores convencionalmente previamente.

Para a função(2.10), calculamos o espectrograma da transformada de curto termo de Fourier com janela retangular de 30 segundos. O resultado está ilustrado na Figura (2.4) na qual o eixo  $x$  representa o tempo(em segundos) e o eixo  $y$  representa a escala de frequência (em Hz) e o eixo  $z$  representa as amplitudes de cada termo e pode ser representada através de uma escala de cores previamente convencionalmente. No espectrograma são edentificadas 3 diferentes frequências, pelas cores vermelha, amarela e verde:

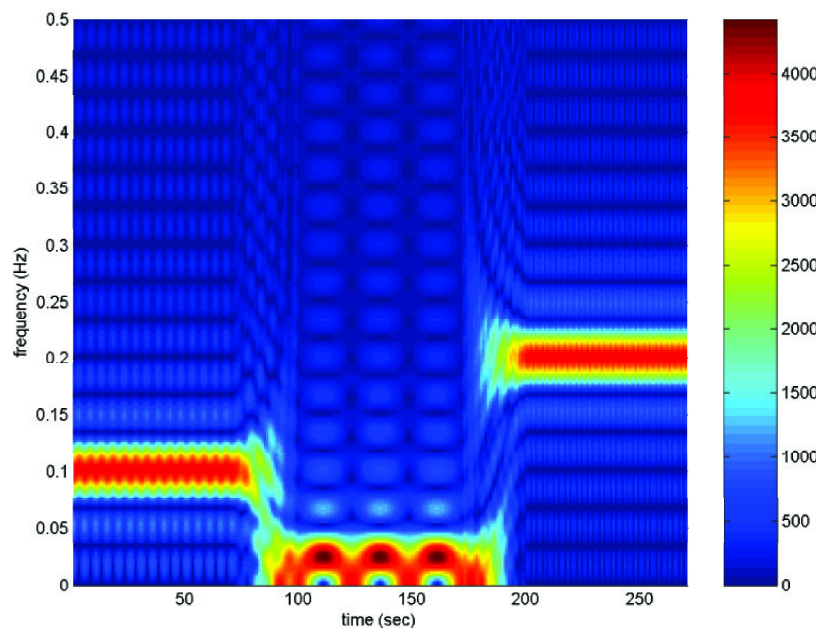


Figura 2.4: Transformada de Fourier-Janela Retangular(30 segundos)

- 0.1 Hz: nos primeiros 100 segundos;
- 0.02 Hz: de 100 a 200 segundos e;
- 0.2 Hz: de 200 a 300 segundos.

O espectrograma apresentado aqui, mostra como as componentes de frequência se alteram ao longo do tempo. A cor vermelha representa forte intensidade (pico) e a cor azul representa uma intensidade baixa. A cada ponto da imagem está associado um instante no tempo, uma componente de frequência e uma intensidade de amplitude, o que torna possível observar como a amplitude de cada componente de frequência varia ao longo do tempo. O algoritmo que plota este gráfico é encontrado em [15]. Para a mesma função o espectrograma da transformada de curto termo de Fourier será calculado, para janelas retangulares de tamanhos diferentes: 10, 50, 100 e 150. A seqüência é mostrada na Figura(2.5) a (2.8).

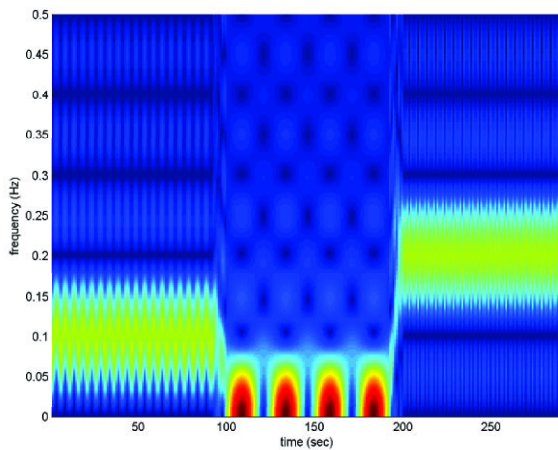


Figura 2.5: Retangular(10 seg.)

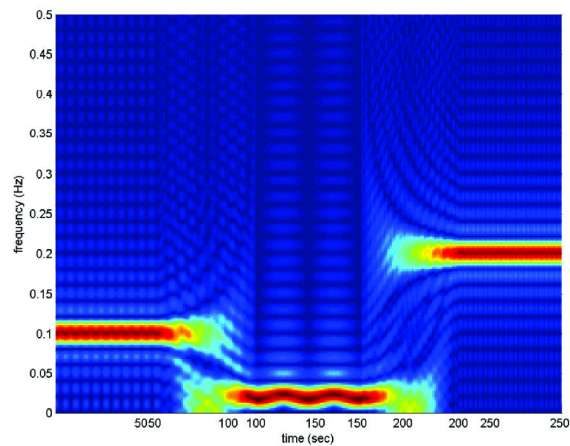


Figura 2.6: Retangular(50 seg.)

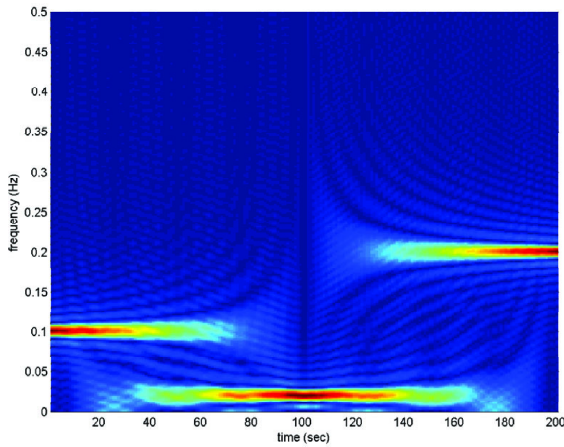


Figura 2.7: Retangular(100 seg.)

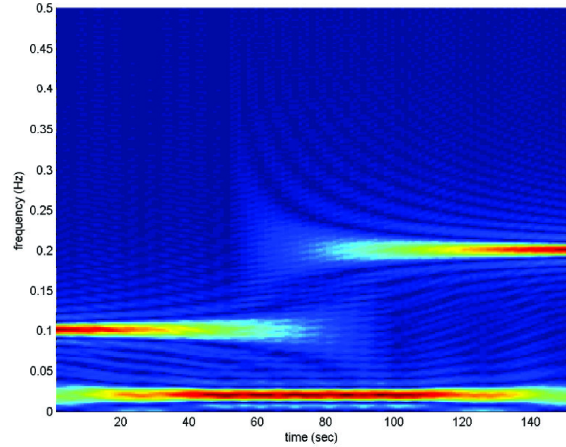


Figura 2.8: Retangular(150 seg.)

Uma decisão importante a ser tomada refere-se ao tamanho da janela. Quanto menor o tamanho da janela maior será a precisão no domínio do tempo, neste caso é possível perceber com maior precisão em que exato momento acontece um determinado evento do sinal, mas por outro lado perde-se em resolução no domínio da frequência. O que se faz algumas vezes é analisar dois espectrogramas: um obtido com janela de tamanho curto, e outra de tamanho mais longo, dessa forma a informação de um complementa a informação do outro. A Figura (2.9) apresenta o espectrograma de Fourier para a mesma função, agora utilizando uma outra definição de janela, a janela de Hamming. A janela de Hamming é definida como:

$$w(p) = \begin{cases} 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi p}{n-1}\right), & 0 \leq p \leq n-1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.13)$$

onde  $n \in \mathbb{Z}_+$  representa o tamanho da janela. Como esta janela tem sua base em funções trigonométricas, o espectrograma é melhor visualizado. As Figuras (2.9) e (2.10) mostram o espectrograma para o mesmo sinal senoidal para as janelas de Hamming de 30 e 100 segundos, respectivamente.

Comparando as imagens das Figuras (2.9) e (2.10) observamos que, um comprimento de janela menor fornece maior precisão no domínio do tempo, porém perde-se em resolução no domínio da frequência, tornando mais difícil distinguir frequências muito próximas. Já um comprimento de janela maior fornece maior precisão no domínio da frequência, porém perde-se em resolução temporal. A escolha da melhor janela e do melhor tamanho envolve, em geral, diversas simulações empíricas e uma base de conhecimento grande do que se está procurando no sinal.

A largura da janela  $w(p)$  é fixa na transformada de curto termo de Fourier. Este é



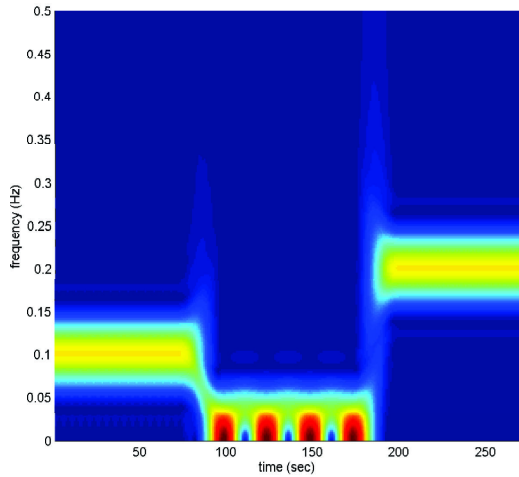


Figura 2.9: Hanning(30 seg.)

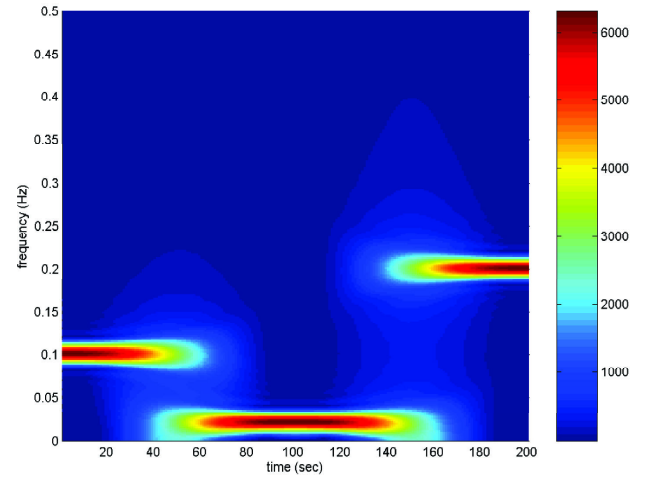


Figura 2.10: Hanning(100 seg.)

o principal problema desta transformação, pois em baixas frequências, há tão poucas oscilações dentro da janela que a localização no domínio da frequência é perdida, enquanto que, em altas frequências, há tantas oscilações que é a vez da localização no tempo ser perdida. Para contornar este problema foi introduzida a transformada de *wavelet*, que utiliza janelas de largura variável, permitindo com isso analisar o sinal em frequências altas com a mesma resolução que em frequências baixas.

## 2.2 A Transformada *Wavelet* [14]

A transformada *wavelet* de um sinal discreto  $f(t)$  com  $N$  pontos é definida por:

$$TW(a, b) = \sum_{k=0}^{N-1} f(t_k) \psi_{a,b}(t_k) = \langle f(t), \overline{\psi_{a,b}(t)} \rangle \quad (2.14)$$

onde a função,

$$\psi_{a,b}(t_k) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t_k - b}{a}\right) \quad (2.15)$$

é chamada de *wavelet* e obtida de uma função  $\psi(t)$ , denominada *wavelet-mãe*, e  $\overline{\psi_{a,b}}$  é a função complexa conjugada de  $\psi(t)$ .

Como mencionado anteriormente a principal diferença entre a transformada de curto termo de Fourier e a transformada *wavelet* está na variação da largura da janela de análise. Na transformada de curto termo de Fourier  $p$  e  $\omega$  representam, translação e frequência respectivamente, sendo fixada a largura da janela  $w(t)$ . Na transformada de *wavelet*,  $b$  representa translação da *wavelet* mas  $a$ , chamado

parâmetro de escala, está associado à largura da janela, ou seja, a *wavelet* varia de acordo com a escala  $a$ . O fator de escala representa uma contração ou dilatação no sinal. Para  $a > 1$  a função sofre uma dilatação, para  $a < 1$  obtemos uma contração do sinal.

Para o significado do fator de escala aplicado a um sinal, observemos um exemplo com a função  $\psi$ . A Figura (2.11) mostra o que ocorre com uma função  $\psi$  quando variamos o valor de  $a$ .

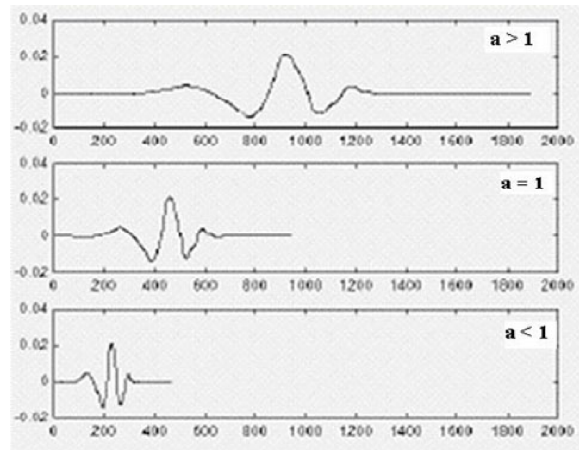


Figura 2.11: Fator de escala de uma função  $\psi$

Quando se quer analisar frequências mais altas, a transformada de *wavelet* automaticamente emprega *wavelets* comprimidas e de curta duração, permitindo assim uma visualização de características locais do sinal. Em contrapartida, para frequências mais baixas são empregadas *wavelets* dilatadas, as quais enquadram o sinal em uma escala maior e menos detalhada, permitindo visualizar características globais do sinal.

Assim como para Fourier, existe uma correspondência entre a escala e a frequência revelada pela análise de *wavelet*:

- Baixa escala  $a \Rightarrow$  *wavelet* comprimida  $\Rightarrow$  Detalhes mudando rapidamente  $\Rightarrow$  Alta frequência  $\omega$ .
- Alta escala  $a \Rightarrow$  *wavelet* dilatada  $\Rightarrow$  Características globais mudando lentamente  $\Rightarrow$  Baixa frequência  $\omega$ .

A **transformada wavelet discreta (TWD)** é implementada em valores discretos de escala  $a = 2^m$  e posição  $b = n \cdot 2^m$ , onde  $m$  e  $n$  são números inteiros.

O resultado da transformada discreta de wavelet sobre um sinal é um conjunto de coeficientes indexados por  $m$  (nível de escala) e  $n$  (índice de translação) obtidos de maneira rápida e eficiente, através do algoritmo de decomposição proposto por Mallat [17] e esquematicamente representado na Figura (2.12)

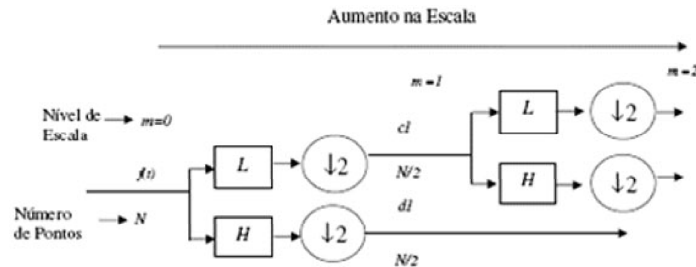


Figura 2.12: Algoritmo de decomposição de Mallat da TWD

Na Figura (2.12),  $L$  e  $H$  representam, respectivamente, filtros digitais passa-baixas e passa-altas, que estão associados a *wavelet-mãe* adotada na análise [23]. No apêndice 3 encontram-se os detalhes da decomposição do sinal em faixas de frequências utilizando os filtros digitais.

