

JOSÉ PEDRO DE OLIVEIRA

**Desenvolvimento de uma metodologia para identificação de região cardíaca em imagens de tomografia de impedância elétrica de perfusão pulmonar por meio da transformada *wavelet***

Tese apresentada à Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Doutor em Ciências

Área de Concentração: Patologia

Orientadora: Profa. Dra. Neli Regina Siqueira Ortega

**SÃO PAULO**  
**2009**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)**

Preparada pela Biblioteca da  
Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo

©reprodução autorizada pelo autor

Oliveira, José Pedro de

Desenvolvimento de uma metodologia para identificação de região cardíaca em imagens de tomografia de impedância elétrica de perfusão pulmonar por meio da transformada *wavelet* / José Pedro de Oliveira. -- São Paulo, 2009.

Tese(doutorado)--Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo.

Departamento de Patologia.

Área de concentração: Patologia.

Orientadora: Neli Regina Siqueira Ortega.

Descritores: 1.Tomografia 2.Impedância elétrica 3.Perfusão 4.Coração  
5.Pulmão 6.Unidades de terapia intensiva 7.Sistema de apoio a decisões clínicas

USP/FM/SBD-304/09

À minha esposa Angélica  
e ao meu filho João Marcos,  
meus eternos amores!

## AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus e a Nossa Senhora, “quia sine me nihil potestis fácere!”; à minha esposa Angélica, por sua paciência e compreensão; ao meu filho, Zuminha, pelo seu radiante sorriso, combustível de minha persistência; à minha mãe Antônia e aos meus irmãos, Luiz, Walter e Meyre, pelo apoio e pelos momentos agradáveis que sempre me dão; ao pessoal do grupo de estudos “Wavelet”: ao Prof. Jorge Yamamoto, ao colega Márcio, ao Prof. Heinar e à Prof<sup>a</sup>. Clarice, pela troca de experiências, pelo interesse despertado inicialmente para a ferramenta *wavelet* e pelo ambiente onde pude aprender muitas coisas; à minha orientadora, Prof<sup>a</sup>. Neli, pela oportunidade de poder trabalhar neste projeto, pelas orientações e dedicação que me permitiu terminar esta tese; ao Prof. Harki, pela paciência e disposição na preparação dos dados e pelas orientações recebidas; ao Prof. Marcelo Amato que nos cedeu gentilmente os dados experimentais para análise; ao Prof. Carlos Carvalho e à sua equipe “UTI Pneumo”, pelo suporte oferecido na análise fisiológica; à Iracene do LIM01 pelo apoio administrativo oferecido no início e também agradeço à Liduvina da secretaria de pós-graduação, sempre atenciosa e prestativa nas inúmeras vezes que lhe recorri.

## RESUMO

A Tomografia de Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica de imageamento, ainda em desenvolvimento, por meio da qual são extraídas imagens correspondentes à distribuição da impedância elétrica de uma seção transversal de um objeto sob análise a partir de medidas elétricas realizadas em sua superfície. Apesar de seus benefícios e vantagens sobre outras técnicas de imageamento, suas imagens não oferecem uma boa resolução espacial. Em imagens TIE de tórax, um dos maiores desafios reside no tratamento da perfusão pulmonar, pois as perspectivas de uso clínico são inúmeras. Assim sendo, melhorar a localização de seus principais órgãos é um dos grandes objetivos. Com o intuito de melhorar a resolução anatômica foi desenvolvida uma metodologia para identificação de região cardíaca em imagens de tomografia de impedância elétrica de perfusão pulmonar por meio da transformada *wavelet*, utilizando imagens TIE de porcos. Inicialmente foi realizada uma série de estudos de diferentes abordagens com vistas a identificar aquelas características que pudessem indicar similaridades ou diferenças intrínsecas entre os *pixels* de diferentes regiões anatômicas. Com base nestes estudos, cinco métodos baseados na análise *wavelet* foram desenvolvidos. Um primeiro conjunto de experimentos, realizado em um único porco, foi utilizado no desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos. Posteriormente, outros experimentos, envolvendo quatro porcos em diferentes condições fisiológicas, foram utilizados na avaliação de desempenho destes métodos. As imagens de perfusão *wavelet* foram comparadas com as imagens de perfusão obtidas pelo método de injeção

de uma solução hipertônica, considerada como padrão de referência das imagens de perfusão. A metodologia *wavelet* proposta por este trabalho foi o método, dentre os cinco desenvolvidos, que obteve os melhores resultados. Ela foi capaz de identificar a região cardíaca de cinco porcos submetidos a diversas condições fisiológicas, demonstrando robustez e resultados muito satisfatórios, não apenas em termos quantitativos, com uma área média da curva ROC de 0,86, mas também na qualidade das imagens obtidas, onde os contornos delimitando a região cardíaca ficaram bem definidos e de formato circular, de acordo com o que se esperava. Portanto, o objetivo maior deste trabalho que era melhorar a resolução espacial de imagens TIE de perfusão pulmonar, foi atingido com excelentes resultados e vantagens adicionais, como por exemplo, a possibilidade de sua implementação em equipamentos TIE de monitoramento do tórax e desta forma colaborar no aperfeiçoamento de sistemas de apoio à decisão médica em ambientes críticos, como é o caso das Unidades de Terapia Intensiva (UTIs).

**Descritores:** tomografia, impedância elétrica, perfusão, coração, pulmão, unidades de terapia intensiva , sistema de apoio à decisões clínicas

## SUMMARY

Electrical Impedance Tomography (EIT) is an imaging technique, still in development, which allows imaging of the distribution of conductivity in a cross section of an object under analysis from electrical measures made on its surface. Despite its benefits and advantages over other imaging techniques, its images still do not offer a good spatial resolution. One of the biggest challenges in EIT thorax images is the treatment of the lung perfusion because the perspectives for clinical use are numerous. Thus, there is a great interest in improving the localization of its main organs. In order to improve the anatomical resolution was developed a methodology for identification of cardiac region in images of electrical impedance tomography of pulmonary perfusion by means of wavelet transform, using EIT images of pigs.

Some preliminary studies of different approaches were performed in order to identify those characteristics that would indicate intrinsic similarities or differences among the *pixels* of different anatomical regions. These studies propitiated the development of five methods based on wavelet transform. A first set of experiments, performed in a single pig, was used in developing and improving of the methods. Subsequently, other experiments, involving four pigs in different physiological conditions, were performed to evaluate the performance of these methods. The wavelet perfusional images were compared with the perfusional images obtained by the method of injection of a hypertonic solution, considered as the perfusional reference standard images. Amongst the five developed methods, the best of them was selected as the wavelet methodology proposed by this work. It was capable to identify the heart region of five pigs under

different physiological conditions, demonstrating to robustness and very satisfactory results, not only in quantitative terms, with an average area of the ROC curve of 0.86, but also in the quality of the images, where the contours delimiting the cardiac region were well defined and of circular format, according to what was expected. Therefore, the main objective of this work, that was to improve the spatial resolution of EIT images of pulmonary perfusion, was reached with excellent results and additional benefits such as the possibility of its implementation in EIT equipments for monitoring thorax and thus collaborate in improving of medical decision support systems in critical environments, as for example the Intensive Care Units (ICUs).

**Descriptors:** tomography, electric impedance, perfusion, heart, lung, clinical decision support system, intensive care units



# SUMÁRIO

Lista de Figuras .....	xiii
Lista de Gráficos e Mapas .....	xvi
Lista de Tabelas .....	xvii
Lista de Símbolos .....	xx
1 INTRODUÇÃO .....	1
2 OBJETIVOS .....	8
3 REFERENCIAL TEÓRICO .....	9
3.1 Teoria de circuitos elétricos .....	10
3.2 Bioimpedância .....	17
3.3 Tomografia de impedância Elétrica .....	25
3.3.1 Benefícios e problemas com a técnica TIE .....	30
3.3.2 Resolução espacial .....	32
3.3.3 Aplicações clínicas da TIE .....	47
3.4 Transformadas de Fourier, Fourier janelada e <i>wavelet</i> .....	50
3.4.1 Alguns conceitos de álgebra linear .....	51
3.4.2 Transformada de Fourier .....	59
3.4.3 Transformada de Fourier Janelada .....	61
3.4.4 Transformada <i>Wavelet</i> .....	65
3.4.4.1 Transformada <i>Wavelet</i> Contínua .....	73
3.4.4.2 Transformada <i>Wavelet</i> Contínua Discretizada .....	78

3.4.4.3 Transformada <i>Wavelet</i> Discreta .....	85
4 MÉTODOS .....	116
4.1 Banco de dados utilizados no desenvolvimento, aperfeiçoamento e avaliação dos métodos <i>wavelet</i> .....	117
4.1.1 Aquisição de dados brutos TIE de experimento animal para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos .....	119
4.1.2 Aquisição de dados brutos TIE obtidos de experimento animal por meio de um agente de contraste para serem usados como padrão de referência .....	121
4.1.3 Dados brutos TIE, tanto da perfusão pulmonar quanto do agente de contraste, obtidos de experimentos animais para a avaliação de desempenho dos métodos .....	123
4.1.4 Imagens TIE de perfusão de experimento animal resultantes da metodologia <i>fuzzy</i> .....	126
4.2 Promediação síncrona dos sinais bruto TIE .....	126
4.3 Algoritmo de construção de imagem .....	129
4.4 Métodos <i>wavelet</i> para identificação da região cardíaca .....	132
4.4.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos pixels .....	132
4.4.2 O desenvolvimento dos métodos <i>wavelet</i> .....	138
4.5 Avaliação de desempenho dos métodos .....	149
4.5.1 Avaliação inicial para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos .....	149

4.5.2 Avaliação dos métodos considerando outros porcos sob diferentes condições fisiológicas .....	150
4.5.3 Avaliação dos métodos segundo medidas de desempenho de processamento .....	151
4.6 A metodologia <i>wavelet</i> selecionada .....	152
5 RESULTADOS .....	153
5.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos pixels .....	153
5.1.1 Análise qualitativa dos sinais TIE .....	153
5.1.2 Abordagens acerca da distribuição de energia .....	156
5.1.3 Análise dos coeficientes obtidos pela decomposição via <i>wavelet</i> .....	161
5.2 O desenvolvimento dos métodos <i>wavelet</i> .....	164
5.2.1 Resultados com o porco P0 .....	165
5.2.2 Resultados obtidos com os outros porcos P1, P2, P3 e P4 .....	168
5.2.3 Resultados obtidos com as medidas de desempenho de processamento .....	181
6 DISCUSSÃO .....	182
6.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos pixels .....	182
6.1.1 Análise qualitativa dos sinais TIE .....	182
6.1.2 Abordagens acerca da distribuição de energia .....	183
6.1.3 Análise dos coeficientes obtidos pela decomposição via <i>wavelet</i> .....	186
6.2 O desenvolvimento dos métodos <i>wavelet</i> .....	187

6.2.1 Resultados com o porco P0 .....	187
6.2.2 Resultados obtidos com os outros porcos P1, P2, P3 e P4 .....	189
6.2.3 Resultados obtidos com as medidas de desempenho de processamento .....	192
6.3 A metodologia <i>wavelet</i> selecionada .....	193
7 CONCLUSÕES .....	194
8 REFERÊNCIAS .....	196
APÊNDICES	
A) Ambiente de desenvolvimento	
B) <i>Wavelets</i> Coiflets	
C) Método1 - <i>Pixel</i> de referência (média dos coeficientes)	
Método2 - <i>Pixel</i> de referência (valor máximo dos coeficientes)	

## LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Fio condutor .....	11
Figura 3.2 - Exemplo de um capacitor .....	12
Figura 3.3 - Um simples circuito RC .....	16
Figura 3.4 - Um simples modelo de circuito de uma célula .....	19
Figura 3.5 - Fluxos de corrente através de um tecido biológico .....	21
Figura 3.6 - Sistema TIE .....	26
Figura 3.7 - Método adjacente de injeção de corrente .....	27
Figura 3.8 - Método diametral de injeção de corrente .....	28
Figura 3.9 - Método cruzado .....	29
Figura 3.10 - Método adaptativo .....	29
Figura 3.11 - A Transformada de Fourier Janelada mapeia um sinal em uma função bi-dimensional (tempo e frequência) .....	62
Figura 3.12 - (A) Expressão de uma função de janelamento gaussiana $w(t)$ ; (B) $w(t)$ com diferentes tamanhos de janela .....	63
Figura 3.13 - Plano tempo-frequência da Fourier Janelada .....	64
Figura 3.14 - Exemplos de algumas <i>wavelets</i> .....	70
Figura 3.15 - A wavelet Haar e algumas de suas <i>wavelets</i> -filhas.....	71
Figura 3.16 - <i>Wavelet</i> gaussiana de ordem 4 .....	72

Figura 3.17 - (A)Um exemplo de sinal a ser analisado;(B) Representação bidimensional da WC do sinal em (A);(C) Representação tridimensional da WC do sinal em (A) .....	76
Figura 3.18 - Distribuição dos coeficientes <i>wavelet</i> no plano tempo-escala após a discretização .....	79
Figura 3.19 - Plano tempo-frequência da WSD .....	81
Figura 3.20 - (A)Um sinal finito $x(t)$ e uma <i>wavelet</i> em sua borda superior; (B)Manifestação dos efeitos de borda no escalograma .....	84
Figura 3.21 - Árvore de conexões entre os subespaços .....	88
Figura 3.22 - Relação entre os subespaços de uma AMR .....	89
Figura 3.23 - Convolução de duas seqüências .....	99
Figura 3.24 - Relação entre $c_{j+1,k}$ e $c_{j,k}$ .....	103
Figura 3.25 - Relação entre $c_{j+1,k}$ e $d_{j,k}$ .....	103
Figura 3.26 - Relação entre $c_{j+1,k}$ , $c_{j,k}$ e $d_{j,k}$ .....	104
Figura 3.27 - Síntese de $c_{j+1,k}$ a partir dos coeficientes $c_{j,k}$ e $d_{j,k}$ .....	105
Figura 3.28 - Um banco de filtros com quatro coeficientes .....	106
Figura 3.29 - As funções base da função escala e da <i>wavelet</i> de Haar correspondentes aos 3 níveis de decomposição AMR .....	108
Figura 3.30 - Árvore de decomposição do espaço $V_3$ em três níveis .....	109
Figura 3.31 - Resultado da decomposição de um sinal $s(n)$ em coeficientes <i>wavelet</i> , em função do número de níveis de resolução utilizado .....	111