O símbolo  $(\downarrow 2)$  representa a operação de sub-amostragem, ou decimação, que consiste em eliminar todos os coeficientes de índice par de uma seqüência. Isto garante que o número de pontos permaneça constante após a aplicação da transformada *wavelet*.

Em cada nível de escala  $m$  são gerados dois conjuntos de coeficientes:  $d_m$  chamados de "detalhes", e  $c_m$ , chamados "aproximação", que guardam, respectivamente as componentes de altas e baixa frequências.

Para  $m = 0$  temos o sinal completo  $f(t)$ , tabelado em  $N$  pontos. No nível  $m = 1$  é feita a primeira filtragem, obtendo os coeficientes  $c_1$  e  $d_1$ . Sucessivamente, os coeficientes  $c_k, k = 1, 2, 3, \dots, K$  vão sendo decompostos em  $c_{k+1}$  e  $d_{k+1}$ .

Para um sinal de  $N$  pontos, o número máximo de níveis de decomposição que pode ser usado é  $K = \log_2(N)$ .

As operações de filtragem e decimação podem ser resumidas nas equações abaixo, onde as seqüências  $l(k)$  e  $h(k)$  de  $K$  pontos cada uma, são responsáveis pela filtragem e estão relacionadas com a *wavelet-mãe* adotada na análise

$$c_{m+1} = \sum_{k=0}^{K-1} l(k)c_m(2n - k + 1)$$

$$d_{m+1} = \sum_{k=0}^{K-1} h(k)c_m(2n - k + 1) \quad (2.16)$$

### 2.2.1 Wavelet-Mãe

A *wavelet-mãe* defini a base de funções que formam a função aproximadora. Para uma função  $\psi(t)$  ser denominada de *wavelet-mãe*, ela deve satisfazer as seguintes propriedades:

- Condição de admissibilidade:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.17)$$

Essa condição garante que a *wavelet* tenha um formato tipo de onda.

- Energia unitária:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1 \quad (2.18)$$

Essa condição garante que a função *wavelet* tem suporte compacto, ou decaimento rápido de amplitude, garantindo a localização espacial.

Existem várias famílias de *wavelet-mãe* as principais serão apresentadas a seguir.

- **Haar** : É recomendada para séries temporais que apresentam variações bruscas[20].

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq t \leq 0.5 \\ -1, & \text{se } 0.5 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{se } t \notin [0, 1] \end{cases}$$

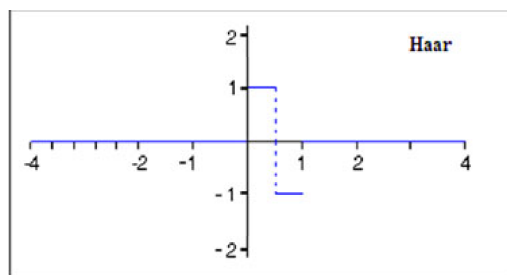


Figura 2.13: Haar

- **Morlet**: É utilizada para séries temporais que apresentam variações suaves.

$$\psi(t) = Ce^{-x^2/2} \cos(5t)$$

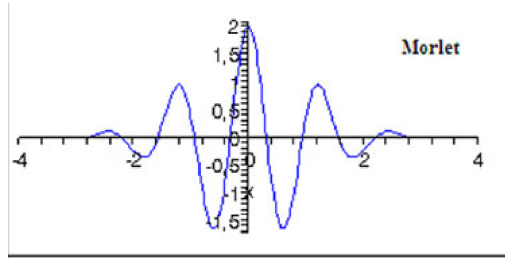


Figura 2.14: Morlet

- **Chapéu Mexicano:** Também é recomendada para séries temporais que apresentam variações suaves.

$$\psi(t) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}\right)(1 - x^2)e^{-x^2/2}$$

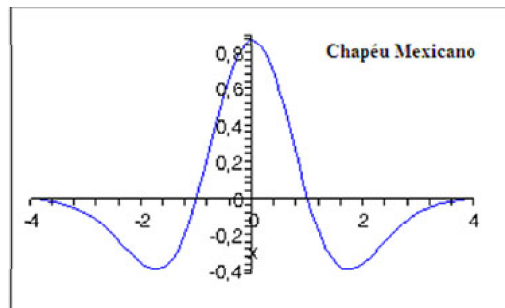


Figura 2.15: Chapéu Mexicano

As seguintes *wavelet*  $\psi$  dadas por séries, ou seja, não existe uma fórmula fechada para estas *wavelets*.

- **Daubechies DbN**, onde  $N = 1 \dots 10$  (ortogonais): São recomendadas para sintetizar e fazer compressões de sinais.

$P(t) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} t^k$ , onde  $C_k^{N-1+k}$  denota o coeficiente binomial. Então:

$$|m_0(\omega)|^2 = \left(\cos^2\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)^N P\left(\sin^2\left(\frac{\omega}{2}\right)\right)$$

onde:

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$$

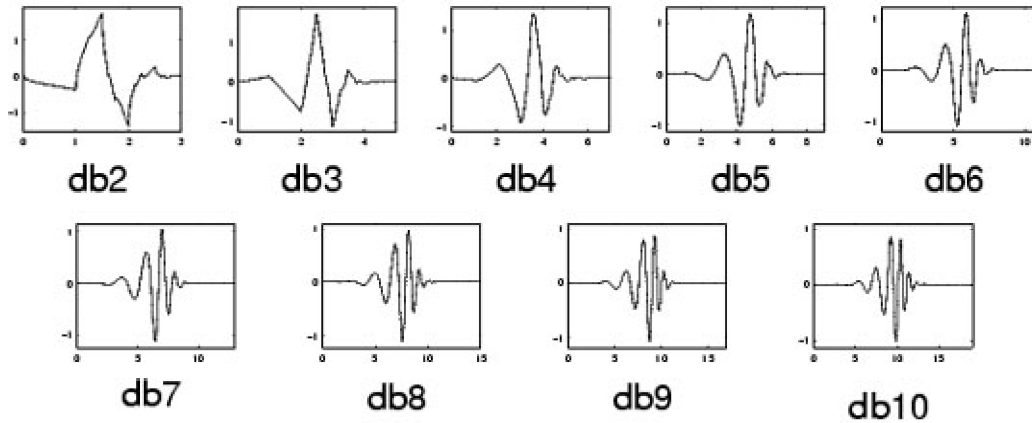


Figura 2.16: *Wavelet* Daubechies

- **Dmey** (simétricas de suporte compacto)

$$\psi(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{i\omega/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega| - 1\right)\right) & \text{se } \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{i\omega/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{4\pi}|\omega| - 1\right)\right) & \text{se } \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0 & \text{se } |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases}$$

onde:  $v(\alpha) = \alpha^4(35 - 84\alpha + 70\alpha^2 - 20\alpha^3)$   $\alpha \in [0, 1]$

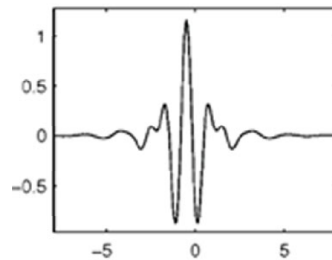


Figura 2.17: *wavelet* dmey

Para o mesmo exemplo da função 2.10, sinal senoidal composto de três frequências diferentes (0.1 Hz, 0.02 Hz e 0.2 Hz), calculamos os coeficientes da transformada *wavelet* discreta, utilizando a *wavelet-mãe* de Haar. Os níveis de decomposição  $m = 1, 2, 3$  são mostrados, respectivamente, na seqüência de Figuras de (2.18) a (2.20).

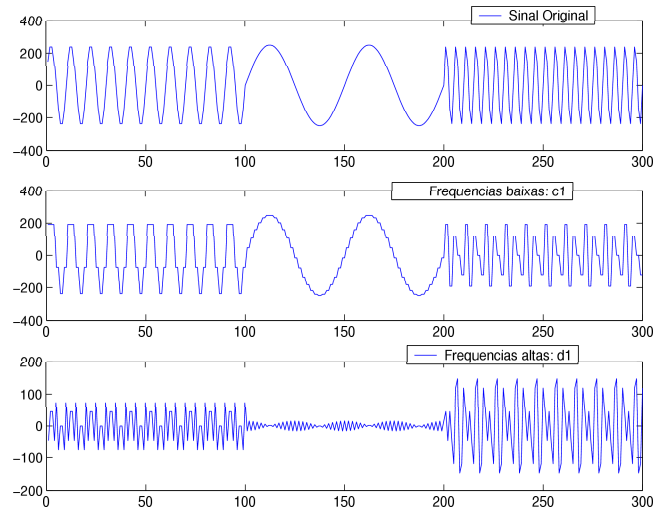


Figura 2.18: Transformada Discreta de *Wavelet*-Haar com nível 1 de decomposição

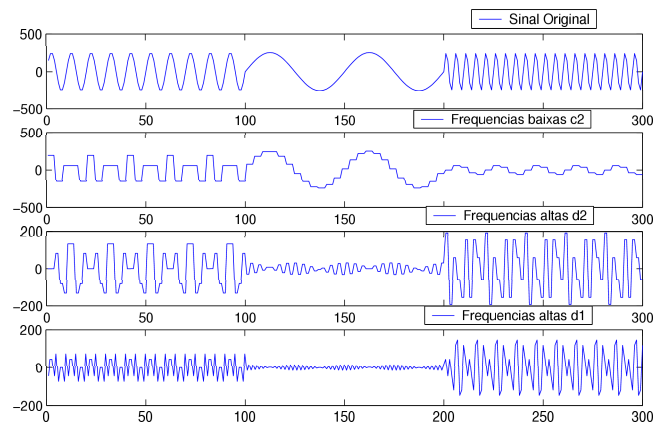


Figura 2.19: Transformada Discreta de *Wavelet*-Haar com nível 2 de decomposição

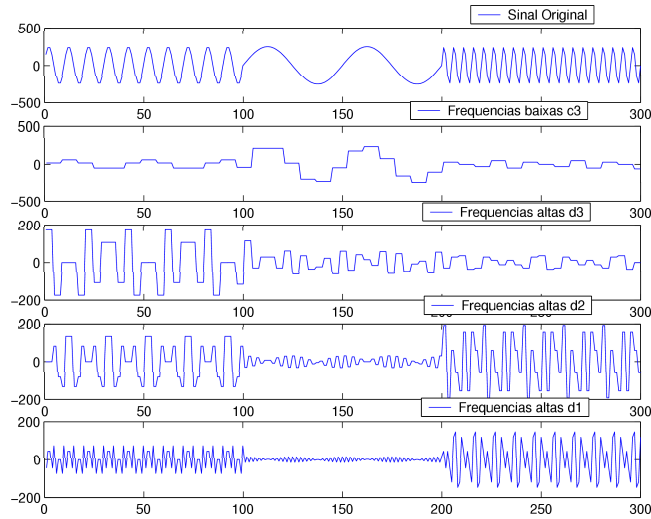


Figura 2.20: Transformada Discreta de *Wavelet*-Haar com nível 3 de decomposição

O sinal original pode ser restaurado aplicando a **Transformada Wavelet Inversa (TWI)**. A operação de reconstrução dos coeficientes  $c_{m-1}$  a partir de  $c_m$  e  $d_m$  pode ser obtida pela equação:

$$c_{m-1}(n) = \sum_{k=0}^N \hat{l}(n - 2k + K - 2)c_m(k) + \hat{h}(n - 2k + K - 2)d_m(k) \quad (2.19)$$

onde as seqüências  $c_m$  e  $d_m$  possuem  $N$  pontos cada uma.

Na decomposição de sinais elétricos, na compressão de sinais e no processo de filtragem existem elementos que estão bem próximos de zero e eliminá-los não causa muitos danos à reconstrução do sinal original. Nestes casos, os coeficientes  $|d_m|$  menores que um certo limiar de corte  $\epsilon$  são substituídos por valores iguais a zero, em cada nível  $m$  de decomposição:

$$d_m^{filtrado}(n) = \begin{cases} d_m(n), & \text{se } |d_m| > \epsilon \\ 0, & \text{se } |d_m| \leq \epsilon \end{cases} \quad (2.20)$$

onde  $n = 0, 1, 2, \dots, N$  e o valor do limiar  $\epsilon$  é dado por:

$$\epsilon = \frac{f(t)_{min}}{f(t)_{max}} \quad (2.21)$$

com  $f(t)_{max}$  o maior valor obtido entre as amostras e  $f(t)_{min}$  o menor valor a ser mantido no sinal amostrado [18]. Após este processo de corte, usamos a **TWI** para obter o sinal reconstruído.



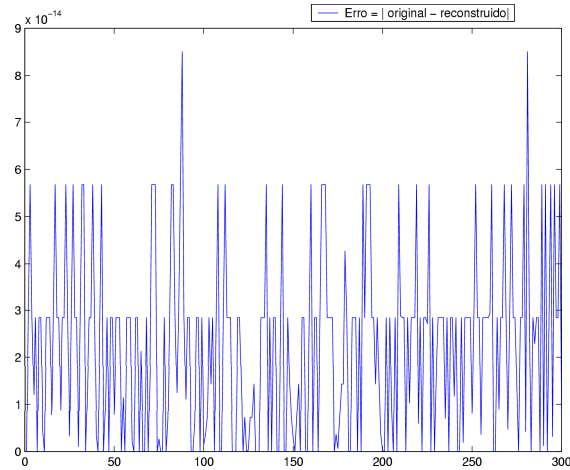


Figura 2.21: Exemplo do Erro= $|original - reconstruido|$ .

Novamente, para o mesmo exemplo da função senoidal 2.10, são apresentados na Figura 2.21, o erro absoluto do sinal original e o reconstruído pela transformada inversa de *wavelet*, no caso de um nível de decomposição-reconstrução.

A transformada *wavelet* discreta é muito utilizada no estudo de filtragem, remoção de ruídos de sinais elétricos ou compressão de sinais. No entanto, quando se pretende estudar o espectro de um sinal a transformada *wavelet* contínua é a mais recomendada, pois neste caso a escala é contínua, propiciando assim melhor resolução pois é capaz de capturar mais frequências do sinal. Uma comparação entre as transformadas discreta e contínua é mostrado na Figura (2.22), que apresenta os coeficientes de cada uma delas e o sinal original.

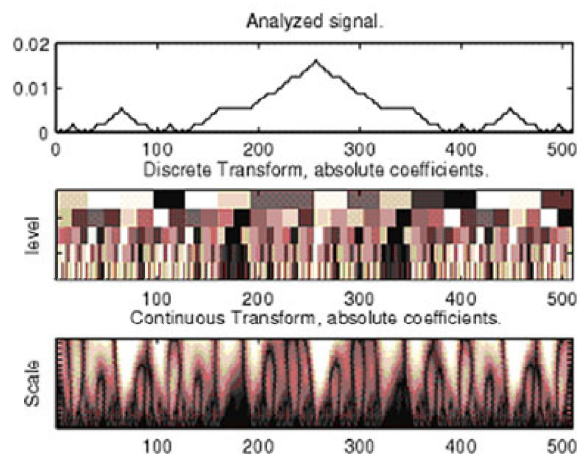


Figura 2.22: Comparação entre Transformada Contínua e Discreta.

A transformada de *wavelet* contínua é implementada em valores contínuos de escala  $a$  e posição  $b$  na equação (2.14). Mesmo para valores discretos é possível

aplicar a transformada *wavelet* contínua, pois um algoritmo de interpolação linear é executado, introduzindo os pontos necessários. Algoritmo disponível em [16]

### 2.2.2 Espectrograma *wavelet* - Escalograma

O módulo ao quadrado da transformada de *wavelet* contínua:

$$|TW(a, b)|^2 \tag{2.22}$$

é chamado **espectrograma da wavelet** ou **escalograma**.

O espectrograma é de fundamental importância para analisar a evolução espectral de um sinal complexo e que é variável no tempo.

O **espectro de wavelet global (GWS)**, sigla em inglês de *Global Wavelet Spectrum*, de um sinal  $f(t)$  de  $N$  pontos é definido por:

$$GWS = \frac{1}{N} \sum_{b=1}^N |TWC(a, b)|^2 \tag{2.23}$$

e representa no plano a variância, ou energia, associada a cada frequência do sinal [19]. É similar ao espectro obtido via transformada rápida de Fourier.

Para a mesma função senoidal (2.10), o espectrograma da transformada *wavelet* será calculado, para *wavelet-mãe* de Haar e de Morlet. A seqüência é mostrada nas Figuras (2.23) e (2.24) respectivamente. O eixo y representa a escala de frequências, o eixo x representa a escala de tempo e o eixo z, perpendicular ao plano representa a intensidade de energia, representada pela escala de cores no diagrama lateral.

Pela análise *wavelet* conseguimos identificar não apenas as frequências mas quando elas acontecem.

As Figuras (2.25) e (2.26) mostram o espectro de *wavelet* global (GWS) para o mesmo sinal senoidal, para a *wavelet-mãe* de Haar e de Morlet respectivamente. O eixo x representa a escala de frequências e o eixo y a energia associada a cada frequência do sinal. Comparando as imagens das Figuras (2.25) e (2.26) observamos que para a *wavelet-mãe* de Haar não é possível distinguir os picos de frequências em 0.1 e 0.2 Hz como na *wavelet-mãe* de Morlet, devido o sinal apresentar variações suaves e o objetivo da comparação é estudar as mudanças de amplitude. Pela literatura a *wavelet-mãe* mais recomendada para este exemplo é a de Morlet [20].

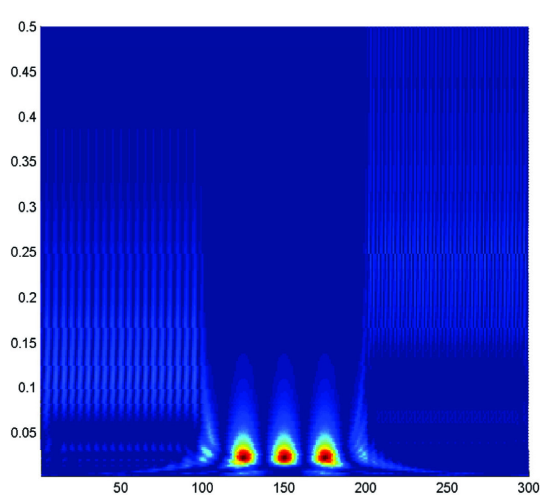


Figura 2.23: Espectrograma Haar

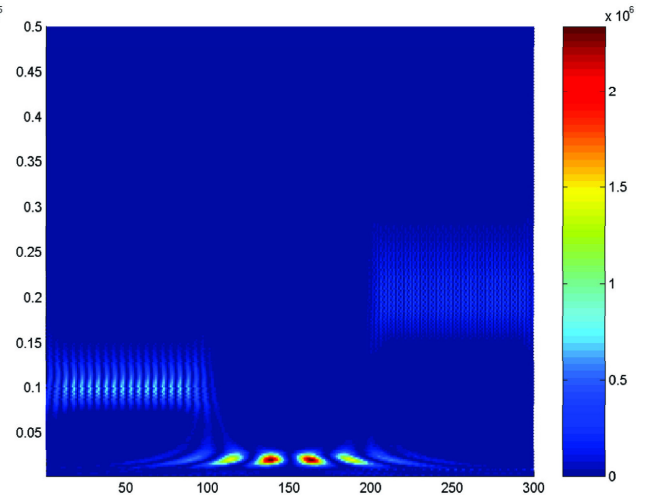


Figura 2.24: Espectrograma Morlet

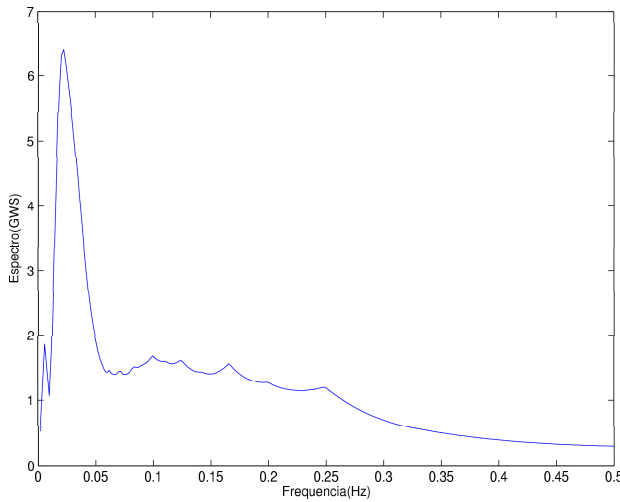


Figura 2.25: Espectro(GWS)de Haar

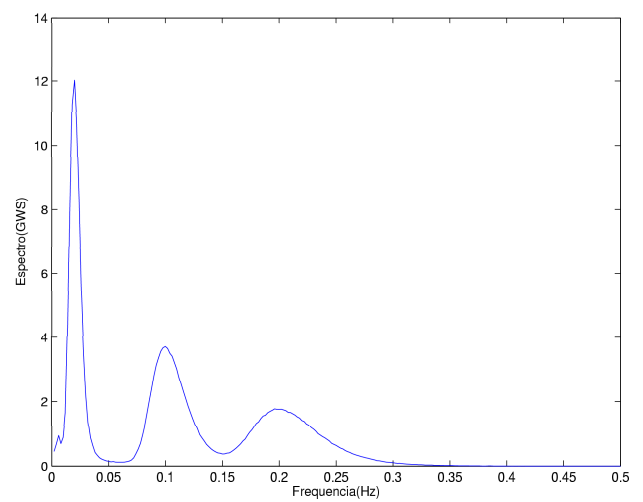


Figura 2.26: Espectro(GWS)de Morlet

## 2.3 Escolha da *wavelet-mãe* e Escala

Para calcularmos os coeficientes da transformada *wavelet* é necessário a escolha da *wavelet-mãe* e da escala de decomposição, ou seja, o número de níveis  $m$ . Infelizmente, não existe uma receita para a escolha da *wavelet-mãe*, mas algumas recomendações são sugeridas por [20]:

- A forma da função *wavelet-mãe* escolhida, deve refletir as características do sinal a ser analisado.
- Caso o objetivo seja estudar mudanças de amplitude e fase, a *wavelet* de **Morlet** é a mais indicada.

- Para sintetizar dados e fazer compressões, é indicado a utilização das funções *wavelets* ortogonais, que representam os sinais de forma mais compacta.

Para calcularmos os coeficientes da transformada de *wavelet* contínua e o espectrograma devemos escolher a escala  $a$  e a *wavelet-mãe* que mais se ajustam aos nossos dados. Como a escala de análise da transformada *wavelet* é arbitrária, escolhemos esta como sendo o vetor:

$$a_j = j \frac{MAXFREQ}{n} \quad (2.24)$$

onde MAXFREQ representa o tamanho da janela de visualização e  $j = 1 \dots n$ ,  $n$  é o número de subdivisão do intervalo de visualização (MAXFREQ) representa o número de pontos a serem utilizados na análise.

Para o caso da pressão arterial, como se trata de um sinal não-estacionário e com variações suaves a literatura indica o uso das *wavelets* de **Morlet** ou **Chapéu-Mexicano**. Todos os resultados foram obtidos com essas escolhas.

Mas a implementação dos algoritmos não se restringiu apenas à essas duas famílias de *wavelets*. Para possibilitar a análise de qualquer outro sinal, desenvolvemos uma interface gráfica bem geral, a qual denominamos **PASYS** através da qual é possível analisar um sinal qualquer, definir os parâmetros  $a$  e  $b$  e a *wavelet-mãe* pelo usuário (Haar, Chapéu Mexicano, Morlet, Dmey, Daubechies e Symlets). A usabilidade da interface e a apresentação dos resultados é simples e bastante didática, o que nos permitiu trabalhar com um grande número de simulações e comprovar que para este caso a *wavelet-mãe* de Morlet e Chapéu Mexicana são as mais adequadas.

Além da análise *wavelet*, nesta mesma interface foram acoplados os cálculos do volume sistólico e, conseqüentemente do débito cardíaco. No próximo capítulo os algoritmos serão apresentados em detalhe.

## Capítulo 3

# Interface Gráfica e Algoritmos Implementados

Descreveremos neste capítulo todos os algoritmos implementados, que se apresentam de forma integrada na interface PASYS. Optamos por descrever os algoritmos à medida que descrevemos a navegação e funcionalidades da interface.

A partir da janela principal é possível: carregar arquivos de dados, visualizar o gráfico da série temporal, selecionar sub-intervalos de interesse, calcular a transformada *wavelet* discreta e contínua, o espectrograma, estimar volume sistólico, frequência e débitos cardíacos.

### 3.1 Descrição da interface gráfica

A janela principal do PASYS foi projetada visando a análise do sinal de pressão arterial. Entretanto, exceto pelos cálculos de volume sistólico e débito cardíaco, os demais algoritmos podem ser usados para a análise de qualquer sinal pela transformada *wavelet*.

A Figura (3.1) mostra a janela principal. No canto superior esquerdo a opção < **Arquivo** > dá acesso a uma nova janela que permite abrir diretórios e sub-diretórios para carregar o arquivo de entrada. O arquivo de entrada deve estar escrito em formato TXT e os dados devem estar dispostos como uma tabela com N linhas, onde N é o número de pontos e 2 colunas separadas por espaço simples. A interface está estruturada em 4 regiões, onde cada uma delas aglutina ações e algoritmos relacionados a um mesmo propósito.

As funcionalidades de cada região serão descritas a seguir.

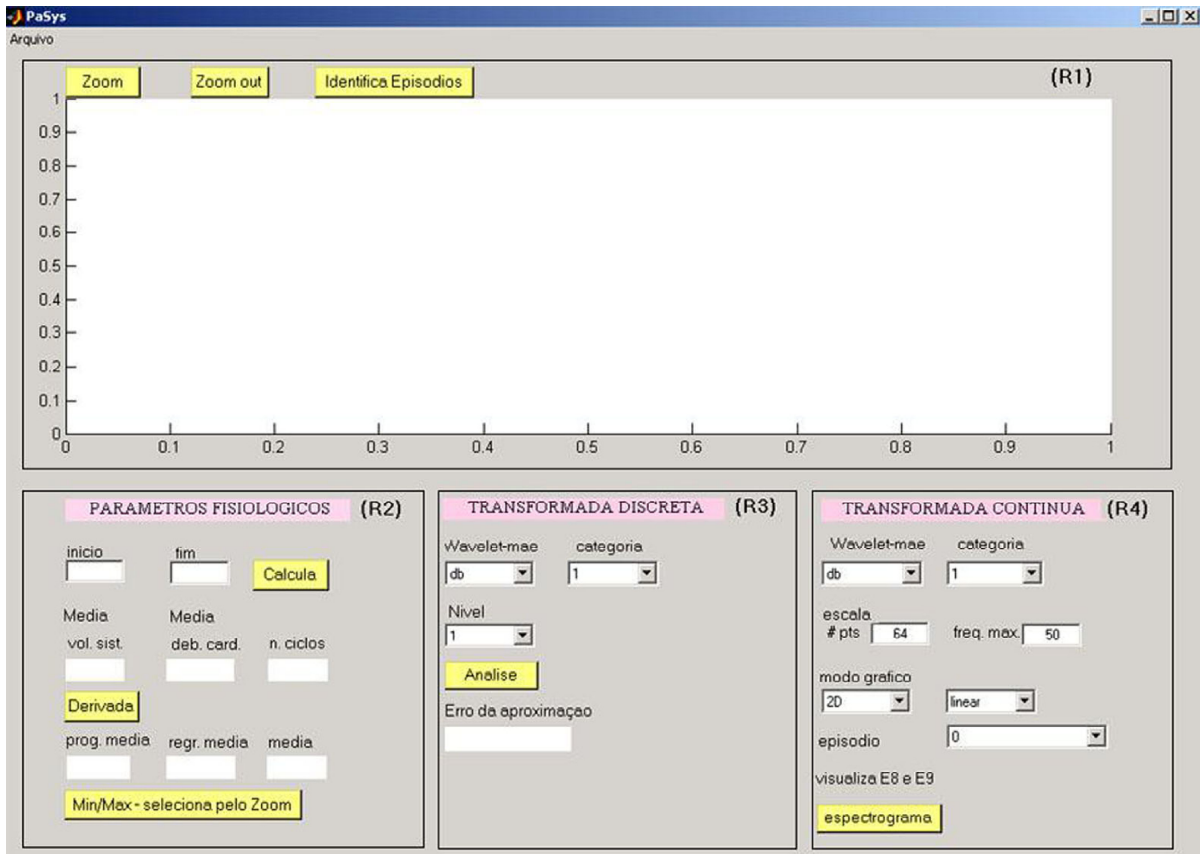


Figura 3.1: Janela principal do PASYS

## 3.2 R1: área gráfica dinâmica

É composta por um gráfico dinâmico que possibilita mostrar o gráfico do sinal na íntegra ou fazer seleções de regiões de interesse. Além da área do gráfico três botões integram essa região, um para preparação dos dados e dois para visualização.

### Visualização

**Botão < Zoom >** : amplia seções do gráfico e seleciona o intervalo de tempo para análise através do mouse, apenas arrastando-o sobre a região que se quer analisar com o botão esquerdo pressionado.

**Botão < Zoom out >**: restaura o gráfico do sinal inicial permitindo redefinir seleções de intervalos.

**Botão < Identifica Episódios >** : Algoritmo que identifica o início e fim de cada episódio. A identificação do intervalo que corresponde a cada episódios não depende do número total de episódios. Este algoritmo identifica todos os sub-intervalos de tempo correspondentes a cada episódio.

- **passo 1:** exclusão dos sub-intervalos onde  $PA(t) < 0$ . Estes sub-intervalos correspondem aos momentos das sangrias, quando a coleta de dados é interrompida. Após a exclusão, o sinal fica restrito a 10 sub-intervalos  $I_{1k} = [a_{1k}, b_{1k}]$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ .
- **passo 2:** exclusão dos valores de  $PA(t)$  menores que 20 mmHg dos intervalos  $I_{1k}$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ . Estes valores incorretos ocorrem sempre no início ou final de cada episódio enquanto a cânula é manipulada. Intervalos de análise redefinidos para  $I_{2k} = [a_{2k}, b_{2k}]$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ .
- **passo 3:** avaliação da variação de  $PA(t)$  e exclusão dos sub-intervalos próximos as extremidades  $[a_{2k}, a_{3k}]$  e  $[b_{3k}, b_{2k}]$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ , onde a variação não é compatível com fenômenos fisiológicos. Intervalos válidos redefinidos para  $I_{3k} = [a_{3k}, b_{3k}]$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ .
- **passo 4:** cálculo da média  $\widehat{PA}$  e desvio padrão  $\sigma$  da pressão arterial para  $t \in I_{3k}$ ,  $k = 0, \dots, 9$ . Exclusão dos pontos que não pertença ao intervalo  $I_{3k} = [\widehat{PA} - 3\sigma, \widehat{PA} + 3\sigma]$ . Intervalos válidos redefinidos para  $I_{4k} = [a_{4k}, b_{4k}]$ ,  $k = 0, 1, \dots, 9$ .
- **passo 5:** identificação completa dos intervalos de cada episódio.