Figura 3.32 - Bandas de frequências do sinal original e dos sinais resultantes de sua decomposição .....	112
Figura 3.33 - (A)Decomposição AMR de um sinal;(B)A distribuição dos coeficientes de detalhes;(C) Representação em código de cores das magnitudes dos coeficientes de detalhes .....	113
Figura 4.1 - Estrutura geral do sistema baseado na análise <i>wavelet</i> para tratamento de imagens TIE de perfusão pulmonar.....	117
Figura 4.2 - (A)Exemplo de um sinal TIE bruto com indicações dos instantes da onda R;(B) Um sinal TIE bruto e o sinal TIE de perfusão após a promediação .....	129
Figura 4.3 - (A)Um mapa TIE de perfusão; (B) Um sinal TIE do <i>pixel</i> .....	131
Figura 5.1 - Decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 214 usando a WC (gaus4) .....	161
Figura 5.2 - Decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 630 usando a WC (gaus4) .....	162
Figura 5.3 - Árvore de decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 214 usando a WD .....	162
Figura 5.4 - Decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 214 usando a WD .....	163
Figura 5.5 - Árvore de decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 630 usando a WD .....	163
Figura 5.6 - Decomposição do sinal TIE do <i>pixel</i> 630 usando a WD .....	164

## LISTA DE GRÁFICOS E MAPAS

Gráfico 3.1 - Dependência da condutividade e da permissividade dos tecidos vivos com a frequência .....	22
Gráfico 3.2 - Impedâncias absoluta e relativa .....	44
Gráfico 3.3 - Exemplo gráfico resultado de uma Transformada de Fourier Janelada.....	62
Gráfico 5.1 - Sinal TIE padrão de região cardíaca (região ventricular) .....	154
Mapa 5.1 - Mapa obtido pela análise dos sinais TIE de perfusão .....	154
Gráfico 5.2 - Distribuição da energia de cada <i>pixel</i> .....	156
Mapa 5.2 - Distribuição de energia de cada <i>pixel</i> , com uma escala de cores correspondentes às suas amplitudes .....	156



## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Propriedades dielétricas dos materiais .....	25
Tabela 3.2 - Determinação dos coeficientes $h(k)$ e $g(k)$ mediante certas restrições .....	97
Tabela 3.3 - Os valores dos coeficientes dos vetores $h(k)$ e $g(k)$ para um sistema usando a <i>wavelet</i> de Haar .....	107
Tabela 4.1 - Identificação dos porcos com seus respectivos protocolos de experimento .....	125
Tabela 5.1 - As regiões identificadas pelas cores do mapa 5.1 e seus respectivos sinais TIE característicos obtidos do porco P0 sob pressão PEEP18 .....	155
Tabela 5.2 - Número de coeficientes e percentagem da energia total para cada nível de decomposição de alguns <i>pixels</i> usando algumas <i>wavelets</i> .....	157
Tabela 5.3 - Gráficos da percentagem da energia total de cada coeficiente, ordenados segundo os níveis A3, D3, D2 e D1, para cada sinal característico .....	159
Tabela 5.4 - Periodograma de cada sinal característico .....	160
Tabela 5.5 - Mapas <i>wavelet</i> resultantes dos cinco métodos; mapas TIE resultantes do modelo <i>fuzzy</i> e imagens TIE obtidas pela salina, para os três valores de PEEP .....	166
Tabela 5.6 - As curvas ROC correspondentes aos mapas TIE (do porco P0) dos métodos <i>fuzzy</i> e <i>wavelet</i> , tomando como referência as imagens TIE da salina.....	167
Tabela 5.7 - <i>Pixels</i> de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 para os três valores de PEEP. Todos obtidos do porco P0 .....	168

Tabela 5.8 - Mapas TIE resultantes dos cinco métodos <i>wavelet</i> e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P1.....	169
Tabela 5.9 - As curvas ROC correspondentes aos mapas <i>wavelet</i> (do porco P1), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3).....	170
Tabela 5.10 - <i>Pixels</i> de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P1 .....	171
Tabela 5.11 - Mapas TIE resultantes dos cinco métodos <i>wavelet</i> e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P2.....	172
Tabela 5.12 - As curvas ROC correspondentes aos mapas <i>wavelet</i> (do porco P2), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3).....	173
Tabela 5.13 - <i>Pixels</i> de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P2 .....	174
Tabela 5.14 - Mapas TIE resultantes dos cinco métodos <i>wavelet</i> e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P3.....	175
Tabela 5.15 - As curvas ROC correspondentes aos mapas <i>wavelet</i> (do porco P3), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3).....	176
Tabela 5.16 - <i>Pixels</i> de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P3 .....	177
Tabela 5.17 - Mapas TIE resultantes dos cinco métodos <i>wavelet</i> e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P4.....	178

Tabela 5.18 - As curvas ROC correspondentes aos mapas <i>wavelet</i> (do porco P4), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3).....	179
Tabela 5.19 - <i>Pixels</i> de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P4 .....	180
Tabela 5.20 - Duas medidas de desempenho, tempo de CPU e <i>wall clock time</i> , encontradas nos cinco métodos <i>wavelet</i> para dois experimentos .....	181

## LISTA DE SÍMBOLOS

$+$	Adição
$\approx$	Aproximação
$\mathbb{C}$	Conjunto dos números complexos
$\mathbb{Z}$	Conjunto dos números inteiros
$\mathbb{N}$	Conjunto dos números naturais
$\mathbb{R}$	Conjunto dos números reais
$\emptyset$	Conjunto vazio
$\supset$	Contém
$*$	Convolução
$\Delta$	Diferença ou incremento finito
$\neq$	Diferente
$/$	Divisão
$\Leftrightarrow$	Equivalente
$\subset$	Está contido
$\exists$	Existe
$\angle$	Fase
$=$	Igual
$\Rightarrow$	Implica
$\infty$	Infinito
$\int$	Integral
$\cap$	Interseção
$\lim$	Limite
$>$	Maior
$\geq$	Maior ou igual
$\pm$	Mais ou menos
$<$	Menor
$\leq$	Menor ou igual
$\cdot$	Multiplicação
$\times$	Multiplicação
$\notin$	Não pertence

$(\downarrow n)$	Operador de decimação de fator n
$(\uparrow n)$	Operador de interpolação de fator n
$\perp$	Ortogonal
$\in$	Pertence
$\%$	Por cento
$\forall$	Qualquer que seja
$\oplus$	Soma direta
$\Sigma$	Somatório
$-$	Subtração
$ $	Tal que
$\cup$	União

# 1 INTRODUÇÃO

A Tomografia de Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica de imageamento, ainda em desenvolvimento, por meio da qual são extraídas imagens correspondentes à distribuição da impedância elétrica de uma seção transversal de um objeto sob análise a partir de medidas elétricas realizadas em sua superfície (Adler et al., 1997).

O uso desta técnica em seres humanos, com o objetivo de extrair imagens anatômicas ou funcionais de seus órgãos, começou na década de 1980 (Brown, 2003). Em aplicações médicas, a TIE apresenta uma série de benefícios não oferecidos, concomitantemente, por outras técnicas de imageamento: é não invasiva, de baixo custo, portátil, podendo ser instalada à beira do leito do paciente, e, além disso, possui uma alta resolução temporal<sup>1</sup>. Entretanto, apesar destes benefícios, suas imagens não oferecem uma boa resolução espacial<sup>2</sup>, e devido a esta limitação, problemas na interpretação das imagens podem ser traduzidos como uma incerteza na identificação das unidades funcionais às quais os *pixels*<sup>3</sup> pertencem.

Em doenças conseqüentes de problemas cardio-respiratórios, a localização das estruturas funcionais e anatômicas dentro do tórax é de importância vital. Os recentes equipamentos TIE, usados no tratamento de pacientes com complicações respiratórias em Unidades de Terapia Intensiva (UTIs), já possibilitam uma monitoração pulmonar capaz de identificar certos problemas. Entretanto, apesar dos avanços neste ramo de

---

<sup>1</sup> Resolução temporal é a medida de tempo necessária para formar a imagem (quantidade de *frames* por segundo).

<sup>2</sup> Resolução espacial é definida como a distância mínima necessária entre dois objetos de forma que o sistema de imageamento possa distingui-los visualmente, ou de outra forma pode ser definida como o tamanho do menor objeto que é possível representar na imagem.

<sup>3</sup> *Pixel* ( abreviação do inglês *Picture Element*) se refere ao menor ponto constituinte de uma imagem.

aplicação, existe a necessidade de uma melhor definição da região cardíaca em imagens TIE dinâmicas, para que se obtenha desta forma um sistema de suporte à decisão médica aperfeiçoado.

Em imagens TIE de tórax, um dos maiores desafios reside exatamente no tratamento da perfusão pulmonar (Bodenstein et al., 2009), pois as perspectivas de uso clínico são inúmeras. Assim sendo, melhorar a localização de seus principais órgãos é um dos grandes objetivos. Uma localização mais precisa da região cardíaca vai conseqüentemente colaborar na identificação da região pulmonar.

Atualmente, o que se obtém usando a técnica TIE no imageamento de um tórax, são as regiões pulmonares com baixa resolução espacial, mas que graças à alta resolução temporal, oferece uma boa monitoração funcional. Isto se deve porque no mapeamento do tórax, apenas as variações de impedância no parênquima pulmonar devidas à aeração pulmonar durante o ciclo respiratório são consideradas. Para detectar a região cardíaca há necessidade de mapear o tórax considerando outras fontes de variação de impedância. Neste sentido, o aperfeiçoamento da técnica passa necessariamente pela análise das imagens TIE obtidas tanto da aeração quanto da perfusão pulmonar, de forma a melhorar a resolução anatômica de suas principais unidades funcionais: pulmões e coração.

Numa tentativa de superar esta limitação imposta pela baixa resolução espacial, Tanaka et al. (2008) propuseram uma metodologia usando a teoria dos conjuntos *fuzzy*, onde foram feitas análises das imagens TIE obtidas tanto da aeração quanto da perfusão pulmonar em experimentos animais (porcos). O uso desta metodologia permitiu um tratamento mais apropriado da incerteza na identificação do *pixel* quanto à sua

pertinência a determinado órgão. Entretanto, devido a algumas limitações, sentiu-se a necessidade de explorar mais os sinais TIE de forma a caracterizá-los melhor.

Estas limitações encontradas no modelo *fuzzy* foram conseqüências de suas variáveis de entrada não serem capazes de explorar os sinais TIE de uma forma mais ampla, tanto na consideração dos diferentes detalhes observados em suas variações, quanto em analisá-los em outros domínios, além do temporal.

Dentre algumas dificuldades encontradas, destacamos que o modelo *fuzzy* para minimizar o efeito de variação do PEEP<sup>4</sup> na imagem do coração, já que esta variação desloca o coração em relação ao eixo da cinta de eletrodos, optou por gerar um único mapa de coração para cada animal por meio da mediana de imagens de coração elaboradas a partir das diversas situações às quais esse animal fora exposto. Por conseguinte o mapa encontrado não é de um experimento em particular, mas resultado de todos os experimentos pelos quais o animal fora submetido. “Essa escolha, se por um lado forneceu um mapa de coração menos afetado pelas variações sofridas, por outro lado nos impediu de avaliar a robustez e a coerência do modelo de coração, considerando-se as diversas condições fisiológicas” (Tanaka, 2007). Do ponto de vista prático, como o modelo *fuzzy* não foi avaliado e nem desenvolvido considerando condições fisiológicas particulares, é difícil afirmar algo sobre a sua eficácia em aplicações clínicas específicas. Seu objetivo, conforme mencionado acima, foi exatamente o de encontrar um mapa de coração mais preciso e não houve intenção alguma, pelo menos num primeiro momento, em viabilizar sua implementação.

---

<sup>4</sup> A pressão expiratória final positiva (PEEP) é definida como a manutenção de pressões positivas nas vias aéreas ao final da expiração, após a fase inspiratória ter ocorrido a cargo de um ventilador mecânico.



Entretanto, os resultados do estudo poderão servir de base para o desenvolvimento de ferramentas clínicas. Um outro problema observado é que o modelo *fuzzy* já pressupõe que a região cardíaca está localizada na região anterior da imagem TIE, no espaço compreendido pelos *pixels* de 1 a 512. Uma imagem TIE é formada por 1024 *pixels*, dispostos numa matriz de 32 x 32, sendo o espaço supramencionado, a metade superior da imagem, ou melhor, a região anterior do tórax. Para um porco sadio, é uma suposição bastante razoável, correta, mas para o caso de determinadas anomalias ou choques traumáticos que envolvam deslocamentos do coração para uma região mais posterior do tórax, este modelo não será capaz de identificar o coração, ou pelo menos parte dele. Outro problema observado nas imagens *fuzzy* foi a invasão da imagem cardíaca sobre as regiões anteriores dos pulmões, tanto direito quanto esquerdo. Estas regiões apresentaram um comportamento similar ao apresentado pela região cardíaca e isso foi, provavelmente, não há comprovação, devido à presença de grandes vasos nessas regiões que por causa da perfusão, levaram a uma complexidade na interpretação da variação de impedância.

Apesar destes problemas, obtiveram-se bons resultados nos experimentos realizados. Entretanto, foi vislumbrada a possibilidade de se obter resultados ainda melhores se pudesse dispor de uma ferramenta de análise capaz de extrair mais informações dos sinais, tanto no domínio do tempo, explorando os diferentes detalhes nas variações, quanto no domínio das frequências por meio de uma análise com múltiplas resoluções.

O desenvolvimento do presente trabalho é seqüência do trabalho anterior. Nesta tese é apresentada uma metodologia para identificação de região cardíaca em imagens

de tomografia de impedância elétrica de perfusão pulmonar por meio da transformada *wavelet*.

A análise *wavelet* permite uma representação tempo-frequência dos sinais TIE, em que estes podem ser decompostos em vários níveis de resolução, de forma a facilitar a identificação de suas características intrínsecas. Portanto, esta ferramenta pode nos dar informações importantes que ajudam a obter melhores estimativas do grau de pertinência dos *pixels* em relação às diferentes unidades funcionais.

Dispondo de um conjunto de dados TIE de perfusão pulmonar foram desenvolvidos alguns métodos baseados na análise *wavelet*. Inicialmente foi realizada uma série de estudos de diferentes abordagens com vistas a identificar aquelas características que nos poderiam indicar similaridades ou diferenças intrínsecas entre os *pixels* de diferentes regiões anatômicas. Dentre estes estudos, destacam-se a análise fisiológica e a análise dos coeficientes obtidos pela transformação *wavelet* dos sinais TIE.

A análise fisiológica nos permitiu identificar macro-regiões existentes no tórax e seus sinais característicos, dentre os quais, os sinais típicos de coração - mais especificamente o de região ventricular - e de pulmão. O apoio recebido pela equipe de UTI Respiratória da disciplina de Pneumologia da FMUSP, sob coordenação do Prof. Dr. Carlos Roberto Ribeiro de Carvalho, foi muito importante, pois nos deu a garantia de um embasamento mais sólido.

Com os resultados da análise anterior, procurou-se explorar os sinais considerados típicos de cada região do tórax. Alguns estudos envolvendo a energia total de cada

*pixel*, as energias de cada coeficiente *wavelet* e etc. foram realizados nestes sinais com vistas a identificar alguma característica que pudesse ser explorada pelos algoritmos.

Dentre estes estudos, a decomposição dos sinais TIE por meio da transformada *wavelet* contínua (WC) e a posterior análise dos coeficientes gerados nas diferentes escalas, nos permitiu encontrar diferenças marcantes entre os sinais típicos de coração e de pulmão. Quatro dos cinco métodos desenvolvidos exploram estas diferenças encontradas pela decomposição WC.

É bom salientar que as imagens TIE de perfusão pulmonar utilizadas como dados de entrada pelos métodos aqui desenvolvidos são as saídas fornecidas pelo algoritmo de construção de imagens de TIE. Este por sua vez, em nosso caso, é fruto de um árduo trabalho de pesquisa desenvolvido pela equipe do Prof. Raul Gonzalez Lima, do Departamento de Engenharia Mecânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (Pai et al., 2005).

Um primeiro conjunto de experimentos, realizado em um único porco (sadio anestesiado e em posição supina), chamado de P0, foi utilizado no desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos. Posteriormente, outros experimentos, envolvendo outros porcos em diferentes condições fisiológicas, foram utilizados na avaliação de desempenho destes métodos.

As imagens consideradas de referência, utilizadas como base de comparação para efeitos de avaliação, foram as imagens TIE obtidas por meio de um agente de contraste (solução salina hipertônica - NaCl 20%).

Os resultados obtidos foram muito satisfatórios e atenderam as expectativas desejadas. Foi realizada uma comparação entre os métodos *fuzzy* e *wavelet* apenas com

os resultados obtidos nos experimentos do porco P0; e analisando apenas as curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*) obtiveram-se resultados muito próximos, no entanto, as limitações supramencionadas do modelo *fuzzy* foram superadas pelos métodos *wavelet*, pelo menos dentro do universo de experimentos considerados. Assim sendo, ele se mostrou mais robusto, com as regiões cardíacas sendo identificadas para cada experimento, independentemente das condições fisiológicas e sem levar em consideração a priori as posições dos *pixels*; e com excelentes resultados. A resolução anatômica obtida com os métodos *wavelet* foi superior, onde se percebe nas imagens *wavelet* os contornos, delimitando a região cardíaca, mais bem definidos e de formato circular. Nas imagens *fuzzy* a região cardíaca não possui um contorno delineado, seus *pixels* estão mais espalhados. Neste sentido, os modelos *wavelet* foram mais precisos na identificação da região cardíaca.

Portanto, o objetivo maior deste trabalho, que era melhorar a resolução espacial, foi atingido, com vantagens adicionais, segundo o nosso padrão de referência.

É importante comentar que os experimentos não foram programados com o intuito exclusivo de atender às necessidades do desenvolvimento do presente método. Entretanto, com os dados disponíveis foi possível desenvolvê-lo de maneira satisfatória e com excelentes resultados.

## 2 OBJETIVOS

### *Objetivo geral*

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia, baseando-se na transformada *wavelet*, de forma a minimizar o problema da resolução espacial na identificação anatômica e funcional da região cardíaca em imagens TIE de perfusão pulmonar, obtidas de tóraxes de porcos.

### *Objetivos específicos*

- Analisar no domínio do tempo as variações de impedância elétrica de cada *pixel* devidas à perfusão pulmonar, de forma a permitir uma caracterização temporal das atividades cardíacas e pulmonares;
- Explorar várias possibilidades da aplicação da análise *wavelet* a fim de encontrar similaridades ou diferenças significativas entre os *pixels*, que indiquem um certo grau de pertinência destes em relação às principais unidades funcionais do tórax (coração e pulmões);
- Desenvolver um ou mais métodos que explorem as possibilidades encontradas acima e implementá-lo(s) computacionalmente;
- Avaliar o desempenho dos métodos implementados a partir de dados experimentais já coletados de porcos submetidos a diferentes condições fisiológicas;
- Selecionar a melhor metodologia após a comparação dos resultados obtidos da avaliação anterior.

### 3 REFERENCIAL TEÓRICO

À medida que técnicas, como a TIE, vêm sendo usadas de forma crescente nas pesquisas e nas aplicações médicas (Holder, 2005, p.107-210), o conhecimento de seus conceitos básicos ganham importância, principalmente para aqueles que estão ou estarão envolvidos em sua utilização. O mesmo se aplica à transformada *wavelet*, que cada vez mais se destaca dentre as diversas ferramentas de análise e processamento de sinais. É com este objetivo e para a compreensão do presente trabalho que alguns destes conceitos fundamentais são apresentados a seguir.

Veremos inicialmente o que é bioimpedância, como a impedância pode variar em um tecido biológico e quais são as suas principais propriedades elétricas. Depois será revista a arquitetura de um sistema TIE; seus principais componentes serão descritos, bem como as suas vantagens e limitações frente a outras técnicas de imageamento. Sua principal limitação, a baixa resolução espacial, será detalhada: as causas e possíveis soluções serão abordadas. E por fim, a transformada *wavelet* será revista em detalhes de forma a permitir uma compreensão de suas principais vantagens em relação a outras transformadas consagradas no processamento digital de sinais: transformada de Fourier e transformada de Fourier janelada. A comparação entre estas transformadas é importante para se entender bem as vantagens da *wavelet* e onde sua aplicação se faz necessária. Dividimos o estudo da transformada *wavelet* em seus três tipos, *wavelet* contínua, semi-discreta e discreta, dando ênfase na análise de multi-resolução, tratada em uma seção da transformada *wavelet* discreta.

Dada à deficiência no entendimento destes conceitos basilares junto aos pesquisadores e profissionais da área de saúde (Victorino, 2003; Tanaka, 2007); e também devido à frequência cada vez maior do uso destes conceitos nas aplicações médicas e pesquisas acadêmicas, esperamos contribuir na minimização desta lacuna.

### 3.1 Teoria de circuitos elétricos

De uma maneira geral, os elementos de circuitos elétricos podem ser classificados em:

- a) *ativos* - aqueles que fornecem energia ao circuito, como as fontes ou geradores;
- b) *passivos* - dispositivos capazes de modificar a energia de alguma maneira, dissipando-a sob forma de calor (resistores) ou armazenando-a (capacitores e indutores).

Dentre os passivos, descreveremos a seguir os resistores e os capacitores, por serem os componentes de nosso modelo elétrico de um tecido biológico.

#### ***Resistor***

A resistência elétrica é uma medida da oposição ao movimento dos portadores de carga, ou seja, ela representa a dificuldade que eles encontram para se movimentarem através de um condutor. A resistência elétrica é uma grandeza que depende das características do material, de sua *resistividade*, assim como de suas dimensões.

Dados experimentais mostram que a resistência  $R$  de fios condutores (figura 3.1) de um dado material é diretamente proporcional ao comprimento  $L$  do fio e inversamente proporcional à área  $A$  da seção transversal do fio (Bodenstein et al., 2009), como mostra a equação (3.1),

$$R = \frac{\rho L}{A} \quad (3.1)$$

onde  $\rho$  é a resistividade do material. Isso pode ser estendido a uma integral para áreas mais complexas, mas essa fórmula simples é aplicável a fios cilíndricos e à maioria dos condutores comuns. A equação (3.1) mostra que a resistência elétrica depende das características geométricas do condutor, assim como de sua resistividade elétrica.

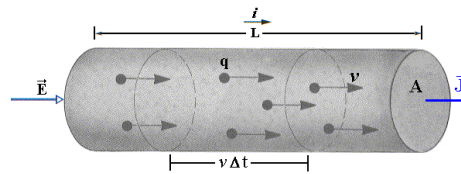


Figura 3.1 - Fio condutor

A Condutância elétrica, cujo símbolo é  $G$ , é o inverso da resistência, e sua unidade é mho (1 mho = 1 siemens), representada pelo símbolo  $\mathfrak{U}$ . Então:

$$G = 1/R \quad (\mathfrak{U}) \quad (3.2)$$

A corrente elétrica é um fluxo de portadores de carga (elétrons ou íons) que circula por um condutor quando entre suas extremidades houver uma diferença de potencial (ddp). Esta diferença de potencial elétrico chama-se tensão.

A relação existente entre a corrente, a tensão e a resistência é dada pela Lei de Ohm:

$$v(t) = Ri(t) \quad \text{ou} \quad i(t) = \frac{v(t)}{R} \quad (3.3)$$

A tensão  $v(t)$ , variável no tempo, entre os terminais de um resistor é diretamente proporcional à corrente  $i(t)$ , também variável no tempo, que nele circula. A constante de



proporcionalidade  $R$  é chamada *resistência do resistor* e é expressa em Volts/Ampère (V/A) ou ohms ( $\Omega$ ).

Quanto à forma de onda, não há nenhuma restrição para  $v(t)$  e  $i(t)$ . Podem ser constantes em relação ao tempo, como ocorre nos circuitos de corrente contínua, ou podem ser funções senoidais, co-senoidais, como ocorre nos circuitos de corrente alternada, ou possuir outras formas de onda.

## Capacitor

Basicamente, um capacitor consiste de dois condutores separados por uma pequena distância por algum isolante chamado dielétrico e apresenta a propriedade de armazenar uma certa quantidade de carga elétrica.

A unidade de capacitância, Coulomb por Volt, é denominada Farad (F).

Um exemplo de capacitor é apresentado na figura 3.2. Ele é formado por duas placas planas condutoras separadas por um dielétrico (Ivorra, 2003).

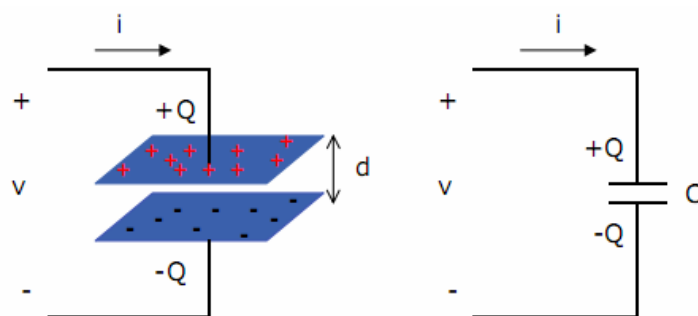


Figura 3.2 - Exemplo de um capacitor

A capacitância do capacitor da figura 3.2 é calculada pela expressão (3.4):

$$C = \epsilon_r \epsilon_0 \frac{A}{d} \quad (3.4)$$

onde  $A$  é a área das placas;  $d$  é a distância entre as placas;  $\epsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12} \text{ C}^2/\text{Nm}^2$  é a permissividade do vácuo e  $\epsilon_r$  é a permissividade relativa, que depende do material dielétrico entre as duas placas.

A corrente que circula por um capacitor é calculada pela equação (3.5) (Edminister, 1978, p.5):

$$Q = CV \Rightarrow \frac{dQ}{dt} = C \frac{dV}{dt} \Rightarrow i(t) = C \frac{dv(t)}{dt} \quad (3.5)$$

onde  $i(t)$  é a corrente que flui através do capacitor, dada em ampère (A);  $Q$  é a carga armazenada pelo capacitor, dada em Coulombs (C);  $C$  é a capacitância em Farads (F), que conforme visto, depende de fatores geométricos e da constante dielétrica<sup>5</sup> do meio isolante e  $V$  é a diferença de potencial aplicada nos terminais do capacitor, em volts (V).

Supondo a tensão  $v(t) = V_p \text{sen}(wt)$ , onde  $w$  é a frequência angular em radianos por segundo e  $V_p$  é o valor de pico, temos que a corrente é dada por:

$$i(t) = C \frac{dv(t)}{dt} = C \frac{d(V_p \text{sen}(wt))}{dt} = CwV_p \cos(wt) = CwV_p \text{sen}(wt + 90^\circ) \quad (3.6)$$

Da equação (3.6), concluímos:

- Quanto maior a capacitância  $C$ , maior é a corrente  $i(t)$ ;

---

<sup>5</sup> Denomina-se constante dielétrica ( $K$ ) de um meio, ao quociente entre a permissividade do meio  $\mathcal{E}$  e a permissividade do vácuo  $\epsilon_0$ . Ou seja,  $K = \mathcal{E} / \epsilon_0$ .