A Figura (3.2) mostra o resultado final, com a identificação de cada episódio destacado em vermelho. Cada sub-intervalo fica disponível para ser selecionado no menu pop-up < **episodio** > da região **R4**. No caso do último episódio, como o intervalo de tempo é bastante extenso e a análise neste intervalo inteiro levaria um longo tempo, foi dado um tratamento especial. Subdividimos este intervalo em vários intervalos de 3 minutos que podem ser escolhidos através do pop-up < **vizualiza E8 E9** >. A tela do programa PASYS mostrada na Figura 3.2 apresenta as subdivisões do último intervalo. Observamos que abaixo da caixa episódio aparece outra caixa com as subdivisões do último intervalo.

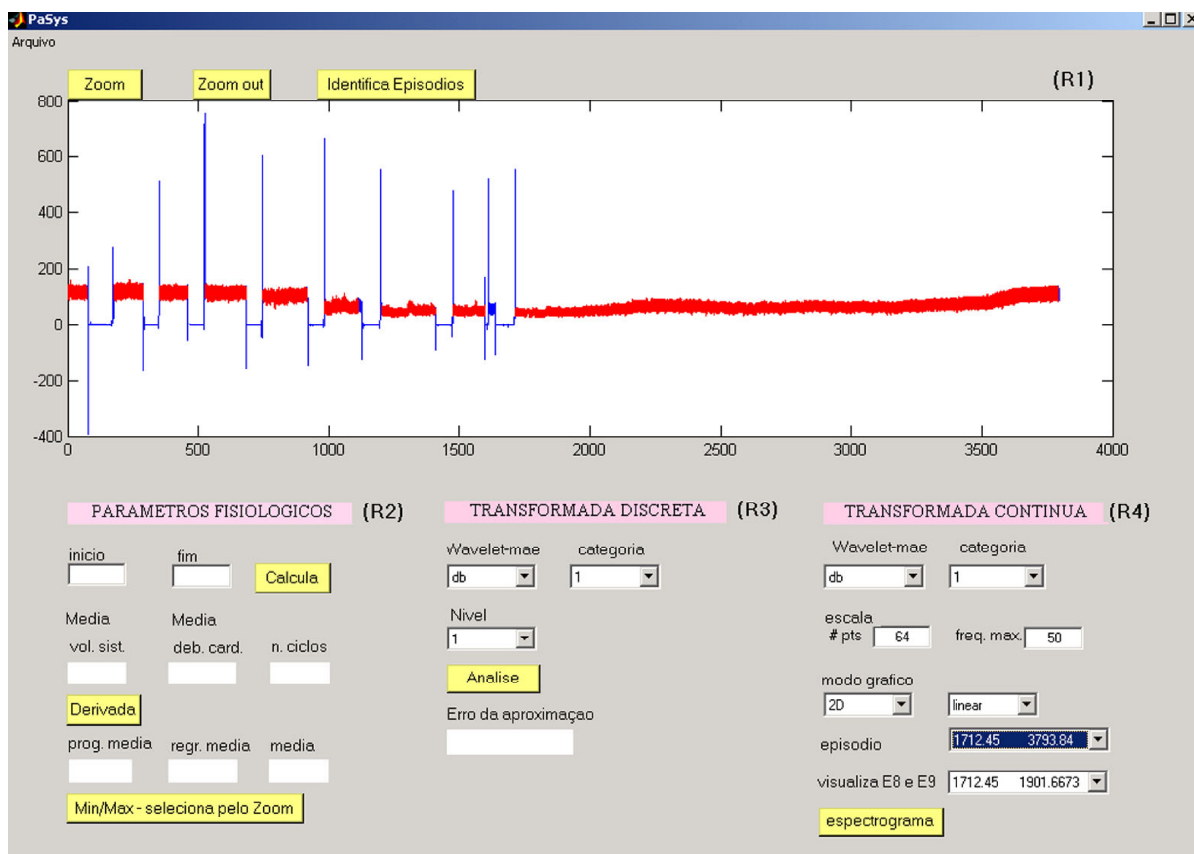


Figura 3.2: PASYS: Identificação dos sub-intervalos de cada episódio.

### 3.3 R2: parâmetros fisiológicos

Nesta região da interface estão agrupados os cálculos dos parâmetros fisiológicos volume sistólico, débito cardíaco, frequência cardíaca, além das médias das derivadas progressiva e regressiva. Primeiramente, deve ser selecionada uma região do sinal ou pelo botão < **zoom** > da região **R1** ou pelas caixas de entrada identificadas como < **inicio** > e < **fim** > na própria região **R2**.

#### Botões

**Calculo :** calcula os valores médios de volume sistólico, débito cardíaco e o número total de ciclos no intervalo selecionado.

**Min/Max seleciona pelo zoom :** realiza os mesmos cálculos que o botão Calculo mas os dados devem ser necessariamente selecionados através do < **zoom** > .



**derivada** : calcula a média das derivadas progressiva e regressiva e a média sobre todos os valores da derivada.

As derivadas são estimadas pelas diferenças  $\frac{\Delta PA}{\Delta t}$  sendo descartadas as oscilações do sinal de curtíssimo período, já que são variações (erros de aquisição do sinal que não representam o comportamento da função).

Um dado fisiológico importante é a média da derivada progressiva, pois está relacionada com a potência da bomba cardíaca. Os resultados desses cálculos são apresentados nas respectivas caixas da R2.

A Figura 3.3 apresenta um detalhe da tela do PASYS após clicar no botão **Derivada** . Observamos que para o intervalo de tempo selecionado o programa identifica 21 ciclos cardíacos, um volume sistólico médio de 0.788961, um débito cardíaco médio de 16.5682, derivada média na região ascendente do sinal de 1061.28, derivada média na região descendente do sinal de -358.085 e a derivada média do sinal de 1.61406. Os valores de volume sistólico e débito cardíaco são os valores da integral e da integral multiplicado pelo número de ciclos cardíacos no intervalo de tempo analisado, respectivamente.

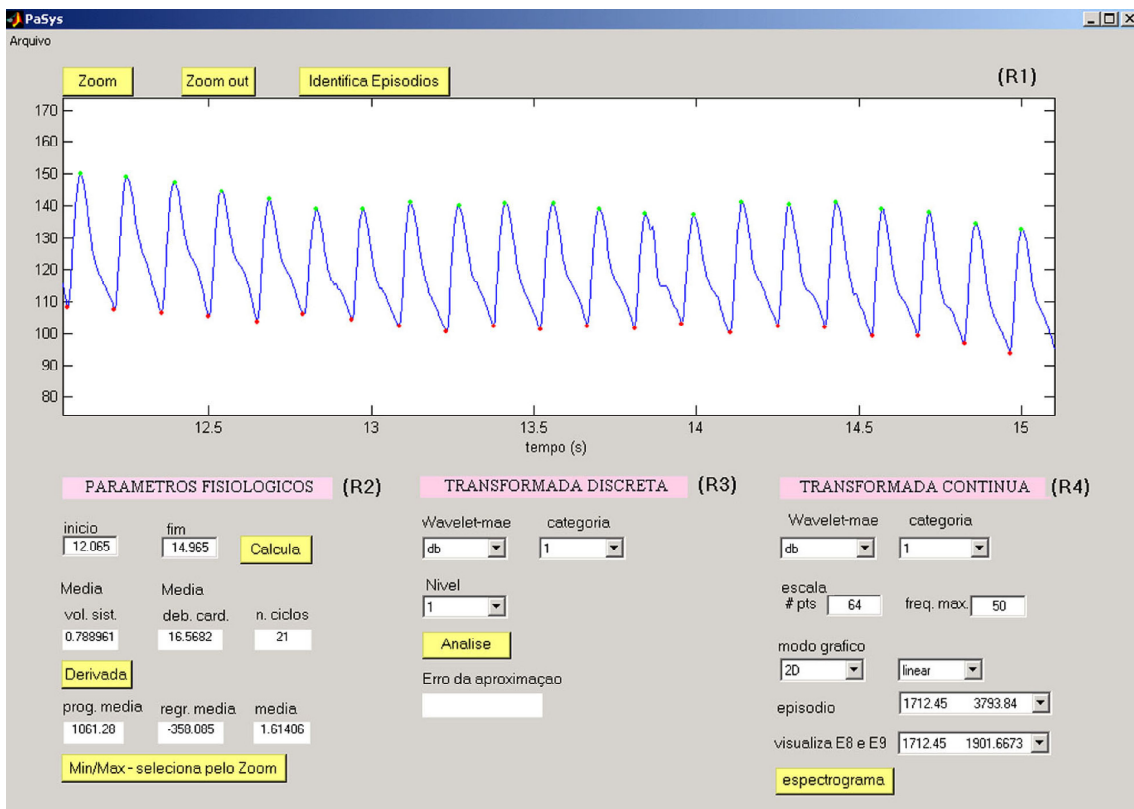


Figura 3.3: PASYS: após clicar no botão Derivada.

O volume sistólico é calculado pelo método dos trapézios e seu resultado pode

ser visualizado ciclo por ciclo. A Figura (3.4) mostra na janela de fundo os pontos de máximos e mínimos de cada ciclo e na janela frontal os valores do volume a cada ciclo.

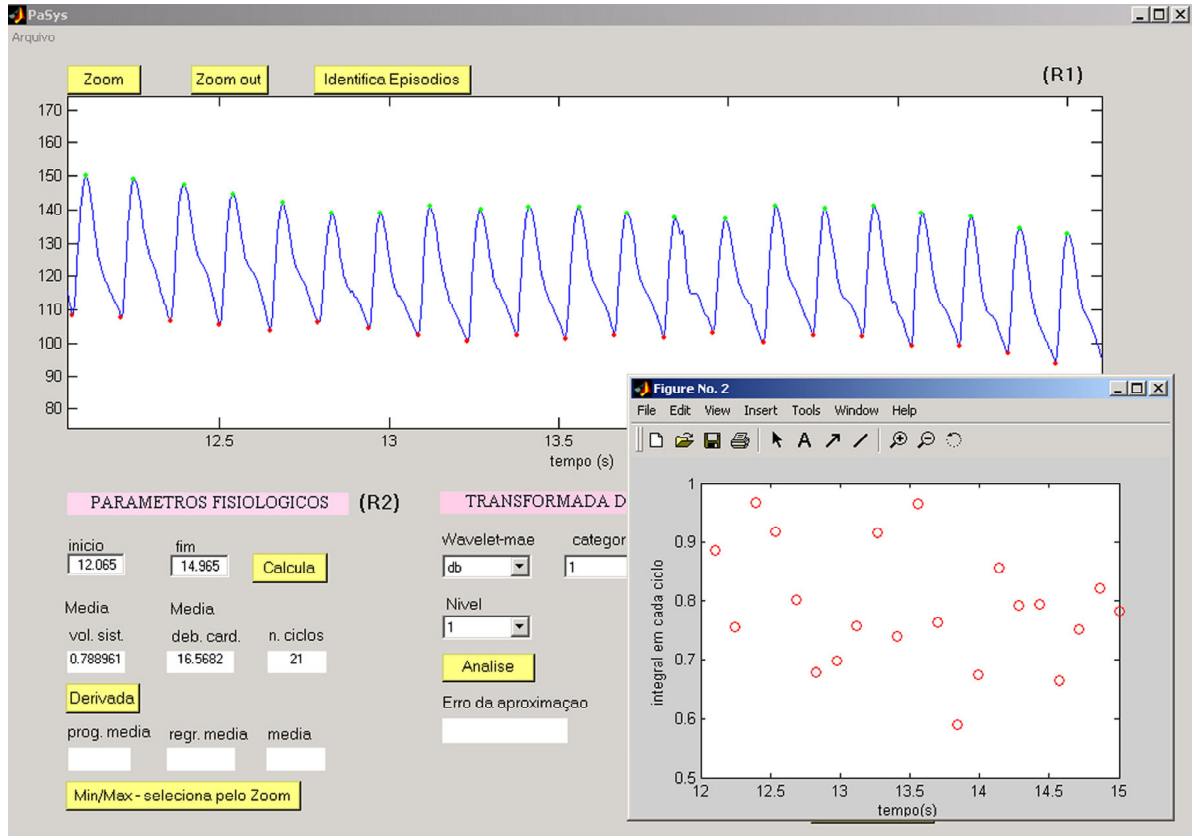


Figura 3.4: PASYS: cálculo dos parâmetros fisiológicos.

### 3.4 R3: transformada *wavelet* discreta

Na Região R3 é apresentada a decomposição do sinal através da transformada *wavelet* discreta. A escolha da *wavelet-mãe* é feita através do menu pop-up. Parâmetros específicos de cada *wavelet* são fixados a priori. Para as *wavelets* Daubechies e Symlets, além do nível deve ser fixada também a categoria. O nível, que pode variar de 1 até  $\log_2(N)$ , onde  $N$  é o número de pontos da região que será analisada.

Após a definição de parâmetros ao clicarmos no botão Analise a decomposição do sinal é calculada pelo algoritmo clássico de decomposição de Mallat [17].

O resultado é apresentado graficamente na R1, através da sobreposição das duas funções, a original (em azul) e a aproximada em vermelho. Os valores de saída exibidos na R2, volume sistólico, débito cardíaco e frequência cardíaca também são

atualizados com cálculos realizados sobre a função aproximadora. Na Figura 3.5, as duas janelas são mostradas, a do fundo com as funções sobrepostas e frontal com os valores do volume sistólico ciclo a ciclo, calculado pela função aproximadora.

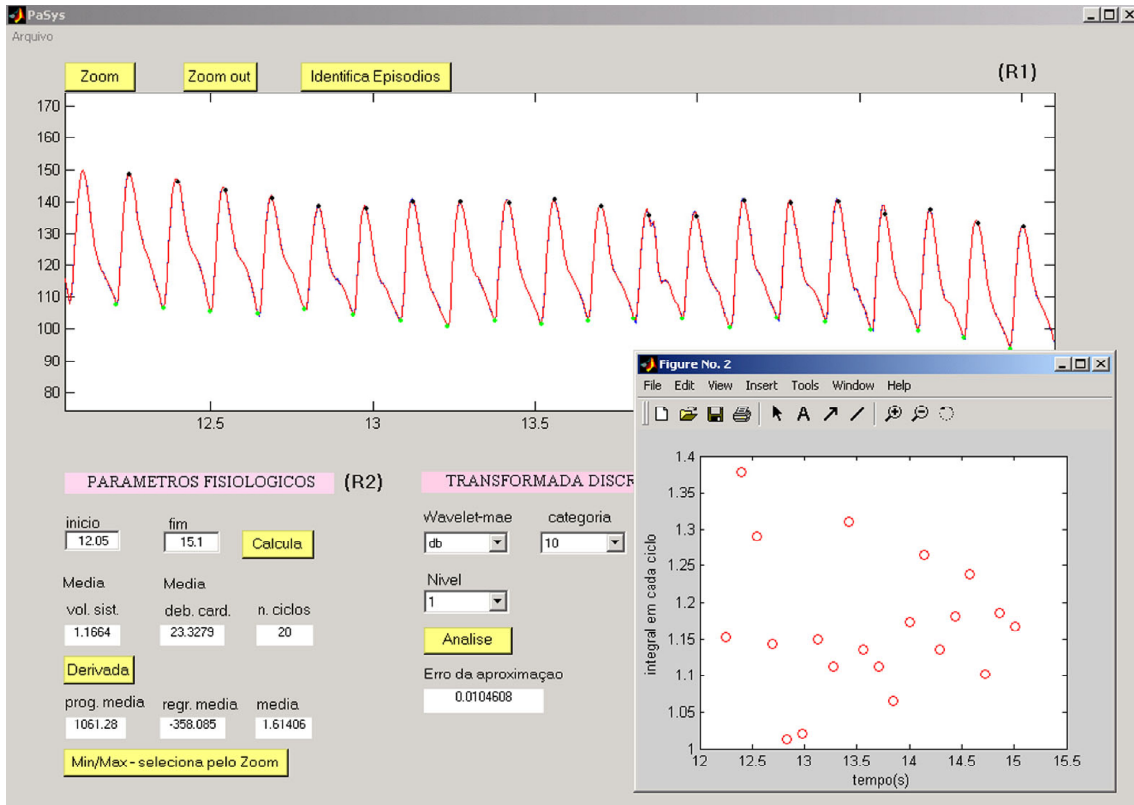


Figura 3.5: PASYS: após clicar no botão Analise.