- Quanto maior a variação da tensão no tempo, maior é a corrente. Esta variação depende da frequência  $w$ . Para frequências muito baixas, o capacitor se comporta como um circuito aberto (resistência infinita), não permitindo a passagem de corrente elétrica, e para frequências muito altas, ele se comporta como um circuito fechado (resistência nula), permitindo passar toda a corrente;
- A corrente  $i(t)$  está adiantada de  $90^\circ$  em relação à tensão  $v(t)$ .

A notação complexa facilita muito a manipulação de expressões, uma vez que no plano complexo o eixo imaginário está à  $90^\circ$  do eixo real, representando uma rotação no sentido anti-horário. Desta forma, empregando a unidade imaginária  $j = \sqrt{-1}$ , a expressão (3.6) poderá ser novamente reescrita como:

$$i(t) = jCwV_p \text{sen}(wt) \quad (3.7)$$

Num resistor, conforme visto, a divisão da tensão entre seus terminais pela corrente denomina-se *resistência elétrica*, que mantém os sinais em fase. Num capacitor, a divisão da tensão pela corrente denomina-se *reatância capacitiva* ( $X_C$ ), que gera uma defasagem de  $90^\circ$  entre estes sinais e representa a propriedade de uma capacitância em se opor às variações de tensão elétrica. Para uma excitação senoidal  $v(t) = V_p \text{sen}(wt)$ , a reatância capacitiva é calculada da seguinte forma:

$$X_c = \frac{v(t)}{i(t)} = \frac{V_p \text{sen}(wt)}{jCwV_p \text{sen}(wt)} = \frac{1}{jwC} = -j \left| \frac{1}{wC} \right| \quad (3.8)$$

onde  $|X_c| = \left| \frac{1}{\omega C} \right|$ . Logo,  $X_c = -j |X_c|$ . (3.9)

Enquanto, por um lado, o valor da resistência independe da frequência, por outro, o módulo da reatância depende e de forma inversamente proporcional a ela. Por este aspecto, a reatância capacitiva pode ser vista como um resistor, cuja resistência (expressa em ohms) varia com o inverso da frequência.

O inverso da reatância capacitiva é chamado de *susceptância capacitiva*.

### ***Impedância elétrica***

Impedância de um circuito é um conceito básico na teoria de circuitos elétricos e corresponde à diferença de potencial entre os terminais do circuito dividida pela corrente elétrica que percorre o mesmo. Dentro de um conceito mais amplo, define-se *impedância* como a propriedade que um elemento, ou conjunto de elementos, apresenta, em se opor à passagem e/ou variação de corrente. Elementos como resistência e reatância capacitiva, vistos acima, ou combinações destas, enquadram-se neste conceito.

Sendo a resistência representada por um número real e as reatâncias por números imaginários, a *impedância* resultante desta combinação será representada por um número complexo (Edminister, 1978, p.68-74).

Para uma dada frequência, se  $V$  e  $I$  são números complexos que representam a tensão e a corrente, respectivamente, a impedância elétrica  $Z$ , é um número complexo com magnitude igual à divisão da magnitude da tensão pela magnitude da corrente e a fase igual à diferença de fases destes sinais (Ivorra, 2003):

$$Z = V/I, \quad \text{onde } |Z| = |V| / |I| \quad \text{e} \quad \angle Z = \angle V - \angle I \quad (3.10)$$

onde o símbolo “ $\angle$ ” denota fase.

A parte real da impedância é chamada de resistência, enquanto a parte imaginária é chamada de reatância. Para exemplificarmos, vejamos o seguinte circuito, representado na figura 3.3:

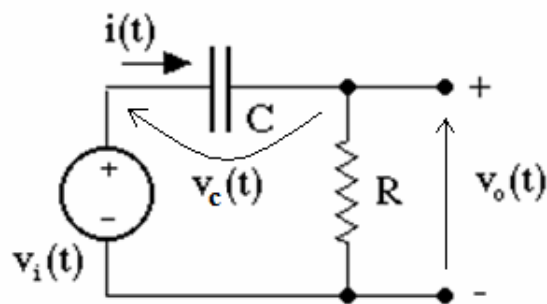


Figura 3.3 - Um simples circuito RC

Supondo,  $V_i(t) = V_p \text{sen}(wt)$ , temos:

$$V_i(t) = V_c(t) + V_o(t) = X_c i(t) + R i(t) = i(t)(X_c + R)$$

$$\text{Logo, } Z = \frac{V_i(t)}{i(t)} = \frac{i(t)(X_c + R)}{i(t)} = X_c + R = R + \frac{1}{jwC} \quad (3.11)$$

Pela equação (3.11), as partes real e imaginária da impedância complexa ficam explícitas.

A *admitância*  $Y$  é o inverso da impedância  $Z$ :

$$Y = \frac{1}{Z} = \frac{I}{V} \quad (3.12)$$

## 3.2 Bioimpedância

A bioimpedância elétrica é definida como a medida da impedância elétrica de uma amostra biológica.

A célula é a unidade estrutural e funcional fundamental de todo o ser vivo. Basicamente, ela é constituída por um citoplasma e por uma membrana que o envolve. Esta estrutura é quem determina a impedância elétrica do tecido biológico.

### *Membrana celular*

A membrana celular ou plasmática é um envoltório que delimita a célula. Ela é constituída basicamente por fosfolipídios e proteínas. Esses lipídios alinham-se em fileiras e formam duas camadas em que as cadeias carbônicas ficam umas de frente para as outras. No meio da bicamada lipídica há proteínas específicas inseridas parcial ou transversalmente. Por causa dessas proteínas, a membrana plasmática possui permeabilidade seletiva, determinando o que entra e o que sai da célula (Enderle, Blanchard e Bronzino, 2005, p.79).

Ela desempenha um papel passivo (separar os meios intracelular e extracelular) e um papel ativo (controlar a entrada e saída de substâncias químicas). A parte passiva é a dupla camada lipídica que permite a passagem de moléculas de lipídios e água, mas impede, em princípio, a passagem de íons. Sua condutância elétrica intrínseca é muito baixa e pode ser considerado um dielétrico. Portanto, a estrutura formada pelo meio extracelular, a dupla camada de lipídios e o meio intracelular, é uma estrutura condutor-dielétrico-condutor e, portanto, se comporta como um capacitor. Em paralelo com a dupla camada de lipídios, existem as proteínas, canais iônicos, bombas iônicas e

organelas de transporte que formam a parte ativa da membrana.

Os canais iônicos são estruturas porosas que permitem alguns íons fluírem de fora para dentro da célula e vice-versa. Estas estruturas são seletivas aos íons e podem ser abertas ou fechadas por sinais elétricos ou químicos. As bombas iônicas são estruturas que consomem energia para forçar alguns íons fluírem através da membrana (Ivorra, 2003).

### ***Citoplasma***

Denomina-se citoplasma todo o conteúdo celular. O citoplasma é composto de um colóide aquoso no qual estão imersas as organelas celulares, enzimas, íons, aminoácidos, nucleotídeos, ácidos e estruturas onde ocorre a síntese de proteínas, os ribossomos.

### ***Meio extracelular***

Do ponto de vista elétrico, o meio extracelular pode ser considerado com um eletrólito líquido (solução iônica). Os íons mais importantes são o  $\text{Na}_+$  (concentração de aproximadamente 140 mM) e o  $\text{Cl}_-$  (concentração de aproximadamente 100 mM). Assim, as propriedades elétricas dependem de todos os parâmetros químicos e físicos que determinam as concentrações e mobilidades destes íons.

### ***Meio intracelular***

A concentração iônica do meio intracelular é similar à concentração do meio extracelular. Entretanto, os portadores de carga mais importantes são íons  $K^+$  e ânions orgânicos (proteínas e aminoácidos carregados negativamente, que são grandes demais para se difundirem pela membrana). Além destes portadores, dentro de uma célula existem numerosas estruturas com diferentes tipos de membranas que apresentam respostas elétricas completamente distintas. Estas membranas são formadas por materiais dielétricos de condutividade muito baixa. Sendo assim, a impedância do meio intracelular pode ser vista como uma mistura de propriedades condutivas e capacitivas (Bodenstein et al., 2009). No entanto, por simplificação, seu comportamento é geralmente considerado como o de um puro condutor iônico.

### ***Modelo e circuito equivalente***

Do exposto acima, é possível fazer um modelo de circuito equivalente à bioimpedância de um tecido biológico. Um simples modelo elétrico de uma célula (e seu meio externo) é apresentado na figura 3.4.

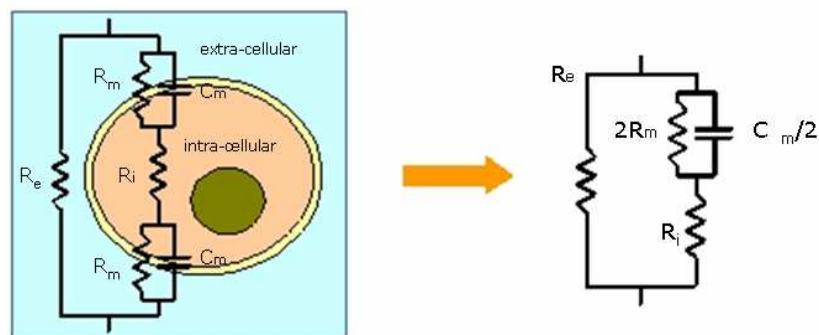


Figura 3.4 - Um simples modelo de circuito de uma célula (Ivorra, 2003)



No caso de um tecido biológico, composto por muitas células, as mesmas simplificações podem ser aplicadas para se obter um único circuito equivalente. Usualmente a resistência  $R_m$  é ignorada, pois a condutância da membrana é muito baixa.

Considerando a figura 3.4 como parte de um tecido biológico e supondo que uma corrente elétrica seja injetada em sua superfície, esta deverá circular no meio externo, representado pela resistência  $R_e$ , e também poderá fluir através da célula por meio da dupla camada de lipídio (Capacitância  $C_m$ ) ou por meio dos canais iônicos (Resistência  $R_m$ ).

Dentro da célula, a corrente fluirá através do meio intracelular (Resistência  $R_i$ ) e sairá da célula atravessando a membrana ( $R_m \parallel C_m$ ). O caminho a ser percorrido pela corrente dependerá muito de sua frequência. Em frequências baixas (<1 kHz), a impedância da membrana celular é muito alta, direcionando, desse modo, o fluxo apenas pelo meio extracelular, onde apresenta uma resistência relativamente bem mais baixa. No entanto, em frequências altas (dezenas de MHz), a impedância da membrana é dominada pela sua capacitância pelo fato da reatância ser muito baixa e, portanto, direcionando o fluxo de corrente para o meio intracelular. A figura 3.5 nos mostra estes fluxos.

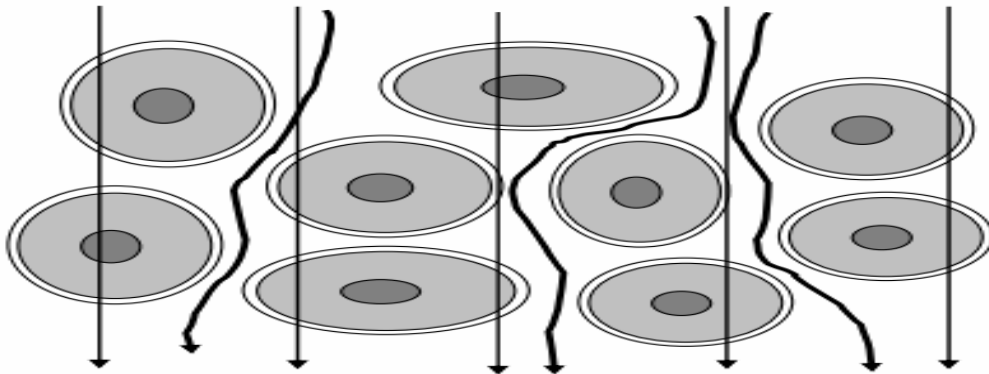


Figura 3.5 - Fluxos de corrente através de um tecido biológico. Em frequências muito altas, a membrana celular é um curto-circuito (resistência nula) e direciona o fluxo para dentro da célula (linhas finas); já em frequências muito baixas, ela se torna um circuito-aberto (resistência infinita), fazendo com que o fluxo circule apenas pelo meio externo (linhas grossas) (Noor, 2007)

O modelo supracitado tem sido adotado por muitos autores e é usado para explicar as medidas de impedância de um tecido biológico submetido a estímulos elétricos variando a frequência desde zero (estímulo de valor contínuo) até algumas dezenas de MHz.

A banda de frequência a ser usada é de uma importância fundamental na aferição das medidas da impedância de um tecido biológico.

Os tecidos biológicos exibem duas importantes propriedades elétricas passivas, que são a *condutividade elétrica*, devido aos portadores de carga livre, e a *permissividade elétrica*, devido às cargas não livres que levam ao fenômeno dielétrico. A condutividade elétrica é uma medida da facilidade com que o material conduz eletricidade, ao passo que a permissividade elétrica é uma medida de como as cargas, dentro do material, prontamente se separam sob um campo elétrico imposto (Cheney, Isaacson e Newell, 1999; Bolfe, Ribas, Montebelo e Guirro, 2007).

Schwan (1957 *apud* Ivorra, 2003) definiu três regiões de frequências para as

propriedades dielétricas dos materiais biológicos a partir das principais dispersões observadas da condutividade e da permissividade elétrica. Veja o gráfico 3.1.

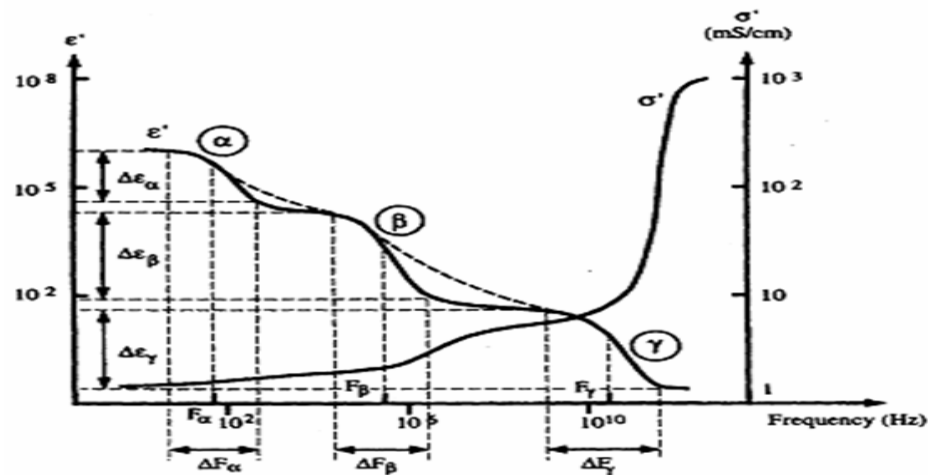


Gráfico 3.1 - Dependência da condutividade ( $\sigma$  expressa em S/cm) e da permissividade ( $\epsilon$  expressa em F/cm) dos tecidos vivos com a frequência (Hz), mostrando as três principais dispersões observadas ( $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ ) (Bourne et al., 1996 *apud* Ivorra, 2003)

As grandes dispersões dielétricas que aparecem entre os 10 Hz e dezenas de MHz (regiões  $\alpha, \beta$ ) são geralmente associadas aos processos de difusão de íons (dispersão  $\alpha$  - 10Hz à 1kHz) e às propriedades dielétricas das membranas celulares e suas interações com os eletrólitos dos meios intracelular e extracelular (dispersão  $\beta$  - 1kHz à vários MHz) (Noor, 2007). As propriedades dielétricas na região  $\gamma$  (acima de 10GHz) são atribuídas ao conteúdo aquoso do sistema biológico e à presença de pequenas moléculas.

Embora seja difícil caracterizar as propriedades elétricas de um tecido biológico devido às grandes dispersões dielétricas existentes face às variações de frequências, é possível estimar a sua condutividade se fixarmos uma banda estreita de frequências dos

estímulos elétricos em torno de 100 kHz. Nesta faixa de operação, a corrente que flui pela resistência  $R_m$  da membrana será maior e predominará em relação à corrente que flui pela capacitância  $C_m$  e por essa razão, a admitância assim obtida será dominada pela condutividade do tecido biológico (Barber e Brown, 1984). Ou seja, em torno desta frequência a parte reativa da bioimpedância (sua permissividade) é de certa forma desprezada, permitindo, portanto, uma análise das características elétricas dos tecidos biológicos apenas em termos de distribuição de condutividade ou de seu inverso, que é a resistividade.

### ***Caracterização elétrica dos materiais***

Conforme visto, os valores de impedância não são determinados apenas pelas propriedades elétricas dos materiais (condutividade e permissividade), mas também por suas características geométricas. Com a finalidade de converter os valores de impedância de um material (tecido biológico, por exemplo) em valores de suas propriedades elétricas, que são de fato os valores de interesse na maioria dos estudos, uma estrutura geométrica foi padronizada. Esta estrutura de referência adotada no campo da bioimpedância é um cubo do material de tamanho usualmente igual a 1cm x 1cm x 1cm (Ivorra, 2003).

Considerando este cubo como referência, temos as seguintes formulações:

$$Y = G + jB = G + j\omega C = K(\sigma + j\omega\epsilon) = K(\sigma + j\omega\epsilon_r\epsilon_0) \quad (3.13)$$

onde  $Y$  é a admitância, inverso da impedância;  $G$  é a parte real da admitância e é

chamada de condutância (expressa em Siemens (S) = 1/Ohm ( $1/\Omega$ ));  $B$  é a parte imaginária da admitância e é chamada de susceptância (expressa em Siemens (S) = 1/Ohm ( $1/\Omega$ ));  $C$  é a capacitância (expressa em Farads (F)) ;  $\sigma$  é a condutividade do material (expresso em S/cm) ;  $\varepsilon$  é a permissividade do material (expresso em F/cm) ;  $\varepsilon_0$  é a permissividade do vácuo (igual a  $8.8 \times 10^{-14}$  F/cm);  $\varepsilon_r$  é a permissividade relativa do material igual a permissividade do material dividido pela permissividade do vácuo ( $\varepsilon_r = \varepsilon / \varepsilon_0$ ) e  $K$  é o fator de escala, expresso em cm. Conforme a equação (3.4), o cálculo da capacitância de um capacitor, que possui a mesma geometria de um cubo, nos mostra que o fator de escala  $K$  é igual a  $A/d$ , onde  $A$  é a área das placas e  $d$  é a distância entre elas.

De acordo com a seção anterior, se fixarmos a banda de frequência dos estímulos elétricos em torno de 100 kHz, pode-se desprezar a parte imaginária da admitância ( $B$ ) e considerar apenas a condutância ( $G$ ). Nesta condição, temos:

$$Y = G = K\sigma = K \frac{1}{\rho} \quad (3.14)$$

onde  $\rho$  é a resistividade do material (expresso em  $\Omega \cdot \text{cm}$ )

Infelizmente, não há um consenso geral de como expressar as propriedades dielétricas dos materiais. No entanto, os parâmetros mais comumente usados estão sumarizados na seguinte tabela 3.1. Deve ser observado que a caracterização de um material dielétrico requer dois parâmetros para cada frequência.

Tabela 3.1 - Propriedades dielétricas dos materiais

PARÂMETROS	SÍMBOLOS	UNIDADES	EQUAÇÕES
Condutividade	$\sigma, K$	S/cm	$Y = G + jB = K(\sigma + j\omega\epsilon)$ ; $\sigma = G / K$
Permissividade	$\epsilon$	F/cm	$Y = G + jB = K(\sigma + j\omega\epsilon)$ ; $\epsilon = B / (\omega K)$
Permissividade relativa	$\epsilon_r$	Sem unidade	$\epsilon_r = \epsilon / \epsilon_0$
Resistividade	$\rho$	$\Omega \cdot \text{cm}$	$Z = 1/Y = (R + jX)$ ; $R = (1/K) \cdot \rho$ ; $\rho \neq 1/\sigma$

FONTE: Ivorra (2003)

### 3.3 Tomografia de impedância Elétrica

A Tomografia de impedância Elétrica (TIE) é uma técnica onde se coloca uma cinta de eletrodos na superfície de um corpo, onde se deseja imagear o seu interior em torno de uma seção transversal, e que mediante a injeção de corrente elétrica em um dos pares de eletrodos, se medem as tensões geradas nos demais pares (Adler et al., 1997). De acordo com o padrão adotado na injeção de corrente, os pares de eletrodos usados nesta injeção são trocados e se procede às novas medições de tensões nos demais eletrodos. O par de eletrodos de injeção vai mudando numa seqüência temporal pré-definida, até que todos os pares tenham sido usados. Todo este conjunto de informações, correntes injetadas e tensões medidas, é posteriormente processado por um algoritmo que estima a distribuição de impedâncias interna ao objeto e assim constrói uma imagem (Malmivuo e Plonsey, 1995, cap.26; Brown, 2003; Noor, 2007).

A imagem gerada é usualmente uma matriz de  $32 \times 32$  pixels. Um pixel desta imagem corresponde a uma região espacial elementar que compõe a seção transversal

do objeto. Estes 1024 *pixels* são ordenados a partir do canto esquerdo superior para a direita e de cima para baixo.

Os componentes básicos de um sistema TIE são apresentados na figura 3.6.

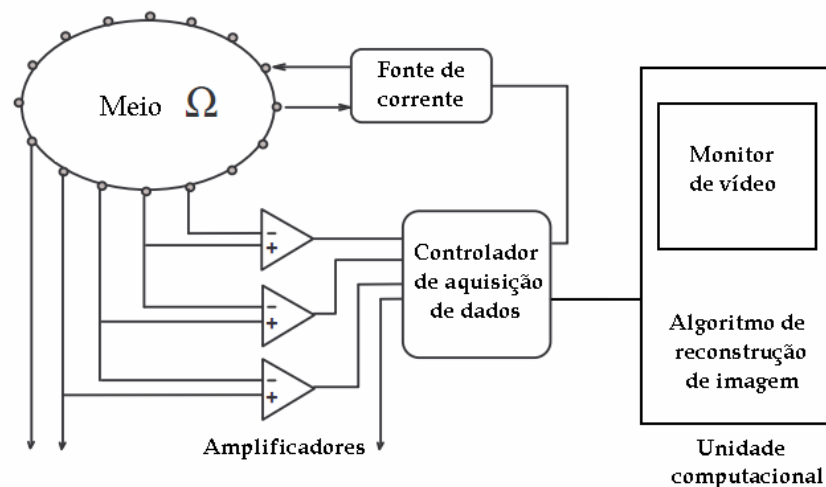


Figura 3.6 - Sistema TIE. O sistema usualmente possui 8, 16 ou 32 eletrodos (Adler et al., 1997)

Basicamente, os componentes são: um conjunto de eletrodos de injeção de corrente elétrica; um sistema de medida de potenciais elétricos entre os eletrodos e um algoritmo de construção de imagem.

Segundo Brown (2003), essa técnica foi inicialmente sugerida por R. B. Pullan em 1970. No entanto, seu desenvolvimento ocorreu no início dos anos 80. Desde então o método de TIE vem sendo desenvolvido para diversas aplicações (Holder, 2005, p.107-210), que serão vistas mais adiante.

### ***Métodos de injeção de corrente***

Existem quatro métodos principais utilizados para se injetar corrente elétrica numa cinta de eletrodos de um sistema TIE: o adjacente, o diametral, o cruzado e o adaptativo (Lima, 2006; Noor, 2007; Çilesiz, 2008).

No adjacente, as correntes são aplicadas usando um par de eletrodos adjacentes. Nesse a corrente elétrica entra por um eletrodo e sai por outro eletrodo vizinho. Uma vez injetada a corrente elétrica num par de eletrodos, medem-se as tensões nos demais pares. Aí então troca-se o par de eletrodos de injeção de corrente para o par vizinho e repetem-se as medições e assim procede-se trocando o par de injeção e fazendo-se medições até que todos os pares de eletrodos tenham participado na injeção de corrente. A figura 3.7 apresenta um sistema de 16 eletrodos com o padrão sequencial das medições deste método.

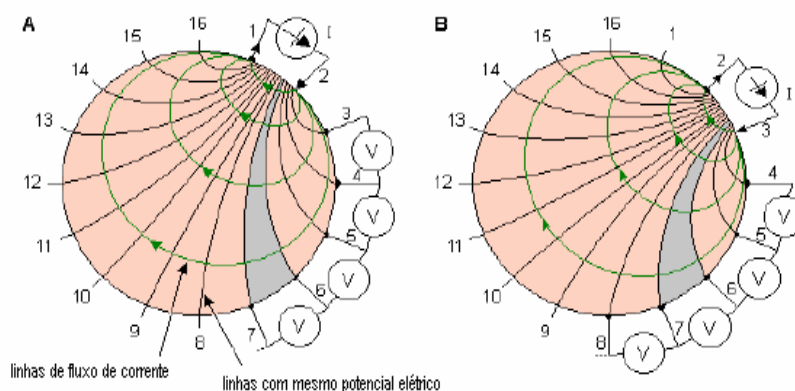


Figura 3.7 – Método adjacente de injeção de corrente (Çilesiz, 2008)

Quanto ao método diametral, a corrente entra por um eletrodo e sai por outro diametralmente oposto. Este método produz as maiores intensidades de corrente dentro



da seção transversal, o que melhora a relação sinal-ruído, por outro lado as leituras de voltagens estão sempre contaminadas pela tensão devida à impedância de contato (representada pelo conjunto eletrodo, gel e pele) e, portanto há necessidade imperativa de estimá-las com grande precisão. Na figura 3.8 se pode ver o padrão seqüencial das medições neste método.

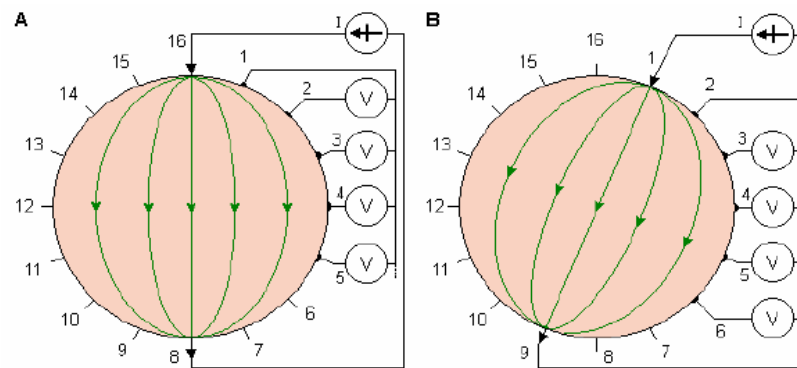


Figura 3.8 – Método diametral de injeção de corrente (ibid.)

No método cruzado o par de eletrodos de injeção de corrente cruza os eletrodos de medição de tensão. No padrão de seqüência deste método, à medida que se vai trocando de pares de injeção de corrente a distância entre os eletrodos de injeção se vai aumentando. A figura 3.9 a seguir esclarece o padrão seqüencial deste método.