O erro de aproximação definido abaixo é apresentado na região R3.

$$e = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^N (PA(t_j) - y_j)^2}}{N} \quad (3.1)$$

onde PA é o sinal da pressão arterial e y é o sinal aproximado pela transformada *wavelet* discreta.

### 3.5 R4: transformada *wavelet* contínua

A transformada *wavelet* contínua é calculada na região R4. O espectrograma e o espectro (GWS) referentes à decomposição escolhida para o sinal através da transformada *wavelet* contínua, também são apresentados. Da mesma forma que

para a transformada discreta a *wavelet-mãe* é escolhida através do menu pop-up e, são fixados os parâmetros correspondentes.

Por ser o caso contínuo, a escolha do nível é substituída pela escolha da escala, que depende do número de pontos  $N$  e da frequência máxima (MAXFREQ) que queremos analisar. Os resultados são apresentados, através dos gráficos do espectrograma e do espectro (GWS).

Como vimos no capítulo 2 o espectrograma mostra a evolução de frequência do sinal ao longo do tempo. Após selecionar a região de interesse, ao clicar sobre o botão espectrograma é executado o algoritmos *wavelet*-contínua.

### Algoritmo 2: *wavelet*-contínua

- **passo 1:** calcula a frequência da *wavelet*-mãe  $f_0$  para a escala 1.
- **passo 2:** para  $j = 1..N$   
 $a_j = j \frac{MAXFREQ}{N}$  /\* calcula escalas para análise \*/
- **passo 3:** para  $j = 1..N$   
 $Escala_j = \frac{f_0}{a_j}$  /\*calcula as frequências da *wavelet*-mãe correspondentes a cada escala.\*/
- **passo 4:** para  $j = 1..N$   
 $TW = cwt(PA, Escala, wavelet\text{-}mãe)$  /\* calcula os coeficientes da transformada contínua *wavelet* /
- **passo 5:** calcula o espectrograma  
 $(|TW|^2)$
- **passo 6:** calcula o espectro (GWS) pela Equação (2.23).
- **passo 7:** apresenta os gráficos do espectrograma e do espectro (GWS) (Equação 3.6).

A Figura (3.6) mostra o resultado da aplicação da transformada *wavelet* contínua, para o sinal da pressão arterial do rato R2, com as seguintes escolhas:

- *wavelet-mãe*;
- escala, que depende do número de subdivisão  $n$  e da MAXFREQ;
- escala linear ou logarítmica;

- 2D ou 3D para plotagem do gráfico;
- episódio, intervalo de tempo analisado.

Todos os algoritmos foram escritos em Matlab 6.5, utilizando a sua biblioteca *wavelet*. É importante enfatizar que a interface pode ser utilizada para outros sinais, bastando modificar alguns parâmetros, principalmente no algoritmo que identifica episódios, ou seja, o tamanho de intervalos, valores máximos e mínimos da função que são não-compatíveis, que devem se excluídos.

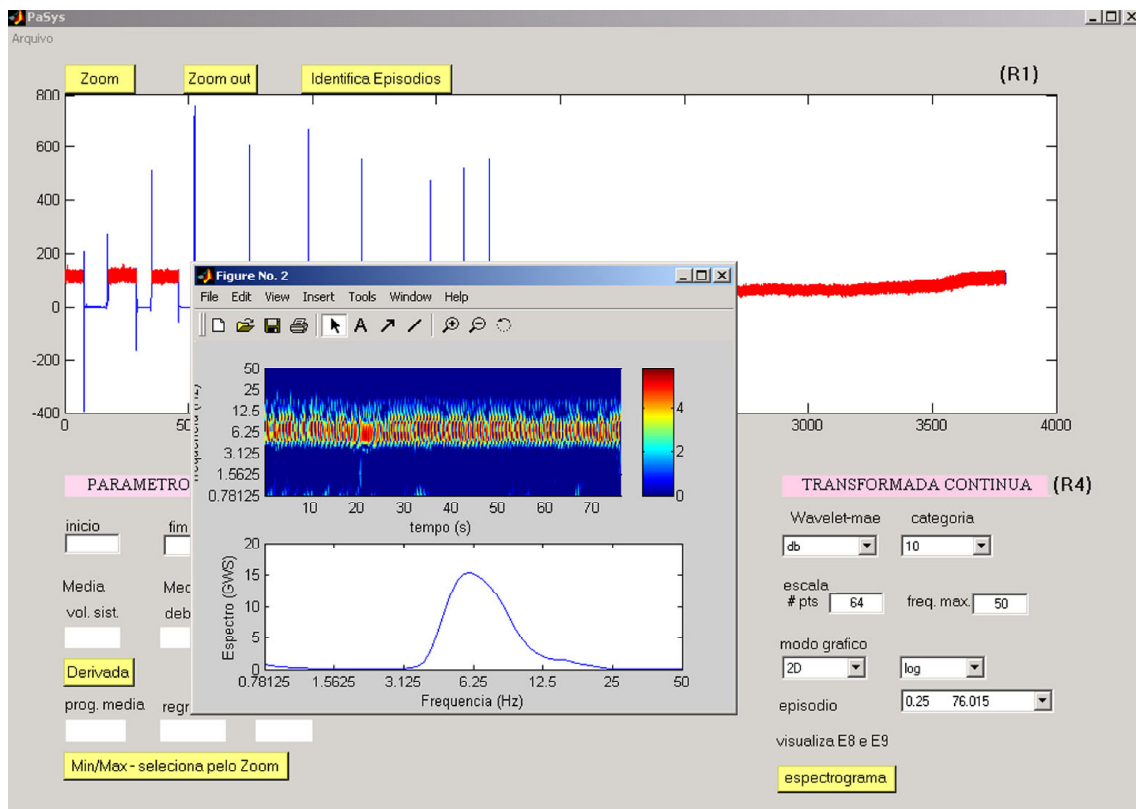


Figura 3.6: PASYS: após clicar no botão Espectrograma.

No próximo capítulo apresentamos os resultados da análise realizada para os sinais de pressão arterial.

# Capítulo 4

## Análise do Débito Cardíaco

No presente capítulo, apresentamos a análise do comportamento do débito cardíaco durante a indução do estado de choque circulatório. Como o débito cardíaco depende linearmente do volume sistólico e da frequência cardíaca, esses dois parâmetros são calculados pelos algoritmos implementados. A escolha da *wavelet-mãe* utilizada na análise é feita tomando como base o índice de espalhamento espectral.

### 4.1 Escolha da *wavelet-mãe* e escala

Para avaliar a variabilidade do débito cardíaco através do sinal da pressão arterial, é necessário identificar a região onde ocorre a maior concentração de energia do sinal, ou seja, onde ocorre menor variação da frequência. Entretanto, como mostramos no capítulo 2, há dependência entre as escolhas de *wavelet-mãe* e as características do sinal a ser analisado, pois dependendo da escolha da *wavelet-mãe*, pode ocorrer maior ou menor variação de frequência ou espalhamento do espectro. Para definir a escolha da *wavelet-mãe*, utilizamos o índice de espalhamento espectral (IEE).

Considerando o gráfico da potência ou do espectro *wavelet* global (GWS), num intervalo I de comprimento L, L é o número MAXFREQ escolhido, que contém todas as frequências significativas do sinal, localizamos a frequência máxima e identificamos o intervalo  $I_1$  que corresponde à variação de 10% em torno dela,  $[F_{Max} - 10\%, F_{Max} + 10\%]$ . Calculamos as integrais  $A_1$  e  $A$  definidas como:

$$A_1 = \int_I f(\omega) d\omega$$

e

$$A_2 = \int_{I_1} f(\omega) d\omega \quad (4.1)$$

onde  $f(\omega)$  é a função GWS, como mostra a região em destaque no gráfico da Figura (4.1). Chamando de  $L_1$  o tamanho do intervalo  $I_1$ , definimos duas razões:

$$r_i = \frac{A_1}{A} \quad e \quad r_f = \frac{L_1}{L} \quad (4.2)$$

O **Índice de Espalhamento Espectral (IEE)** é dado por:

$$IEE = \frac{r_i}{r_f} \quad (4.3)$$

Quanto maior o valor do índice IEE menor é o grau de ocupação do espectro. Isto significa que a energia se concentra dentro da região  $I_1$  e que nesta região a variação de frequência é pequena.

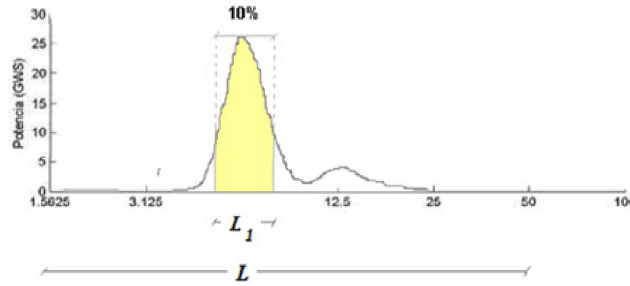


Figura 4.1: Parâmetros para a escolha da *wavelet*-mãe.

O IEE foi calculado para diferentes intervalos de frequência e diferentes sub-intervalos  $I_1$  para as *wavelet*-mãe de Haar, Morlet, Chapéu Mexicano, Dmey, Db2, Coef1, Bior1.1. O tamanho do intervalo I é identificado por n, que corresponde ao número total de pontos utilizados na análise. Utilizando como referência o episódio de controle as tabelas (4.1) e (4.2) mostram os valores do IEE para diferentes valores de N e de intervalos de frequência.

Nos dois casos o IEE é máximo para a *wavelet* de Morlet e  $n = 64$ , identificando que Morlet é a melhor escolha de *wavelet*-mãe. Quando comparada com as demais *wavelet*-mãe, a *wavelet* Morlet fornece o maior índice, independente do n, indicando que a variação de frequência é menor quando comparada com as outras *wavelet*-mãe. Este resultado também é observado para outras combinações de n e MAXFREQ e em outros episódios.

Uma visualização do significado do IEE pode ser vista nas Figuras (4.2) e (4.3), que apresenta para o mesmo trecho do sinal os espectrogramas de *wavelet* de Morlet

Tabela 4.1: Valores do IEE fixando MAXFREQ = 50

Wavelet Mãe	n=32	n=64	n=128	n=256
Bior1.1	1.6509	1.6253	1.5995	0
Coef1	2.7209	2.7105	2.6702	2.6120
Db2	3.1172	3.2074	3.1879	3.1261
Dmey	5.0523	5.777	5.6435	5.4731
Haar	1.6509	1.6253	1.5995	0
Mexh	2.7428	2.7681	2.6652	2.6090
Morlet	<b>9.5905</b>	<b>9.8223</b>	<b>8.6930</b>	<b>8.2741</b>

Tabela 4.2: Resultado do IEE fixando MAXFREQ = 75

Wavelet Mãe	n=32	n=64	n=128	n=256
Bior1.1	2.5999	2.6185	0	0
Coef1	4.2815	4.3745	4.2566	0
Db2	4.7766	5.0366	5.1079	0
Dmey	7.3803	7.1879	7.3678	7.3739
Haar	2.5999	2.6185	0	0
Mexh	4.3316	4.4617	4.2301	4.1009
Morlet	<b>15.0891</b>	<b>18.6906</b>	<b>15.0998</b>	<b>13.1791</b>

e de Haar, para  $n = 64$  e  $\text{MAXFREQ} = 50$ . Observamos que no espectrograma para a *wavelet* de Morlet a variação de frequência é muito menor do que a obtida com a *wavelet* de Haar e que é muito mais evidente a ocorrência de uma frequência na faixa de 6 a 25 Hz aproximadamente.



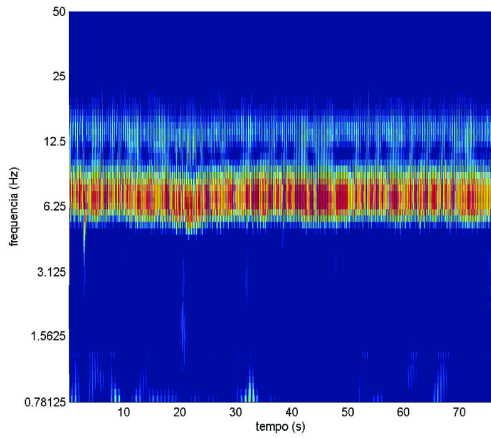


Figura 4.2: *wavelet*- Morlet

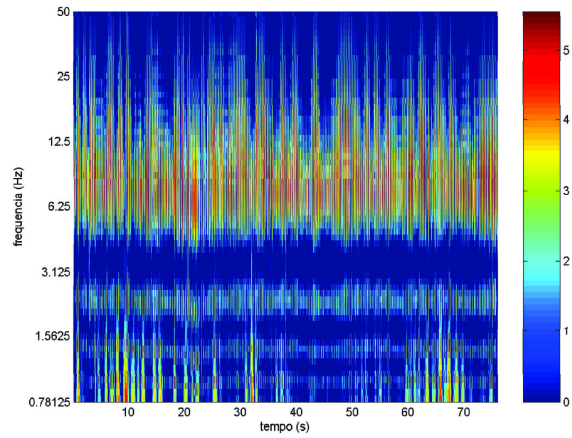


Figura 4.3: *wavelet*-Haar

Escolhida a *wavelet* Morlet como base da aproximação é necessário definir a escala. Seja  $n$  o número total de pontos que definem a região de interesse. No capítulo 2, definimos a escala como sendo:

$$a_j = j \frac{MAXFREQ}{n} \quad (4.4)$$

onde: MAXFREQ representa o tamanho da janela de visualização e  $j = 1 \dots n$ ,  $n$  representa o número de pontos a serem utilizados na análise, ou seja, a subdivisão no intervalo de MAXFREQ.

Por exemplo, para  $n = 128$  e  $MAXFREQ = 50$ , teremos uma divisão dentro do intervalo de frequência de tamanho  $[0,50]$  em 128 pontos. Quanto menor o valor de MAXFREQ e maior o valor de  $n$  mais frequências do sinal serão captadas e, portanto, melhor será o resultado apresentado, mas por outro lado, maior será o custo computacional. Estamos interessados em bons resultados com menor custo computacional ou pelo menos custo reduzido. Para um mesmo trecho do sinal da pressão arterial medimos o tempo necessário para calcular os coeficientes da *wavelet* para diferentes valores de  $n$  e MAXFREQ. Para darmos uma idéia, apresentamos na Tabela 4.3 o tempo necessário para calcular todos os coeficientes da *wavelet* Morlet, em função de  $n$ , considerando MAXFREQ fixado em 50.

A Figura 4.4 apresenta o espectrograma e o espectro(GWS), para o episódio de controle, para quatro valores diferentes de  $n$  e  $MAXFREQ = 50$  e *wavelet*-Morlet. Os valores de  $n$  estão identificados no canto inferior direito de cada quadro. A medida que  $n$  varia de 32 para 256 observamos que frequências são capturadas e incorporadas no espectrograma. Entretanto, frequências menores que 1Hz, capturadas pela transformada *wavelet* podem ser consideradas ruídos do sinal. Quanto maior o

Tabela 4.3: Tempo computacional para realizar o cálculo dos coeficientes de *wavelet*-Morlet.