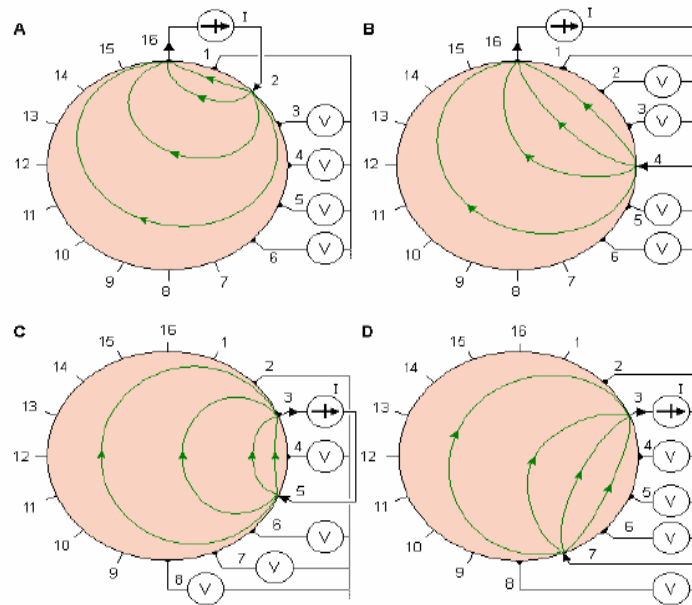


Figura 3.9 – Método cruzado (ibid.)

O método adaptativo é um tipo especial de Tomografia de Impedância Elétrica, no qual as correntes são aplicadas simultaneamente em quase todos os pares de eletrodos, menos em um par onde se faz a medida da tensão. Em cada ciclo de medidas, este par de eletrodos é trocado. A figura 3.10 esclarece o padrão sequencial deste método.

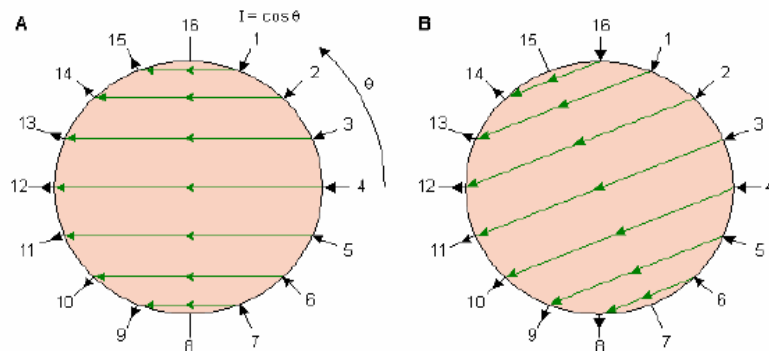


Figura 3.10 – Método adaptativo (ibid.)

Atualmente muitos dos sistemas TIE utilizam o método adjacente de injeção de corrente com 32 eletrodos. Doravante, ao se versar sobre método de injeção de corrente, ficar-se-á subtendido que se trata do método adjacente.

### **3.3.1 Benefícios e problemas com a técnica TIE**

Dentre os benefícios da técnica TIE podemos destacar (Adler et al., 1997):

- A técnica é não invasiva;
- Ela não é lesiva desde que o limite de corrente seguro para equipamento médico seja obedecido. A maioria das recomendações, tanto nacional quanto internacionais, limita a corrente a  $100 \mu A_{rms}$  para frequências senoidais até 1 kHz e depois podendo ser incrementada com o aumento da frequência até esta chegar a 100 kHz e para frequências acima desta faixa estabelece-se um limite absoluto de 10mA (Brown, 2003). Assim, ao combinar frequências e intensidades de corrente dentro dos limites normativos, os dispositivos atuais de tomografia de impedância elétrica tornam-se seguros e permitem medidas prolongadas, sem qualquer dano tecidual;
- Seu uso não gera desconforto ao paciente;
- Não usa radiação ou substâncias radioativas;
- Os equipamentos são de fácil operação e manutenção;
- O sistema é portátil, podendo ser instalado à beira do leito do paciente;
- O custo de todo o sistema é baixo relativamente aos demais tipos de tomografia;

- Apresenta uma alta resolução temporal que permite um imageamento praticamente instantâneo das variações de impedância. Com uma taxa de amostragem de 50 fps<sup>6</sup>, sendo cada *frame* uma imagem gerada, se consegue gerar um vídeo, com uma resolução temporal acima dos padrões comerciais atuais;
- Ela capta informações sobre certas propriedades elétricas de um corpo que as outras técnicas de imageamento não são capazes;
- A técnica é recente com melhoramentos constantes, tanto no hardware (cinta de eletrodos, sistema de captação, etc.) quanto no software (algoritmo de construção);

Com as características apresentadas acima, esta técnica pode ser utilizada para monitoramento contínuo de pacientes em terapia intensiva, sendo muito apropriada para monitorar pacientes mecanicamente ventilados devido a problemas cardio-respiratórios.

Vejamos a seguir algumas limitações e problemas apresentados pela TIE (Brown, 2003):

- Baixa resolução espacial;
  - A limitação da resolução espacial está ligada ao número de eletrodos utilizados na coleta de dados. Quanto maior este número, maior é o número de medidas independentes e, portanto, melhor será a resolução;
  - Limite do tamanho físico dos eletrodos que restringe o número máximo de eletrodos que pode ser usado no sistema de medição;

---

<sup>6</sup> fps – *frames* por segundo

- A existência de capacitâncias parasitas nos cabos e no sistema de medição limita também o número de eletrodos a ser usado no sistema. A presença destas afeta negativamente a relação sinal/ruído das voltagens medidas entre os eletrodos.
- A relação entre as diferenças de potencial elétrico medidas na superfície e os parâmetros internos do objeto em análise, não é linear. Esta não linearidade exige cada vez mais a busca por novos modelos e desenvolvimento de algoritmos de construção de imagens mais aprimorados (Noor, 2007);
- A sobreposição de bandas de frequências dos eventos fisiológicos, que dificulta o processo de filtragem dos sinais indesejáveis;
- Os movimentos de expansão/contração do corpo, bem como os movimentos fisiológicos dos órgãos, podem afetar as imagens de TIE. Esses artefatos, dependendo da sua magnitude, podem dificultar a interpretação da imagem.

### **3.3.2 Resolução espacial**

Dada à grande limitação de um sistema TIE ser a sua baixa resolução espacial, é oportuno neste Referencial Teórico detalhar um pouco mais esta questão.

A resolução espacial indica o tamanho do menor objeto que é possível representar na imagem. Formalmente, é definida como a menor separação angular ou linear que um sistema pode diferenciar, medido em metros ou estéreos radianos. Quanto maior a resolução espacial de uma imagem maior sua capacidade de registrar detalhes do objeto analisado. Quando se diz que um sistema possui uma resolução espacial de 1m, isto

significa que objetos com uma distância entre si menor que 1m não serão discriminados pelo sistema.

Dentre as características das imagens tomográficas destacam-se os *pixels* e a matriz. O *pixel* é o menor ponto da imagem que pode ser obtido. Assim uma imagem é formada por uma certa quantidade de *pixels*, distribuídos em colunas e linhas. Quanto maior o número de *pixels* numa matriz, melhor é a sua resolução espacial, o que permite uma melhor diferenciação espacial entre as estruturas.

Veamos a seguir alguns fatores inerentes a um sistema TIE que caracterizam a sua resolução espacial.

### ***Estimativa de seu valor***

Conforme visto, no sistema TIE se utiliza uma cinta de eletrodos em volta do corpo do qual se pretende imagear sua distribuição interna de impedância. Vimos também que para se calcular estas impedâncias, uma corrente elétrica é aplicada em um par de eletrodos e as tensões nos demais pares adjacentes são medidas e este processo de injeção/medição se repete para cada par de eletrodos. Supondo uma cinta de  $N$  eletrodos, ao final de uma seqüência completa, teremos  $N(N-3)$  tensões medidas, já que três voltagens são perdidas: uma no par que está sendo usado para injetar corrente e as outras duas nos pares que tem um dos eletrodos de injeção como participante.

No entanto, de acordo com a *Teoria da Reciprocidade* em circuitos elétricos, esse número de medidas deve ser dividido por dois (Edminister, 1978, p.244). Segundo esta teoria, se num circuito linear houver apenas uma fonte de corrente e se houver um medidor de tensão em qualquer trecho deste circuito, a leitura do medidor não se altera

quando sua posição é trocada com a da fonte de corrente. Portanto, o número de medidas independentes será  $N(N-3)/2$  (Eyüboğlu, Brown e Barber, 1989; Brown, 2003); e exemplificando, para o caso de um sistema de 32 eletrodos, teremos feito 464 medidas independentes de tensões após todos os pares terem sido usados na injeção de corrente.

A resolução espacial depende não somente do número destas medidas independentes e, portanto do número de eletrodos, como também da relação sinal/ruído dos sinais medidos e da particular distribuição de impedância interna ao corpo. Além disso, ela também varia com a posição do pixel dentro da seção transversal, sendo melhor naquelas posições mais próximas aos eletrodos (regiões superficiais) do que naquelas mais distantes (região central). Diante destas variáveis não é possível de forma simples fornecer uma expressão que defina quantitativamente a resolução espacial. Entretanto, uma estimativa para o tamanho do *pixel*, que corresponde àquele menor tamanho de objeto capaz de ser representado numa imagem e, portanto de sua resolução espacial, é considerá-la em termos do número destas medidas independentes. Quanto maior o número destas medidas e, portanto do número de eletrodos, melhor será a resolução.

Conforme visto, para uma cinta de  $N$  eletrodos, obteremos  $N(N-3)/2$  medidas independentes. Este número nos fornecerá, para nossa estimativa, o número máximo de *pixels* que a imagem poderá conter.

A densidade de corrente gerada pela injeção de corrente elétrica não é uniforme através do corpo. Os fluxos de corrente estão mais concentrados nas regiões mais próximas dos eletrodos de injeção. Isto reduz a sensibilidade das medidas de voltagens para as variações de impedância que ocorrem na região central do corpo. Portanto, a

resolução espacial nas regiões próximas à superfície é maior do que aquela obtida para a região central (Noor, 2007). Logo, a resolução espacial do sistema é considerada aquela observada na região central, pois será esta que definirá o menor objeto a ser identificável em todo o corpo sob análise.

Assumindo que os *pixels* sejam quadrados de lado  $L$ , a área de cada um será de  $A_p = L^2$ . Supondo que o corpo a ser imageado seja circular de diâmetro  $D$ , sua área da seção transversal será  $A_c = \pi D^2 / 4$ . Logo a resolução espacial, que corresponde ao lado do quadrado (*pixel* em questão) é:

$$\text{Área de cada } pixel = \frac{\text{Área da seção transversal do corpo}}{\text{Número de } pixels}$$

$$L^2 = \frac{(\pi D^2 / 4)}{N(N-3)/2} \rightarrow L = D \sqrt{\frac{\pi}{2N(N-3)}} \quad (3.15)$$

Para um sistema TIE de 32 eletrodos imageando um tórax de um porco com 30 cm de diâmetro, teremos uma resolução de  $L=0,041D$ , cerca de 4% do diâmetro, ou seja,  $L= 0,041 \times 30 \text{ cm} = 1,2 \text{ cm}$ . Quando for possível obter uma sistema com 128 eletrodos, a máxima resolução espacial teórica possível será aproximadamente de 1% do diâmetro da cinta de eletrodos (Barber e Brown, 1984 apud Holder, 1993, p.8).

Portanto, para melhorar a resolução espacial, basta aumentar o número de eletrodos. Entretanto esse aumento em um único plano (seção transversal) é limitado por uma série de fatores:

- O tamanho físico dos eletrodos que limita a sua quantidade numa cinta ;



- Eletrodos menores limitam a quantidade de corrente injetada e, portanto, implicam numa pior relação sinal-ruído das medidas.

Atualmente, os sistemas TIE existentes utilizam 16 ou 32 eletrodos. A tecnologia nesta área terá que superar as limitações atuais para que seja possível um maior número de eletrodos, e conseqüentemente, uma imagem com maior resolução espacial.

### ***A precisão das medidas***

O cálculo apresentado acima nos dá apenas uma estimativa da resolução espacial, pois além da quantidade de medidas independentes, é preciso considerar a precisão do sistema de captação de tensão, a relação sinal/ruído dos sinais medidos e também a regularização utilizada no algoritmo de construção de imagens.

No caso da precisão de medidas e da relação sinal/ruído, a instrumentação e a tecnologia utilizadas são de suma importância. Como exemplo podemos enumerar alguns fatores que colaboram na minimização destes problemas: equipamentos de condicionamento de sinal mais precisos, técnicas de filtragens digitais para remover ruídos, aperfeiçoamento tecnológico na cinta de eletrodos, equipe de instrumentação competente, etc.

Em todo e qualquer sistema de captação de sinais, uma parte crítica na aquisição do sinal é, sem dúvidas, o eletrodo utilizado. A escolha tanto do eletrodo, assim como da pasta condutora, podem definir o sucesso ou o fracasso do sistema, isto porque com um acoplamento mal feito no indivíduo, todo o restante do circuito será diretamente afetado. Assim sendo, um dos fatores que merece destaque é a impedância de contato

dos eletrodos de medição das tensões em um sistema TIE, visto que são responsáveis por grande parte da amplitude das voltagens medidas.

O mau contato do eletrodo com a pele bem como as colocações inadequadas são fontes de interferência na obtenção do sinal desejado. A fim de melhorar a relação sinal/ruído, uma alternativa é diminuir o ruído e a outra é aumentar o sinal. Este sinal são as tensões medidas e elas podem ser aumentadas com a injeção de correntes de intensidades maiores. Entretanto, existem limites nestas intensidades que devem ser obedecidos de forma a não causar danos teciduais no paciente. A corrente elétrica CA<sup>7</sup> máxima, que pode ser aplicada de forma segura, cresce linearmente com a frequência usada na faixa entre 1 kHz e 100 kHz, conforme visto. Logo, para se obter maiores intensidades, as correntes terão que ter frequências maiores. Entretanto, embora melhore a acurácia das tensões medidas, esta pode ser degradada em altas frequências devido à presença de capacitâncias parasitas (Holder, 2005, p. 76-79).

Estas capacitâncias presentes no sistema de medição podem diminuir consideravelmente a impedância de saída da fonte de corrente e, por conseguinte afetar a resolução espacial das imagens (Bertemes Filho e Stiz, 2008).

Outro fator importante que deve ser observado, com vistas a melhorar a relação sinal/ruído é a blindagem eletrostática. Ela é fundamental em circuitos de medição, especialmente em experimentos onde o sinal captado pelos eletrodos é de fraca intensidade, como é o caso das tensões medidas em um sistema TIE. Neste caso, os ruídos provenientes de campos elétricos poderão ter magnitude compatível com os sinais desejados e poderão mascarar totalmente os resultados obtidos. Evidentemente,

---

<sup>7</sup> CA – Corrente Alternada

os cabos blindados e os instrumentos utilizados em um sistema de medição deverão ser corretamente conectados para que a blindagem do sistema de medição possa de fato eliminar os ruídos provenientes de campos eletromagnéticos.

### ***Promediação síncrona ou média coerente de sinais***

Uma das técnicas muito utilizada em sinais biológicos com objetivo de melhorar a relação sinal/ruído é a promediação síncrona.

Um sinal medido  $x(t)$  é composto por dois outros sinais:  $s(t)$  e  $r(t)$ , ou seja:

$$x(t) = s(t) + r(t) \quad (3.16)$$

onde  $s(t)$  é o sinal de interesse que representa a variável a ser avaliada e  $r(t)$  é o ruído que representa as interferências ou as variáveis não desejadas.

Os ruídos podem ter seus componentes de frequências nas mesmas bandas que o sinal desejado ou não. Caso estejam em bandas diferentes, o processo de filtragem por meio de filtros digitais é simples. No entanto, caso estejam ocupando as mesmas bandas, uma possível técnica capaz de minimizar os efeitos dos ruídos no sinal medido é a promediação síncrona, também conhecida por média coerente.

O uso desta técnica exige certas condições:

- O sinal  $s(t)$  deve ser repetitivo. Assume-se que a forma de onda deste sinal é aproximadamente constante em cada repetição;
- O ruído  $r(t)$  deve ser aleatório e não correlacionado com o sinal  $s(t)$ . Ele deve possuir uma distribuição normal com média  $\mu_r$  igual a zero (ou constante) e variância igual a  $\sigma_r^2$ .

- O sinal  $x(t)$  medido deve ser sincronizado com algum sinal de referência, de forma que sua posição temporal seja conhecida. Assim sendo, é possível obter temporalmente segmentos bem definidos deste sinal, onde o começo e o fim destes segmentos estejam sincronizados com algum sinal de referência.

Se  $M$  segmentos do sinal  $x(t)$  forem medidos sincronamente, então seu valor médio

$\bar{x}(t)$ , ou melhor, seu valor promediado é:

$$\bar{x}(t) = \bar{s}(t) + \bar{r}(t) = \frac{\sum_{i=1}^M x_i(t)}{M} = \frac{\sum_{i=1}^M s_i(t)}{M} + \frac{\sum_{i=1}^M r_i(t)}{M} \quad (3.17)$$

onde  $M$  é o número de segmentos;  $i$  corresponde ao  $i$ -ésimo segmento;  $\bar{s}(t)$  é o valor médio do sinal desejado e  $\bar{r}(t)$  é o valor médio do sinal ruído.

Como o sinal  $s(t)$  é aproximadamente constante nos  $M$  segmentos, então

$s(t) \approx s_i(t)$ , logo:

$$\bar{x}(t) = s(t) + \frac{\sum_{i=1}^M r_i(t)}{M} \quad (3.18)$$

Como a média do sinal ruído é zero,  $\mu_{r_i} = \mu_r = 0$ , ou constante ( $M \rightarrow \infty \Rightarrow \mu_r = 0$ )

então a equação (3.18) se simplifica em:

$$\bar{x}(t) = s(t) \quad (3.19)$$

onde o sinal resultante  $\bar{x}(t)$  é denominado de estimador de  $s(t)$ . Portanto, a média coerente filtra as interferências recuperando o sinal desejado.

Se algum componente do ruído estiver correlacionado com o sinal, este componente será preservado após a média coerente.

Com relação à variância temos:

$$\sigma^2 \left[ \bar{x}(t) \right] = \sigma^2 \left[ \bar{s}(t) \right] + \sigma^2 \left[ \bar{r}(t) \right] = \sigma^2 [s(t)] + \sigma^2 \left[ \frac{\sum_{i=1}^M r_i(t)}{M} \right] \quad (3.20)$$

Como  $s(t)$  é praticamente constante, sua variância é nula, então a equação (3.20) se simplifica em (Beiguelman, 2002, p.125-26):

$$\sigma^2 \left[ \bar{x}(t) \right] = \frac{\sigma_r^2}{M} \Rightarrow \sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma_r}{\sqrt{M}} \quad (3.21)$$

A equação (3.21) nos afirma que aumentando o número de segmentos  $M$ , a variância  $\sigma^2 \left[ \bar{x}(t) \right]$  cai na razão inversa da raiz quadrada de  $M$  e que quando  $M$  tende ao infinito a variância tende a zero.

A relação sinal ruído (frequentemente abreviada por  $S/N$  ou  $SNR$ , do inglês *signal-to-noise ratio*) é definida como a razão da potência de um sinal e a potência do ruído sobreposto ao sinal. Na prática a  $SNR$  é definida pela seguinte equação:

$$SNR = \sqrt{M} \frac{|A_s|}{\sigma_r} \quad (3.22)$$

onde  $|A_s|$  é o módulo da amplitude máxima do sinal desejado;  $\sigma_r$  é desvio padrão do ruído e  $M$  é o número de segmentos considerados na promediação.

Assim sendo, para o sinal  $x(t)$  antes da promediação, temos:

$$SNR_o = \frac{|A_s|}{\sigma_r} \quad (3.23)$$

onde  $SNR_o$  é a relação sinal-ruído antes da promediação onde  $M=1$ .

Após a promediação de  $M$  segmentos, a nova  $SNR$  será:

$$SNR_p = \sqrt{M} \frac{|A_s|}{\sigma_r} \quad (3.24)$$

Logo, o ganho na taxa sinal/ruído será (Lyons, 2005, p. 434):

$$Ganho = \frac{SNR_p}{SNR_o} = \frac{|A_s|/\sigma_r}{|A_s|/\sigma_r} \sqrt{M} = \sqrt{M} \quad (3.25)$$

O ganho em decibéis<sup>8</sup> é dado por :

$$Ganho(db) = 20 \log_{10}(Ganho) = 20 \log_{10}(\sqrt{M}) = 10 \log_{10}(M) \quad (3.26)$$

Para  $M=100$  amostras, o ganho na relação sinal-ruído é de 10, o que corresponde a 20 dB.

### ***Algoritmo de construção de imagens***

Uma vez terminado todo o processo de captação de sinais, todas as entradas e saídas deste processo, ou seja, as correntes aplicadas e tensões medidas, bem como o padrão adotado de injeção de corrente, servirão de dados de entrada para um algoritmo de construção de imagem. Quanto melhor o algoritmo, melhor será a acurácia da

---

<sup>8</sup> Decibel é uma relação logarítmica entre duas potências ou intensidades, ou seja,  $dB = 10 \log_{10}(P_1 / P_2)$ . Para grandezas onde o quadrado é proporcional a potência (tensão, corrente elétrica, etc.), o decibel é dado por  $dB = 20 \log_{10}(V_1 / V_2)$ .

distribuição de impedâncias internas na imagem gerada. Chama-se “ciclo de dados” ao conjunto completo de medidas que é obtido quando a injeção de corrente já percorreu todos os pares possíveis de injeção. Com o intuito de melhorar a relação sinal-ruído, vários destes ciclos são coletados e tirados um valor médio, ou seja, são promediados; a este conjunto de valores médios chama-se *frame*; e são estes *frames* que servirão de entrada para o algoritmo de construção de imagens (Eyüboğlu, Brown e Barber, 1989).

Conforme supramencionamos, quanto maior o número de eletrodos, maior é o número de medidas independentes e, por conseguinte mais dados para o algoritmo, que o permitirá ser mais exato em seus cálculos.

Aprimorar esta acurácia não é uma tarefa fácil, pois os cálculos do algoritmo deverão considerar uma série de variáveis. Trata-se de encontrar a solução de um típico problema inverso<sup>9</sup>, em que conhecendo os efeitos (dados de entrada do algoritmo: correntes e tensões) se pretende estimar suas causas (impedâncias). Os problemas não são fáceis, porque além das limitações do número de eletrodos e da presença de ruídos, as tensões medidas não possuem uma relação linear com a distribuição de impedâncias no interior do objeto e, além disso, a solução encontrada pode não ser estável (Holder, 2005, pp. 3-4), ou seja, a imagem obtida após os cálculos pode diferir muito se houver pequenos erros nas medidas (Lima, 2006). Nesta situação diz-se em matemática que se trata de um problema “mal posto” ou “impropriamente-posto” (Trigo, 2001). Um problema “bem posto” é aquele em que a solução existe, é única e estável (Hadamard apud Holder, 2005, p. 3).

---

<sup>9</sup>No caso específico, o problema inverso trata-se do mapeamento da condutividade interna de um objeto a partir do conhecimento de potenciais medidos em sua superfície.

Diante destas dificuldades, o que os pesquisadores têm feito é fazer alguns pressupostos no desenvolvimento de seus algoritmos. Estas suposições são conhecidas como regularizações. Diferentes estratégias têm sido propostas a partir de diferentes métodos de regularização (Aya et al., 2005). Estas regularizações permitem aos algoritmos encontrarem uma solução única, dentre as inúmeras prováveis, dando desta forma unicidade e estabilidade às imagens estimadas (Trigo, 2001). O custo destas regularizações pode levar a uma piora na resolução espacial. Um pressuposto usual é considerar que as variações de impedância de *pixels* vizinhos não apresentam grandes diferenças e, portanto, é feita uma atenuação nas máximas variações observáveis. Entretanto, esta atenuação suaviza as diferenças nas variações de impedância entre *pixels* de regiões diferentes, podendo levar à não distinção entre seus limites e, conseqüentemente, a uma degradação na resolução espacial.

Portanto, a resolução espacial depende destas regularizações adotadas. Algoritmos com diferentes regularizações poderão levar a diferentes resoluções espaciais.

### ***Tipos de construção de imagens***

Há basicamente dois tipos de construção de imagens em um sistema TIE: a absoluta e a de diferenças.

- A absoluta – que procura estimar os valores absolutos da impedância. Neste tipo de construção a precisão nas medidas e uma alta relação sinal/ruído são fundamentais para se obter imagens que correspondam a valores confiáveis das impedâncias. O principal problema encontrado neste tipo de construção é a necessidade de encontrar um conjunto de dados que sirva de referência



(Korjenevsky, 1995). Em termos elétricos, esta dificuldade corresponderia em determinar o “terra” do sistema.

- A de diferenças – neste tipo de construção procura-se estimar apenas as variações temporais da impedância. Ela está relacionada com a distribuição de condutividades estimadas a partir de dois instantes diferentes de tempo, tomando um deles como referencial (Lima, 2006). Este tipo de construção é mais robusto, pois é menos sensível a problemas de posicionamento dos eletrodos e também menos sujeito a erros de medidas (Adler et al., 1997). As imagens obtidas por meio deste tipo de construção são úteis para monitorar processos dinâmicos, tais como, a perfusão pulmonar ou esvaziamento gástrico. No entanto para estruturas onde não ocorre variação na impedância, como por exemplo, em ossos e cartilagens, este tipo de construção não é capaz de reproduzi-las.

No gráfico 3.2, os dois tipos de valores de impedância usados na construção de imagens são apresentados.

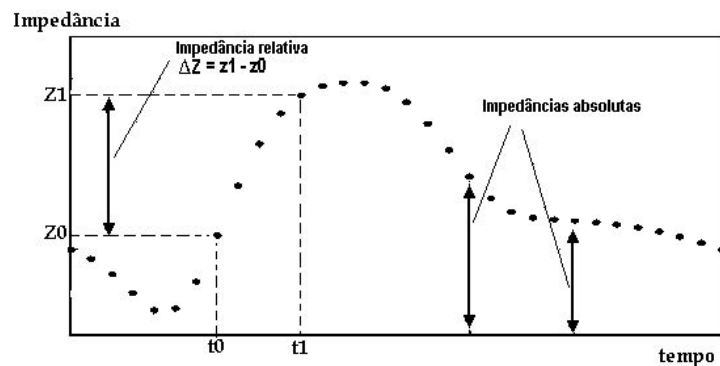


Gráfico 3.2 – Impedâncias absoluta e relativa

Na construção de imagens de diferenças a intensidade (ou cor) de cada *pixel* na imagem corresponde à variação de impedância ocorrida no *pixel* em relação à impedância que havia num dado momento, considerado como instante de referência. Esta variação é expressa em termos percentuais, logo não possui dimensão e neste cálculo não há necessidade do conhecimento de seus valores absolutos. No gráfico acima a variação de impedância no instante  $t_1$  em relação ao instante de referência  $t_0$  é dada por:

$$\Delta z \% = 100 \frac{(z_1 - z_0)}{z_0} \quad (3.27)$$

### ***Algoritmo back-projection***

Um exemplo de algoritmo de construção de imagens é o *back-projection*. Este algoritmo foi descrito por Santosa e Vogelius em 1990 (apud Pai et al., 2005) e utiliza os potenciais elétricos medidos na superfície de um certo domínio para estimar a distribuição de resistividade dentro deste domínio. Seu modelo matemático considera dois conjuntos diferentes de medidas: um primeiro conjunto de voltagens  $V_0$ , que corresponde ao conjunto de medidas de referência e está associado a uma distribuição de resistividade interna  $\rho_0$ , e um segundo conjunto de medidas  $V_1$ , que está relacionado à distribuição de resistividade  $\rho_1$  que sofre modificação. Uma estimativa de mudança de resistividade normalizada pode ser computada pela fórmula (3.28) (Aya et al., 2005):

$$\Delta \rho = B \Delta V \quad (3.28)$$

onde  $B$  é a pseudoinversa regularizada da matriz de sensibilidade;

$$\Delta\rho = \frac{\rho_1 - \rho_0}{\rho_0} \quad \text{e} \quad \Delta V = \frac{V_1 - V_0}{V_0} \quad (3.29)$$

Este algoritmo pressupõe linearidade entre as medidas de tensões e a distribuição interna da resistividade.