<b>n</b>	<b>Tempo Relativo (segundos)</b>	<b>Tempo Absoluto</b>
$2^5 = 32$	0.984	
$2^6 = 64$	3.219	3 vezes mais lento que o primeiro
128	12.563	12.76 vezes mais lento que o primeiro
256	63.531	64.56 vezes mais lento que o primeiro

valor de  $n$  maior será o tempo necessário para o cálculo dos coeficientes da *wavelet* e mais frequências-ruídos serão captadas.

Visualmente o espectrograma para  $n = 64$  apresentado na Figura 4.3 possui uma boa resolução no espaço das frequências e o tempo computacional é razoável. Em particular, para a pressão arterial as frequências se concentram na faixa de 4 a 30 Hz e, desta forma, o valor de  $MAXFREQ = 50$  é suficiente para captar um número significativo delas.

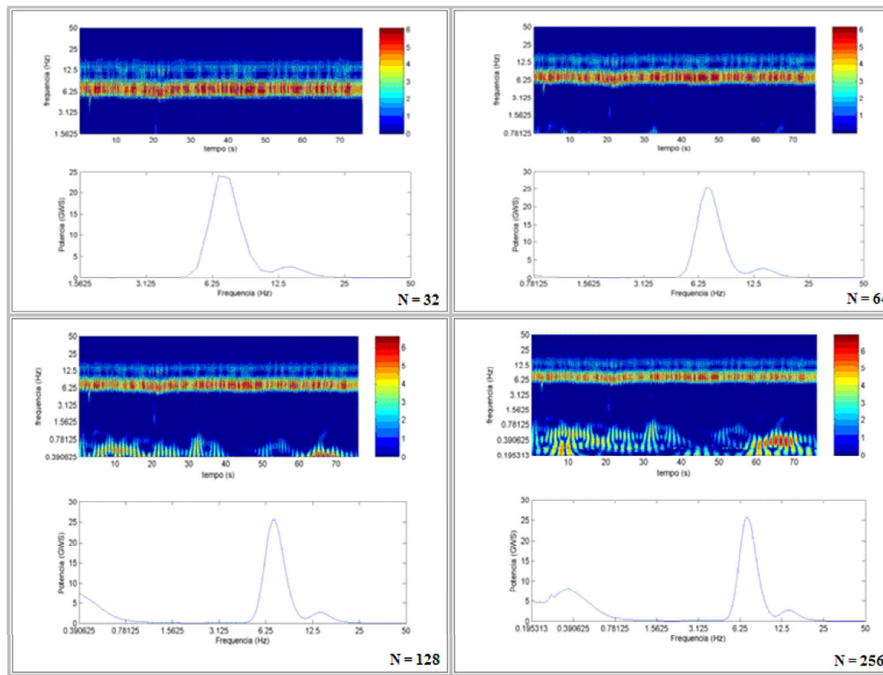


Figura 4.4: Espectrograma e GWS, fixados a *wavelet*-Morlet e  $MAXFREQ = 50$ . Do canto superior esquerdo e no sentido horário os gráficos para  $n$  igual a 32, 64, 128 e 256, respectivamente.

## 4.2 Resultados da Análise *Wavelet*

Para o estudo da variabilidade do débito cardíaco durante a indução do choque circulatório, usaremos a *wavelet-mãe* de Morlet fixando  $n = 64$  e  $\text{MAXFREQ} = 50$ . O comportamento esperado é que ocorra um aumento da frequência cardíaca à medida que o volume é retirado do animal, pois o organismo tenta compensar a perda de volume com o aumento de frequência, na tentativa de manter estabilizado o débito cardíaco.

A partir da transformada wavelet calculamos a frequência e amplitude máximas para os 14 animais nos diferentes episódios.

A Tabela 4.4 apresenta o conjunto de dados para frequência máxima ocorrida em cada um dos episódios, para cada experimento, além da média (M) e desvio padrão (DP).

O aumento de frequência a partir dos episódios E1 e E2 é observado na maioria dos experimentos, mas não ocorre um aumento progressivo à medida que mais volume é retirado. Após o pico, por volta do episódio 2, observa-se uma ligeira queda da frequência, retomando o aumento na fase de recuperação. Estão certamente fora do padrão fisiológico esperado os animais R2, R10, e R13.

Tabela 4.4: Frequência Máxima para os 14 animais nos diferentes episódios.

	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	M	DP
<b>R1</b>	7,37	<b>8,41</b>	7,87	7,87	6,46	5,66	5,66	5,66	6,90	6,90	6,87	1,01
<b>R2</b>	6,90	6,90	6,90	7,37	6,46	4,96	4,64	4,34	5,66	<b>7,87</b>	6,20	1,22
<b>R3</b>	6,90	7,37	<b>7,87</b>	7,37	6,04	4,96	4,64	4,96	6,04	7,37	6,35	1,18
<b>R4</b>	6,04	6,90	<b>7,87</b>	7,37	6,04	6,04	7,37	7,37	7,37	6,90	6,93	0,66
<b>R5</b>	6,90	6,90	<b>7,87</b>	7,37	6,04	4,34	3,33	4,64	4,64	6,46	5,85	1,51
<b>R6</b>	<b>8,41</b>	7,87	<b>8,41</b>	<b>8,41</b>	6,46	5,66	4,64	4,64	5,66	7,87	6,80	1,56
<b>R7</b>	7,81	7,37	<b>8,41</b>	<b>8,41</b>	6,04	5,29	4,96	4,96	5,29	7,37	6,59	1,42
<b>R8</b>	6,90	7,37	7,37	7,87	<b>8,41</b>	7,87	6,90	6,90	6,46	6,90	7,29	0,60
<b>R9</b>	6,46	6,90	<b>7,37</b>	6,04	6,04	5,66	6,04	6,46	6,90	5,66	6,35	0,56
<b>R10</b>	7,37	7,37	7,37	6,04	5,29	4,96	4,96	6,46	<b>7,87</b>	7,37	6,50	1,12
<b>R11</b>	6,90	7,37	<b>8,41</b>	6,90	6,04	4,96	3,80	4,34	5,29	8,41	6,24	1,62
<b>R12</b>	<b>7,37</b>	<b>7,37</b>	<b>7,37</b>	6,90	6,90	6,04	5,66	5,66	5,29	6,90	6,54	0,80
<b>R13</b>	6,46	6,90	6,90	6,04	4,96	4,96	4,64	4,96	5,66	<b>7,37</b>	5,88	0,98
<b>R14</b>	6,46	6,46	7,37	<b>7,81</b>	6,04	5,29	5,66	6,90	7,37	7,37	6,67	0,83
<b>M</b>	7,01	7,24	<b>7,67</b>	7,27	6,23	5,47	5,21	5,59	6,17	7,19		
<b>DP</b>	0,61	0,48	0,51	0,80	0,78	0,84	1,09	1,04	0,97	0,66		

Para os dados da frequência máxima do sinal o boxplot (Apêndice 2) na Figura

4.5 corrobora as observações anteriores, com o aumento da frequência a partir do episódio 2, seguido de uma diminuição da frequência nos episódios 4 até o 6 e retornando num aumento no episódio 7 em diante.

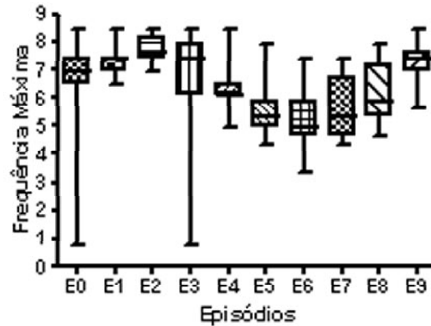


Figura 4.5: Boxplot da Frequência Máxima do sinal em função dos episódios.

Análise análoga foi realizada para as amplitudes máximas cuja variação nos dá uma idéia da energia associada a cada episódio. Os resultados são mostrados na Tabela 4.5. O aumento significativo da amplitude ocorre a maioria das vezes no episódio E6. As exceções dos animais R4 e R8, para os quais a amplitude máxima ocorre durante o episódio de controle E0 chamam atenção.

Tabela 4.5: Amplitude Máxima para os 14 animais nos diferentes episódios.

	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	<b>M</b>	<b>DP</b>
<b>R1</b>	7,03	6,60	5,29	2,04	11,93	3,02	<b>28,63</b>	23,99	12,44	18,09	11,91	9,04
<b>R2</b>	24,98	23,69	22,70	18,88	23,34	21,05	<b>34,33</b>	28,42	10,47	7,38	21,52	7,90
<b>R3</b>	13,47	21,65	21,50	15,13	28,32	29,99	<b>31,47</b>	28,95	26,69	26,72	24,39	6,22
<b>R4</b>	<b>27,01</b>	23,68	17,22	9,73	24,49	24,89	15,69	11,89	25,53	7,86	18,80	7,20
<b>R5</b>	29,38	27,03	16,76	15,08	7,61	25,97	29,85	<b>35,68</b>	34,32	18,59	24,03	9,12
<b>R6</b>	10,52	11,87	12,09	10,30	20,74	21,51	<b>32,50</b>	29,38	14,96	15,87	17,97	7,89
<b>R7</b>	5,28	8,47	12,52	10,55	8,94	32,61	<b>35,11</b>	33,03	23,83	11,30	18,16	11,69
<b>R8</b>	<b>25,63</b>	21,62	21,94	19,56	16,42	18,46	16,60	21,75	24,70	19,48	20,61	3,10
<b>R9</b>	27,44	16,25	19,65	24,49	17,80	24,26	24,59	26,20	27,34	<b>32,93</b>	24,10	5,00
<b>R10</b>	19,15	19,54	20,75	16,26	27,91	32,16	<b>32,85</b>	23,71	20,00	22,73	23,51	5,66
<b>R11</b>	19,43	23,25	20,49	8,81	17,45	25,69	<b>33,22</b>	31,63	28,37	22,64	23,10	7,19
<b>R12</b>	24,41	20,99	24,09	12,68	24,43	25,91	28,40	<b>36,05</b>	28,19	29,83	25,50	6,10
<b>R13</b>	26,69	18,52	21,64	22,77	30,26	<b>33,21</b>	29,07	15,07	6,01	15,88	21,91	8,29
<b>R14</b>	7,23	18,87	9,59	7,41	17,59	<b>20,82</b>	16,26	9,63	18,36	11,63	13,74	5,16
<b>M</b>	19,12	18,72	17,59	13,83	19,80	24,25	<b>27,76</b>	25,38	21,51	18,64		
<b>DP</b>	8,69	5,99	5,64	6,25	7,12	7,68	6,84	8,36	8,07	7,79		

Para os dados da amplitude máxima apresentamos o boxplot na Figura 4.6.

Observamos que ocorre justamente o contrário da frequência, na amplitude ocorre uma diminuição nos primeiros episódios a partir do 4º episódio ocorre um aumento na amplitude seguido de uma diminuição no episódio 7 em diante.

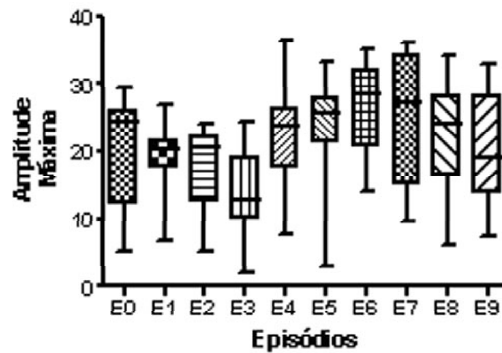


Figura 4.6: Boxplot da Amplitude Máxima em função dos episódios.

### 4.3 Resultados do Débito Cardíaco

Como visto anteriormente, o débito cardíaco é aproximado pela equação

$$DC = VS.FC \quad (4.5)$$

e seu valor foi calculado por dois métodos diferentes.

O método 1 utiliza como valor de FC o número de ciclos no intervalo selecionado o método 2, utiliza a frequência máxima, obtida através da análise wavelet como valor de FC. Os dois utilizam os valores de VS calculados pela integração numérica. Como não foi possível fazer uma calibração das saídas do programa, para que o resultado estivesse dentro da escala usual de valores fisiológicos, foi feita uma normalização pelo valor máximo de DC para cada um dos casos. Nesta análise é possível apenas identificar se o comportamento do parâmetro está compatível com o esperado.

A Tabela 4.6 apresenta a média do volume sistólico em cada episódio colocando em destaque o valor máximo do volume sistólico médio de cada experimento. Para a maioria dos animais o maior volume sistólico médio ocorre no último episódio, o que já era de se esperar pois é justamente neste episódio que ocorre o tratamento, ou seja, quando é feita a reposição do volume. Os animais que não estão de acordo com o padrão esperado são R2, R4, R5, R7 e R13. É interessante notar que os animais R2 e R13 fogem do padrão fisiológico esperado também em relação à frequência cardíaca.

Tabela 4.6: Volume sistólico médio para os diferentes animais e episódios.

VS	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	M	DP
R1	0,25	0,35	0,24	0,21	0,18	0,20	0,34	0,62	0,37	<b>1,14</b>	0,39	0,29
R2	0,53	0,63	0,59	0,52	0,57	<b>0,69</b>	0,55	0,50	0,48	0,13	0,52	0,15
R3	0,61	0,68	0,54	0,49	0,56	0,57	0,50	0,50	0,38	<b>0,91</b>	0,58	0,14
R4	<b>0,70</b>	0,37	0,42	0,39	0,42	0,30	0,22	0,20	0,21	0,52	0,38	0,16
R5	0,58	0,49	0,47	0,45	<b>0,67</b>	0,59	0,53	0,55	0,44	0,39	0,51	0,08
R6	0,34	0,30	0,31	0,37	0,41	0,43	0,54	0,51	0,40	<b>0,92</b>	0,45	0,18
R7	<b>0,49</b>	0,45	0,39	0,32	0,37	0,28	0,28	0,23	0,21	0,33	0,34	0,09
R8	0,81	0,71	0,65	0,61	0,59	0,58	0,47	0,48	0,34	<b>0,89</b>	0,61	0,16
R9	0,61	0,44	0,42	0,47	0,36	0,31	0,26	0,28	0,32	<b>1,17</b>	0,46	0,27
R10	0,54	0,58	0,51	0,63	0,53	0,40	0,39	0,27	0,24	<b>0,69</b>	0,48	0,15
R11	0,50	0,66	0,46	0,46	0,54	0,60	0,65	0,53	0,48	<b>0,88</b>	0,58	0,13
R12	0,74	0,72	0,64	0,53	0,59	0,57	0,48	0,53	0,41	<b>0,95</b>	0,61	0,16
R13	0,38	0,66	0,66	0,64	<b>0,75</b>	0,44	0,44	0,33	0,34	0,44	0,51	0,15
R14	0,45	0,48	0,49	0,46	0,47	0,50	0,31	0,27	0,24	<b>0,60</b>	0,43	0,11
M	0,54	0,54	0,48	0,47	0,50	0,46	0,43	0,41	0,35	<b>0,71</b>		
DP	0,15	0,14	0,13	0,12	0,14	0,15	0,13	0,14	0,09	0,32		

A Figura 4.7 apresenta o boxplot para os valores médios do volume sistólico.

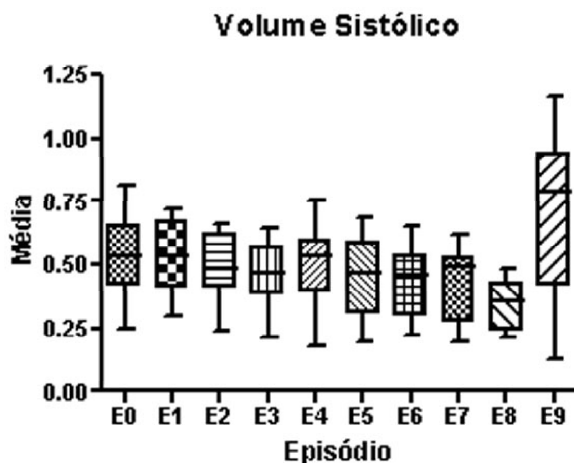


Figura 4.7: Boxplot do Volume Sistólico.

As Tabelas 4.7 e 4.8 apresentam a média do débito cardíaco em cada episódio, obtidas para cada modelo. O valor máximo do débito cardíaco de cada rato está destacado em negrito. Na maioria dos animais o máximo do débito cardíaco médio ocorre no último episódio, o que já era de se esperar pois é justamente nesse episódio que ocorre o tratamento, ou seja, quando é iniciada a injeção de solução fisiológica, au-

mentando o volume de líquido no organismo e, conseqüentemente, o débito cardíaco.

Tabela 4.7: Modelo 1 - DC1

DC1	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	M	DP
R1	0,23	0,30	0,23	0,20	0,15	0,15	0,25	0,47	0,36	<b>1,00</b>	0,33	0,25
R2	0,49	<b>0,58</b>	0,56	0,52	0,49	0,45	0,33	0,29	0,31	0,12	0,41	0,15
R3	0,56	0,67	0,57	0,48	0,43	0,33	0,31	0,33	0,31	<b>0,90</b>	0,49	0,19
R4	<b>0,56</b>	0,35	0,43	0,40	0,31	0,23	0,21	0,19	0,22	0,45	0,34	0,13
R5	0,52	0,46	0,47	0,45	<b>0,54</b>	0,34	0,27	0,28	0,28	0,32	0,39	0,11
R6	0,38	0,31	0,34	0,39	0,36	0,32	0,35	0,33	0,29	<b>0,82</b>	0,39	0,15
R7	0,36	<b>0,39</b>	0,34	0,28	0,28	0,18	0,17	0,14	0,15	0,32	0,26	0,09
R8	0,75	0,70	0,63	0,62	0,64	0,62	0,42	0,42	0,33	<b>0,81</b>	0,59	0,15
R9	0,51	0,40	0,41	0,39	0,28	0,23	0,20	0,23	0,30	<b>0,88</b>	0,38	0,20
R10	0,52	0,55	0,51	0,52	0,36	0,28	0,25	0,22	0,26	<b>0,66</b>	0,41	0,16
R11	0,49	0,62	0,50	0,44	0,44	0,39	0,31	0,31	0,34	<b>0,93</b>	0,48	0,19
R12	0,75	0,68	0,62	0,48	0,51	0,45	0,36	0,38	0,30	<b>0,83</b>	0,54	0,18
R13	0,32	<b>0,60</b>	0,59	0,53	0,50	0,28	0,27	0,21	0,24	0,38	0,39	0,15
R14	0,36	0,36	0,33	0,25	0,22	0,24	0,23	0,22	0,22	<b>0,48</b>	0,29	0,09
M	0,49	0,50	0,47	0,43	0,39	0,32	0,28	0,29	0,28	<b>0,64</b>		
DP	0,15	0,14	0,12	0,12	0,14	0,12	0,07	0,09	0,06	0,28		

Tabela 4.8: Modelo 2 - DC2

DC2	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$	M	DP
R1	0,22	0,35	0,22	0,20	0,77	0,67	0,67	0,67	<b>0,82</b>	<b>0,82</b>	0,54	0,26
R2	0,43	0,51	0,49	0,46	0,77	0,59	0,55	0,52	0,67	<b>0,94</b>	0,59	0,16
R3	0,50	0,60	0,50	0,43	0,72	0,59	0,55	0,59	0,72	<b>0,88</b>	0,61	0,13
R4	0,51	0,30	0,39	0,34	0,72	0,72	<b>0,88</b>	<b>0,88</b>	<b>0,88</b>	0,82	0,64	0,23
R5	0,47	0,41	0,44	0,39	0,72	0,52	0,40	0,55	0,55	<b>0,77</b>	0,52	0,13
R6	0,34	0,28	0,31	0,37	0,77	0,67	0,55	0,55	0,67	<b>0,94</b>	0,55	0,22
R7	0,45	0,39	0,39	0,32	0,72	0,63	0,59	0,59	0,63	<b>0,88</b>	0,56	0,17
R8	0,66	0,63	0,57	0,57	<b>1,00</b>	0,94	0,82	0,82	0,77	0,82	0,76	0,15
R9	0,47	0,36	0,37	0,34	0,72	0,67	0,72	0,77	<b>0,82</b>	0,67	0,59	0,19
R10	0,47	0,51	0,45	0,45	0,63	0,59	0,59	0,77	<b>0,94</b>	0,88	0,63	0,18
R11	0,41	0,58	0,46	0,38	0,72	0,59	0,45	0,52	0,63	<b>1,00</b>	0,57	0,18
R12	0,65	0,63	0,56	0,44	0,82	0,72	0,67	0,67	0,63	<b>0,82</b>	0,66	0,11
R13	0,29	0,54	0,54	0,46	0,59	0,59	0,55	0,59	0,67	<b>0,88</b>	0,57	0,15
R14	0,35	0,37	0,43	0,43	0,72	0,63	0,67	0,82	0,88	<b>0,88</b>	0,62	0,21
M	0,44	0,46	0,44	0,40	0,74	0,65	0,62	0,66	0,73	<b>0,86</b>		
DP	0,12	0,12	0,10	0,09	0,09	0,10	0,13	0,12	0,12	0,08		

As Figuras (4.8) e (4.9) apresentam os boxplots para o Débito Cardíaco calculado pelos modelos 1 e 2, respectivamente.

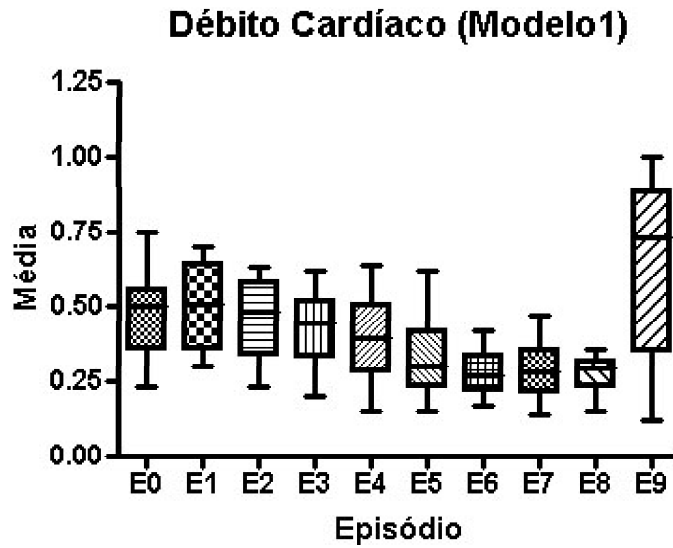


Figura 4.8: Boxplot do Débito Cardíaco - Modelo1

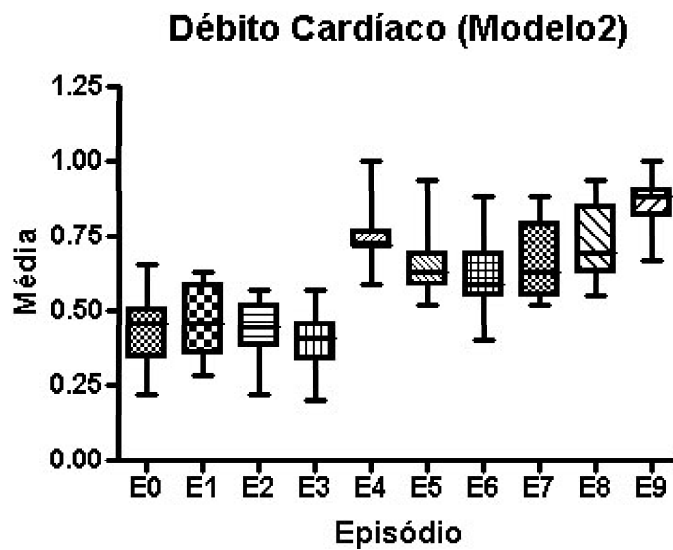


Figura 4.9: Boxplot do Débito Cardíaco - Modelo2

A Tabela 4.9 mostra o módulo da diferença entre os valores calculados nos modelos 1 e 2.



Tabela 4.9: Módulo da diferença entre os valores calculados nos modelos 1 e 2.

<b>Diff</b>	$E_0$	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	$E_9$
<b>R1</b>	0,01	0,05	0,00	0,00	<b>0,62</b>	<b>0,52</b>	<b>0,42</b>	<b>0,21</b>	<b>0,46</b>	0,18
<b>R2</b>	0,06	0,07	0,07	0,06	<b>0,27</b>	<b>0,14</b>	<b>0,22</b>	<b>0,23</b>	<b>0,36</b>	0,82
<b>R3</b>	0,06	0,07	0,06	0,04	<b>0,29</b>	<b>0,26</b>	<b>0,25</b>	<b>0,26</b>	<b>0,41</b>	0,02
<b>R4</b>	0,06	0,05	0,04	0,06	<b>0,40</b>	<b>0,49</b>	<b>0,67</b>	<b>0,68</b>	<b>0,65</b>	0,37
<b>R5</b>	0,05	0,05	0,03	0,06	<b>0,18</b>	<b>0,17</b>	<b>0,13</b>	<b>0,28</b>	<b>0,27</b>	0,45
<b>R6</b>	0,04	0,03	0,03	0,02	<b>0,41</b>	<b>0,36</b>	<b>0,21</b>	<b>0,22</b>	<b>0,39</b>	0,12
<b>R7</b>	0,09	0,00	0,05	0,04	<b>0,44</b>	<b>0,45</b>	<b>0,42</b>	<b>0,45</b>	<b>0,48</b>	0,56
<b>R8</b>	0,09	0,07	0,06	0,04	<b>0,36</b>	<b>0,32</b>	<b>0,40</b>	<b>0,40</b>	<b>0,44</b>	0,01
<b>R9</b>	0,05	0,04	0,04	0,05	<b>0,43</b>	<b>0,44</b>	<b>0,52</b>	<b>0,53</b>	<b>0,53</b>	0,21
<b>R10</b>	0,05	0,04	0,06	0,07	<b>0,27</b>	<b>0,31</b>	<b>0,34</b>	<b>0,54</b>	<b>0,68</b>	0,22
<b>R11</b>	0,08	0,04	0,04	0,06	<b>0,28</b>	<b>0,20</b>	<b>0,14</b>	<b>0,21</b>	<b>0,29</b>	0,07
<b>R12</b>	0,10	0,05	0,06	0,05	<b>0,31</b>	<b>0,27</b>	<b>0,32</b>	<b>0,29</b>	<b>0,33</b>	0,01
<b>R13</b>	0,03	0,06	0,05	0,07	0,09	<b>0,31</b>	<b>0,28</b>	<b>0,38</b>	<b>0,43</b>	0,49
<b>R14</b>	0,01	0,01	0,10	<b>0,18</b>	<b>0,50</b>	<b>0,39</b>	<b>0,44</b>	<b>0,60</b>	<b>0,66</b>	0,40

Observando os resultados da Tabela 4.9 vemos que, para os primeiros três episódios, o débito cardíaco pode ser calculado pelos dois métodos, pois a diferença entre eles é muito pequena. Entretanto, quando o experimento entra na fase mais crítica, após o 4o episódio, os valores passam a ser bem diferentes.

Como esta discrepância ocorre somente após os primeiros episódios de sangria, resta avaliar se a variação na frequência detectada pelo método 2 é significativa, do ponto de vista fisiológico. Ou seja, se as frequências obtidas através da transformada *wavelet* captam variações que não seriam perceptíveis ao método 1, que faz apenas a contagem dos ciclos. Porém, isto deveria ser investigado acompanhado da monitoração de outros parâmetros e com experimento focado para esse fim.

Nos dois casos não foi observado o resultado fisiologicamente esperado, ou seja, a tendência de estabilidade do débito cardíaco.

# Capítulo 5

## Conclusão

No monitoramento contínuo de pacientes vários parâmetros fisiológicos são medidos para auxiliar no diagnóstico e tratamento de pacientes. Especificamente no quadro de choque circulatório, é importante monitorar o débito cardíaco, já que é diretamente proporcional ao volume sistólico e à frequência cardíaca.

Neste trabalho implementamos dois métodos não-invasivos para calcular o débito cardíaco. Nos dois métodos o volume sistólico é calculado através da integral da curva de pressão arterial. O que muda é a maneira de determinar a frequência cardíaca. No primeiro método a frequência cardíaca é obtida contando o número de ciclos em cada minuto, sendo que a identificação de início, fim, máximos e mínimos de cada ciclo é calculado automaticamente. No segundo método, a frequência cardíaca é obtida através da análise *wavelet* onde a curva de pressão é aproximada por uma *wavelet*, para a qual é calculada a frequência máxima média, que será utilizada na fórmula do débito cardíaco.

Os métodos foram aplicados a dados coletados durante um experimento de indução do estado de choque circulatório. No experimento, uma quantidade de sangue proporcional a seu peso é retirada do animal, em 8 etapas. Em cada etapa ou episódio, foram coletados os valores da pressão arterial. Na perda de volume, o organismo estimula o aumento da frequência cardíaca, na tentativa de manter o débito cardíaco estável.

Nos dois métodos, não observamos o resultado fisiologicamente esperado, que deveria ser a tendência de estabilidade do débito cardíaco. O que observamos foi uma estabilidade nos 3 primeiros estágios e uma diminuição durante os estágios intermediários.

Vale ressaltar que, quando o experimento entra na fase mais crítica, após o 4o episódio, ocorre uma diferença muito grande entre os valores obtidos pelos dois

métodos, sem no entanto alterar o comportamento de queda. Uma hipótese é que a utilização da frequência calculada através da wavelet capta variações da FC que não seriam perceptíveis ao outro método.

Concluimos que em situações mais estáveis do organismo, os dois métodos produzem resultados compatíveis. Para situações críticas sugerimos uma investigação mais aprofundada, acompanhada do monitoramento de outros parâmetros ou mesmo de cálculo utilizando métodos invasivos, com o objetivo de validar o método de cálculo de débito cardíaco.

# Referências Bibliográficas

- [1] O Coração: Disponível em:  
<http://iatreion.warj.med.br/coracao-i1.asp>. Acessado em dezembro de 2006.
- [2] GUYTON: *Tratado de Fisiologia Médica*. Rio de Janeiro: Interamericana, 1984.
- [3] História da Biologia: Disponível em:  
<http://www.cwt.matrix.com.br/biologia/historia.html> Acessado em dezembro de 2006.
- [4] História da Cardiologia: Disponível em:  
<http://publicacoes.cardiol.br/caminhos/09/default.asp> Acessado em dezembro de 2006.
- [5] História da Cardiologia: Disponível em:  
<http://publicacoes.cardiol.br/caminhos/016/default.asp> Acessado em dezembro de 2006.
- [6] INTROCASO. Luis. *Aspectos Históricos da Hipertensão. História da Medida da Pressão Arterial*. Hiperativo, v.5, n°2, Abril/Junho, 1998.
- [7] O coração: Disponível em:  
<http://usuarios.cultura.com.br/jmrezende/construtores.html> Acessado em dezembro de 2006.
- [8] ROCHA. Mauricio; SILVA. JR. *Fisiologia da Circulação*. São Paulo: Edart, 1973.
- [9] PICCO. Disponível em:  
[www.medical.philips.com.br/products/patient-monitoring/products/picco/index.html](http://www.medical.philips.com.br/products/patient-monitoring/products/picco/index.html)  
Acessado em outubro de 2006.
- [10] LIDCO. Disponível em:  
[www.lidco.com](http://www.lidco.com) Acessado em outubro de 2006

- [11] CERUTTI.C; et.al. *Beat-to-beat stroke volume estimation from aortic pressure waveform in concious rats: comparison of models*. Am J Physiol Heart Cir Physiol. vl281, P. H1148-H1155, September 2001.
- [12] GODJE.O, FRIEDL.R, HANNEKUM.A. *Accuracy of beat-to-beat cardiac output monitoring by pulse contour analysis inhemodynamical unstable patientes*. Diagnostics and Medical Technology.P. 1344-1350, 2001.
- [13] EUCKER.S,A; et. al. *Phase plane analysis of ventricular hemodynamics*. J Appl Physiol. v 90. P 2238-2244, January 2001.
- [14] GALVÃO. R,K,H; et. al. *Estudo Comparativo sobre Filtragem de Sinais Instrumentais Usando a Transformada de Fourier e Wavelet*. Quimica Nova. V. 24, nº6, P. 874-884, 2001.
- [15] KRAUSS. T,P; et. al. *Signal Processing Toolbox User ´s Guide*. The Math Works Inc, September,1995.
- [16] MISITI. M; et. al. *Wavelet Toolbox. For Use with Matlab*. The Math Works Inc, March,1996.
- [17] MALLAT. Stéphane. *Wavelet tour of signal processing*. Academic Press,2001.
- [18] DUARTE.M,A,Q; VILLARREAL.F; DIAZ.L,A. *Compressão de Sinais Elétricos Usando a Transformada de Wavelet*. Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional. vol.4, nº1, P 21-30, 2003.
- [19] TORRENCE.C; COMPO.G.P. *A Pratical Guide to Wavelet analysis*. Bulletin of American Meteorological Society. V 79, nº 1, January ,1998.
- [20] DOMINGUES. Margarete. *Introdução a Análise Wavelet e algumas de suas Aplicações a Processamento de Sinais*. IV ERMAC+ I WSASA & III EBCE, Maio, 2004.
- [21] Disponível em:  
<http://www.inf.ufsc.br/~visao/2000/Wavelets/index.html> Acessado em outubro de 2006
- [22] Transformada de Fourier. Disponível em:  
<http://members.tripod.com/caraipora/fourier.htm> Acessado em outubro de 2006

- [23] STRANG.Gilbert; NGUYEN.Truong. *Wavelets and filter banks*. Wellesley-Cambridge Press,1996.
- [24] BENEDETTO.John; et.al. *Wavelets-Mathematics and Applications*. CRC Press,1994.
- [25] QIAN,Shie. *Introduction to Time-Frequency and Wavelet Transforms*. Prentice Hall PTR, 2002.
- [26] FARIA. Regis Rossi Alves. *Aplicação de Wavelets na análise de gestos musicais em timbres de instrumentos acústicos tradicionais*. Dissertação de Mestrado - Poli- Usp 1997.
- [27] GOMES. S,M; DOMINGUES.M. *Navegando de Fourier a Wavelet*. Aplicações em Dinâmica e Controle, P243-265.

# Apêndice 1 - Teorema de Fourier

**Teorema de Fourier:** Uma função periódica  $f(t)$  com período  $T$ , que satisfaz as seguintes condições de Dirichlet

1. A função  $f(t)$  tem um número finito de descontinuidades num período.
2. A função  $f(t)$  tem um número finito de máximos e mínimos num período.
3. A função  $f(t)$  é absolutamente integrável em um período, isto é, a integral  $\int_{T/2}^{-T/2} |f(t)| dt < \infty$  é finita.

pode ser escrita como a somatória:

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega_0 t) + b_n \sin(n\omega_0 t) \quad (5.1)$$

onde  $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$  e  $a_0 = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) dt$ ,  $a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(n\omega_0 t) dt$   $n = 0, 1, 2, 3, \dots$ , e  $b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin(n\omega_0 t) dt$   $n = 0, 1, 2, 3, \dots$ .

Os coeficientes  $a_n, n = 0, 1, \dots$ , são encontrados multiplicando os dois membros da equação (5.1) por  $\cos(m\omega_0 t)$ ,  $m \in N$  e integrando no intervalo  $[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}]$ .

$$\begin{aligned} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(m\omega_0 t) dt &= \frac{1}{2} a_0 \int_{-T/2}^{T/2} \cos(m\omega_0 t) dt + \\ + \int_{-T/2}^{T/2} \left[ \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega_0 t) \right] \cos(m\omega_0 t) dt &+ \int_{-T/2}^{T/2} \left[ \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(n\omega_0 t) \right] \cos(m\omega_0 t) dt \end{aligned} \quad (5.2)$$

Permutando os sinais de integração e somatória temos:

$$\begin{aligned} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(m\omega_0 t) dt &= \frac{1}{2} a_0 \int_{-T/2}^{T/2} \cos(m\omega_0 t) dt + \\ + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \int_{-T/2}^{T/2} \cos(n\omega_0 t) \cos(m\omega_0 t) dt &+ \sum_{n=1}^{\infty} b_n \int_{-T/2}^{T/2} \sin(n\omega_0 t) \cos(m\omega_0 t) dt \end{aligned} \quad (5.3)$$

Como as funções  $\sin(n\omega_0 t)$  e  $\cos(m\omega_0 t)$ ,  $n, m \in N$ , são ortogonais em relação ao produto interno:

$$\langle H_1 | H_2 \rangle = \int_{-T/2}^{T/2} H_1(x) H_2(x) dx \quad (5.4)$$

temos os seguintes valores para as integrais:

$$\int_{-T/2}^{T/2} \cos(m\omega_0 t) dt = \begin{cases} T & m = 0 \\ 0 & m \neq 0 \end{cases} \quad (5.5)$$

$$\int_{-T/2}^{T/2} \cos(m\omega_0 t) \cos(n\omega_0 t) dt = \begin{cases} 0 & m \neq n \\ \frac{T}{2} & \text{para } m = n \neq 0 \end{cases} \quad (5.6)$$

$$\int_{-T/2}^{T/2} \sin(m\omega_0 t) \sin(n\omega_0 t) dt = \begin{cases} 0, & m \neq n \\ \frac{T}{2}, & \text{para } m = n \neq 0 \end{cases} \quad (5.7)$$

$$\int_{-T/2}^{T/2} \sin(m\omega_0 t) \cos(n\omega_0 t) dt = 0, \quad \text{para todo } m \text{ e } n \quad (5.8)$$

Substituindo esses resultados na equação (5.2) obtemos:

$$a_0 = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) dt \quad (5.9)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (5.10)$$

Analogamente, multiplicando a equação (5.1) por  $\sin(m\omega_0 t)$ ,  $n, m \in N$  e integrando no intervalo  $[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}]$  obteremos os coeficientes  $b_n$ :

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin(n\omega_0 t) dt \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (5.11)$$

O teorema de Fourier encontra-se demonstrado em

Sinteticamente, podemos escrever a série de Fourier em termos de exponenciais complexas:

$$\cos(n\omega_0 t) = \frac{1}{2}(e^{jn\omega_0 t} + e^{-jn\omega_0 t}) \quad (5.12)$$

$$\sin(n\omega_0 t) = \frac{1}{2j}(e^{jn\omega_0 t} - e^{-jn\omega_0 t}) \quad (5.13)$$

onde  $j = \sqrt{-1}$

A equação (5.1) na formulação complexa fica:



$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{jn\omega_0 t} \quad (5.14)$$

onde  $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$  e  $c_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) e^{-jn\omega_0 t} dt \quad n = 0, 1, 2, 3, \dots$ .

## Apêndice 2 - Filtros Digitais [23]

Um **filtro** é um operador linear invariante no tempo. O vetor  $\vec{x}$  é o vetor de entrada. O vetor  $\vec{y}$  é a convolução de  $\vec{x}$  com um vetor fixo  $\vec{h}$ . O vetor  $\vec{h}$  contém os coeficientes de filtro  $h(0), h(1), h(2), \dots$ . Como os filtros são digitais os coeficientes  $h$  provêm de tempo discreto  $t = nT$ . Assumimos o período  $T$  como sendo 1. Então:

$$y(\vec{n}) = \sum_k h(k)x(n-k) \quad t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (5.15)$$

Um **banco de filtros** é um conjunto de filtros conectados por operadores decimadores ( $\downarrow 2$ ) e, em alguns casos, por módulos de atraso. O banco opera sobre um sinal de entrada  $x_j$  filtrando-o por dois canais distintos, geralmente um passa-alta ( $H$  - *Highpass Filter*) e outro passa-baixa ( $L$  - *Lowpass Filter*), e iterando-se o processo no canal passa-baixa. Em cada etapa geram-se 2 aproximações de  $f_j$  de menor resolução  $f_{j-1}$ . As operações num banco de filtros podem ser representadas matricialmente, através de multiplicação de matrizes.

- **Lowpass Filter (L):**  $y(n) = \frac{1}{2}x(n) + \frac{1}{2}x(n-1)$  Os coeficientes do filtro são  $l(0) = \frac{1}{2}$  e  $l(1) = \frac{1}{2}$ . Em termos de matriz:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{LX}$$

$$\begin{bmatrix} \dots \\ y(-1) \\ y(0) \\ y(1) \\ \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots & & & & & \\ & \frac{1}{2} & & & & \\ & & \frac{1}{2} & & & \\ & & & \frac{1}{2} & & \\ & & & & \frac{1}{2} & \\ & & & & & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots \\ x(-1) \\ x(0) \\ x(1) \\ \dots \end{bmatrix}$$

- **Highpass Filter (H):**  $y(n) = \frac{1}{2}x(n) + \frac{-1}{2}x(n-1)$  Os coeficientes do filtro são  $h(0) = \frac{1}{2}$  e  $h(1) = \frac{-1}{2}$ . Em termos de matriz:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X}$$

$$\begin{bmatrix} \dots \\ y(-1) \\ y(0) \\ y(1) \\ \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots & & & & \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & & & \\ & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & & \\ & & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \\ & & & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ & & & & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots \\ x(-1) \\ x(0) \\ x(1) \\ \dots \end{bmatrix}$$

- Downsampling ( $\downarrow 2$ ): As componentes de índice par são removidas:  
 $(\downarrow 2)y = (\dots, y(-2), y(0), y(2), y(4), \dots)$ . Esta é uma operação linear. Para compensar esta perda, multiplicamos pelo fator de normalização  $\sqrt{2}$ .

Os filtros

Lowpass L : mudam para  $L_1 = \sqrt{2}L$

Hightpass H : mudam para  $H_1 = \sqrt{2}H$

Então os coeficientes dos filtros são:

$$l_1(0) = l_2(1) = \frac{\sqrt{2}}{2} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

$$h_1(0) = \frac{\sqrt{2}}{2} = \frac{1}{\sqrt{2}} \text{ e } h_1(1) = -\frac{\sqrt{2}}{2} = -\frac{1}{\sqrt{2}}$$

Então:

$$\mathbf{L} = \sqrt{2}\mathbf{L}_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & & & \\ & & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \\ & & & & \dots \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H} = \sqrt{2}\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & & & \\ & & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \\ & & & & \dots \end{bmatrix}$$

Quando as matrizes dos filtros L e H

$$\begin{bmatrix} (\downarrow 2)L_1 \\ (\downarrow 2)H_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L \\ H \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & & & \\ & & 1 & 1 & \\ & & & & \dots \\ -1 & 1 & & & \\ & & & -1 & 1 \\ & & & & \dots \end{bmatrix}$$

Esquema:

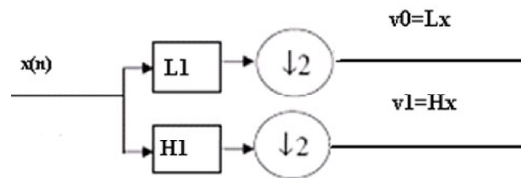


Figura 5.1: Esquema da análise do banco de filtros.

$$v_0 = Lx = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ & & & & & & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots \\ x(-1) \\ x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ \dots \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \dots \\ x(0) + x(-1) \\ x(2) + x(1) \\ x(4) + x(3) \\ \dots \end{bmatrix}$$

$$v_1 = Hx = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 \\ & & & & & & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots \\ x(-1) \\ x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ \dots \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \dots \\ x(0) - x(-1) \\ x(2) - x(1) \\ x(4) - x(3) \\ \dots \end{bmatrix}$$

Exemplo: Sinal de 8 pontos

$N$	-1	0	1	2	3	4	5	6
$x(N)$	0	0.64	0.98	0.86	0.34	-0.34	-0.86	-0.98

Resolução:

$N$	$v_0$	$v_1$
-1	$\frac{1}{\sqrt{2}}(x(0) + x(-1)) = \frac{1}{\sqrt{2}}(0.64 + 0) = 0.45$	$\frac{1}{\sqrt{2}}(x(0) - x(-1)) = \frac{1}{\sqrt{2}}(0.64 - 0) = 0.45$
0	$\frac{1}{\sqrt{2}}(x(2) + x(1)) = \frac{1}{\sqrt{2}}(0.86 + 0.98) = 1.3$	$\frac{1}{\sqrt{2}}(x(2) - x(1)) = \frac{1}{\sqrt{2}}(0.86 - 0.98) = -0.08$
1	0	-0.48
2	-1.3	-0.08

# Apêndice 3 - Boxplot

Considere um conjunto de  $N$  valores  $x_1, x_2, \dots, x_N$ . Definimos como:

**média :**  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k$

**variância:**  $s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2$

**desvio padrão:**  $s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2}{N-1}}$

Quando temos dados não simétricos é interessante avaliá-los em termos de **quartis** e **percentis**. Ordenando os dados do menor para o maior, identifica-se três grupos de dados, definidos pela quantidade de valores da amostra que pertencem, respectivamente aos  $\frac{N+1}{4}$ ,  $\frac{N+1}{2}$  e  $\frac{N+1}{4}$  primeiros valores. Definimos assim os quartis inferior e superior e a mediana.

- **quartil inferior (Q1):** é definido como o valor abaixo do qual estão 1/4 dos dados.
- **mediana (M) ou percentil 50:** é o valor que divide os dados ordenados ao meio.
- **quartil superior (Q3):** é definido como o valor abaixo do qual estão 3/4 dos dados.

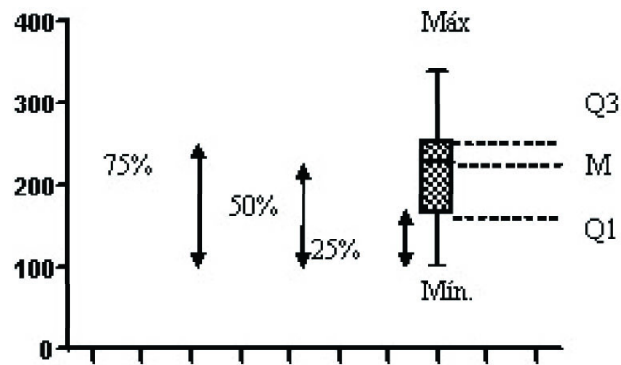


Figura 5.2: Exemplo Boxplot.

A representação dos dados em termos dos quartis e mediana é feita através do boxplot (Figura 5.2). No boxplot a amostra está dividida em 4 regiões iguais, cada uma chamada de quartil:

Q1: linha inferior da caixa representa o 25% percentil ou 1o quartil, onde abaixo desta linha encontram-se 25% das observações;

Q3: linha superior da caixa representa o 75 percentil ou 3 quartil, onde abaixo dessa linha encontram-se 75% das observações;

M: linha que corta a caixa representa a mediana, onde exatamente metade das observações está acima e a outra metade abaixo desta linha.

As linhas horizontais exteriores à caixa, representam os valores máximo (no topo) e mínimo da amostra.