Considerando  $m$  eletrodos fixados na superfície do domínio, a fórmula (3.28) pode ser estendida conforme a equação (3.30) (Pai et al., 2005):

$$\frac{\Delta\rho^i}{\rho_0} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m \frac{\partial U^{j,k}}{U^0} W^{i,j,k} \quad (3.30)$$

onde  $\frac{\Delta\rho^i}{\rho_0}$  é a perturbação da resistividade no  $i$ -ésimo *pixel* do domínio,  $m$  é o número de eletrodos,  $\frac{\partial U^{j,k}}{U^0}$  é a variação no potencial elétrico do  $j$ -ésimo eletrodo durante a injeção do  $k$ -ésimo padrão de corrente;  $U_0^j$  é o potencial elétrico no  $j$ -ésimo eletrodo correspondente à distribuição de resistividade inicial  $\rho_0$  e  $W^{i,j,k}$  é uma função de ponderação que tem como parâmetros a localização do *pixel* no plano tomográfico, a posição do eletrodo de excitação e a localização do eletrodo onde é realizada a medida da tensão.

Em forma de matriz, a fórmula (3.30) pode ser expressa:

$$\begin{bmatrix} \Delta\rho \\ \rho_0 \end{bmatrix} = [B] \begin{bmatrix} \Delta U \\ U^0 \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

onde  $\begin{bmatrix} \Delta\rho \\ \rho_0 \end{bmatrix}$  é o *vetor de distribuição de resistividade do domínio*;  $\begin{bmatrix} \Delta U \\ U^0 \end{bmatrix}$  é o *vetor de medidas dos potenciais elétricos nos eletrodos* e  $[B]$  é *pseudoinversa regularizada da matriz de sensibilidade*.

### 3.3.3 Aplicações Clínicas da TIE

Desde a sua invenção, a técnica TIE vem sendo estudada e aplicada em diversos campos, seja na medicina ou na indústria. Em aplicações biomédicas, seu desenvolvimento é crescente e dentre algumas podemos destacar:

- Imageamento de cérebro: detecção e localização de tumores, localização da fonte de epilepsia, localização de regiões afetadas por acidente vascular cerebral (Holder, 2005, p.127-161);
- Imageamento de mama: detecção de câncer (Choi et al., 2007);
- Imageamento gastrointestinal: medidas de esvaziamento gástrico; monitoramento do funcionamento gástrico e do processo de lavagem estomacal (Holder, 2005, p.186-203; Mangnall et al. Apud Lima, 2006);
- Imageamento do tórax: monitoramento do fluxo sanguíneo e das funções cardíacas (Holder, 2005, p.107-123 );
- Aplicações em Pneumologia: detecção de Pneumotórax (Costa et al., 2008).

Nas pesquisas de imagens de TIE, uma das áreas que mais tem se desenvolvido, devido à sua importância clínica nas Unidades de Terapia Intensiva (UTIs), são os estudos de imagens de tórax visando o monitoramento de funções cardio-respiratórias.

Devido às suas facilidades, a TIE é uma das técnicas de imageamento que permite detectar e fazer um monitoramento em tempo real de diversas complicações comuns em UTIs sem a necessidade de retirar o paciente do leito e conseqüentemente, de desligá-lo de equipamentos que lhe estão assistindo.

Do total de pacientes que dão entrada em UTIs, cerca de 30 a 50% tem necessidade de ventilação mecânica (Victorino, 2003) e segundo estudos realizados por Esteban et al. (2002), que envolveram 361 UTIs de 20 países, a taxa de mortalidade em pacientes adultos sob ventilação mecânica é de 30 a 40% em 28 dias. Este é um dado alarmante e que tem levado pesquisadores do mundo inteiro a encontrar soluções que reduzam esta taxa.

A ventilação mecânica é usada para manter uma oxigenação adequada; tem salvado muitas vidas, mas sem uma estratégia de ventilação segura pode causar danos ao pulmão.

Uma das complicações letais muito comum em pacientes sob cuidado intensivo submetidos à ventilação mecânica é a presença de Pneumotórax<sup>10</sup>, chegando a atingir 10 a 42% destes pacientes (Costa et al., 2006). Quando o pneumotórax é grande, ele pode fazer com que o coração se desloque, levando às alterações nos batimentos do coração e podendo levar o paciente à morte. Portanto, há necessidade de um monitoramento contínuo que permita um diagnóstico rápido e preciso de anomalias em pacientes com danos pulmonares, de forma, a possibilitar um tratamento clínico mais adequado com uma estratégia de ventilação otimizada (Victorino et al., 2004).

Costa et al. (2008) recentemente demonstraram a possibilidade de detecção de pneumotórax em tempo real por meio da técnica TIE, com sensibilidade (100%) e especificidade (95%). O algoritmo que eles desenvolveram foi capaz de detectar e localizar pneumotóraxes de tamanho da ordem de 20 ml.

---

<sup>10</sup> Pneumotórax ou colapso do pulmão acontece quando o ar escapa dos pulmões ou extravasa através da parede torácica e entra no espaço entre as membranas que revestem o pulmão e a parede do tórax (espaço pleural).

À medida que as pesquisas avançam e os equipamentos usados na instrumentação do sistema TIE vão sendo aperfeiçoados, mais e mais aplicações vão surgindo nas diversas áreas e, em especial, nas aplicações médicas. Vimos acima que muitas aplicações têm sido feitas, porém, há outras tantas em desenvolvimento. Vale destacar a promissora perspectiva do possível imageamento da distribuição de ventilação regional do tórax, simultaneamente com as informações da perfusão pulmonar. A taxa de mortalidade devida à embolia pulmonar<sup>11</sup> não tratada é de cerca de 30% (Holder, 2005, p.114). Leathard et al. (apud Holder, 2005) mostraram que problemas na perfusão pulmonar devidos à embolia pulmonar poderiam ser diagnosticados por meio da técnica TIE. Dada à baixa resolução espacial, a acurácia na detecção vai requerer um teste de diagnóstico com altas sensibilidade e especificidade.

O imageamento 3D da impedância absoluta é uma das áreas de pesquisa que mais se desenvolverá nos próximos anos (Cherepenin et al., 2001, Holder, 2005, p.363).

Uma visão bastante encorajadora, e vale sempre lembrar que bons resultados são vidas que menos sofrerão e menos morrerão, é a seguinte que nos compartilha Amato em matéria publicada na revista Pesquisa FAPESP (Ereno, setembro de 2008):

Da mesma forma que a ressonância magnética funcional possibilitou entender como o cérebro processa informações, a tomografia de impedância elétrica está permitindo observar a ventilação e perfusão pulmonar em tempo real, revelando fenômenos até então desconhecidos.

---

<sup>11</sup> Embolia Pulmonar é a obstrução súbita de uma artéria pulmonar, geralmente devido a um coágulo sanguíneo que viajou de uma veia do corpo até o pulmão.

### 3.4 Transformadas de Fourier, Fourier janelada e *wavelet*

Normalmente um sinal, que indica por exemplo, a variação de alguma grandeza física da natureza, é representado no domínio do tempo; e muitas de suas informações não estão claramente visíveis ou não estão visivelmente disponíveis. Logo, dependendo de determinadas características que se queira analisar do sinal, faz-se necessária a aplicação de ferramentas matemáticas capazes de revelar tais informações “escondidas”.

As transformadas matemáticas são exemplos de tais ferramentas que aplicadas aos sinais (ou funções) extraem informações específicas não observáveis nos sinais originais.

A Transformada de Fourier (TF), por exemplo, decompõe uma função periódica em uma somatória de senos e co-senos. Dessa forma, ela nos apresenta o espectro de frequências do sinal que invariavelmente não é de tão fácil observação. Já a Transformada de Fourier Janelada (TFJ), nos revela os espectros de frequências de partes segmentadas do sinal, oferecendo dessa forma uma localização destas frequências no tempo. E por último, a Transformada *Wavelet* (TW) também nos permite uma análise tempo-frequência, porém superando algumas das limitações da transformada anterior.

Nas seções seguintes faremos uma breve introdução sobre as TF e TFJ e depois, com mais detalhes, a TW. Antes, porém, é importante revisarmos alguns conceitos de álgebra linear, que servirá de fundamento para entendermos algumas noções básicas encontradas nas formulações das diferentes transformadas matemáticas.

### 3.4.1 Alguns conceitos de álgebra linear

O propósito desta seção é apresentar algumas notações e ferramentas matemáticas bastante úteis ao entendimento da transformada *wavelet*.

#### *Espaço Linear ou Espaço Vetorial*

Espaço vetorial ou espaço linear é um conceito básico em álgebra linear. Basicamente um espaço vetorial é constituído por um conjunto de elementos, chamados vetores, e duas operações definidas sobre os elementos deste conjunto: adição e multiplicação.

Um conjunto  $S$  é chamado de *espaço vetorial sobre*  $\mathbb{R}$  (conjunto dos números reais), se e somente se:

I –  $S \neq \emptyset$ : o conjunto  $S$  não é o conjunto vazio;

II – Se  $x \in S$  e  $y \in S$ , então existe uma adição  $(x,y) \rightarrow x + y$  em  $S$ , com as seguintes propriedades:

a)  $x + y = y + x, \forall x,y \in S$  (comutativa) ;

b)  $x + (y + z) = (x + y) + z, \forall x,y,z \in S$  (associativa);

c)  $\exists o \in S \mid x + o = x, \forall x \in S$  ( $o$  é o elemento neutro);

d)  $\forall x \in S, \exists (-x) \in S \mid x + (-x) = o$  ( $-x$  é o elemento oposto de  $x$ ).

III – Se  $x, y \in S$  e  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$  então existe uma multiplicação de  $\mathbb{R} \times S$  em  $S$ , que significa que a cada par  $(\alpha, x)$  de  $\mathbb{R} \times S$  está associado um único elemento de  $S$  que se indica por  $\alpha x$ , e para essa multiplicação, chamada de escalar, tem-se as seguintes propriedades:



- a)  $\alpha(\beta x) = (\alpha\beta)x$ ;
- b)  $(\alpha + \beta)x = \alpha x + \beta x$ ;
- c)  $\alpha(x + y) = \alpha x + \alpha y$ ;
- d)  $1x = x$ .

### ***Sub-espaço Vetorial***

Se  $S$  é um espaço vetorial sobre  $\mathbb{R}$ , então *um sub-espaço vetorial* de  $S$  é um subconjunto  $U \subset S$ , tal que:

- a)  $o \in U$ ;
- b)  $\forall x, y \in U, x + y \in U$ ;
- c)  $\forall \alpha \in \mathbb{R} \text{ e } \forall x \in U, \alpha x \in U$ .

### ***Vetores em $\mathbb{R}^n$***

O conjunto de todas as *n-tuplas* de números reais forma o espaço vetorial denotado por  $\mathbb{R}^n$ . Uma *n-tupla* em particular deste conjunto é denominado por vetor e representado conforme a equação (3.32):

$$u = (u_1, u_2, \dots, u_n) \quad (3.32)$$

Os números reais  $u_i$  são chamados de componentes (ou coordenadas) do vetor  $u$ .

### ***Combinações Lineares***

Seja  $S$  um espaço vetorial sobre  $\mathbb{R}$  e  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  um subconjunto de  $S$ .

Indiquemos por  $[U]$  o seguinte subconjunto de  $S$  construído a partir de  $U$ :

$$[U] = \{\alpha_1 u_1 + \alpha_2 u_2 + \dots + \alpha_n u_n \mid \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in \mathbb{R}\}$$

O sub-espaço  $[U]$  construído acima recebe o nome de *sub-espaço gerado por  $U$* . Cada elemento de  $[U]$  é uma combinação linear de  $U$  ou combinação linear de  $u_1, u_2, \dots, u_n$ . Ao invés de  $[U]$  também se costuma escrever  $[u_1, u_2, \dots, u_n]$  e diz-se que  $u_1, u_2, \dots, u_n$  geram  $[U]$ .

### ***Espaços vetoriais finitamente gerados***

Dizemos que um espaço vetorial  $S$  é *finitamente gerado* se existe  $U \subset S$ ,  $U$  finito, de maneira que  $S = [U]$ .

### ***Dependência linear***

Dizemos que um conjunto  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\} \subset S$  é *linearmente independente* (L.I.) se, e somente se, a equação (3.33) para todo  $\alpha_i$  em  $\mathbb{R}$ , só for possível para  $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_n = 0$ . Caso contrário, se a igualdade abaixo for possível sem que todos os escalares sejam iguais à zero, dizemos que o conjunto  $U$  é linearmente dependente.

$$\alpha_1 u_1 + \alpha_2 u_2 + \dots + \alpha_n u_n = 0 \quad (3.33)$$

### ***Base***

Seja  $S$  um espaço vetorial finitamente gerado. Uma *base* de  $S$  é um subconjunto finito  $B \subset S$  para o qual as seguintes condições se verificam:

- a)  $[B] = S$ , ( $B$  gera  $S$ );
- b)  $B$  é linearmente independente.

### ***Produto escalar ou produto interno***

Se  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  e  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$  são vetores em  $\mathbb{R}^n$ , então se define o produto escalar como uma aplicação que transforma cada par ordenado  $(u, v) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$  em um número real, indicado por  $\langle u, v \rangle$  e calculado da seguinte forma:

$$\langle u, v \rangle = u_1 v_1 + u_2 v_2 + \dots + u_n v_n \quad (3.34)$$

### ***Norma de um vetor***

Seja  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  um vetor em  $\mathbb{R}^n$ . A *norma ou comprimento* do vetor  $u$ , denotada por  $\|u\|$ , é definida pela expressão (3.35):

$$\|u\| = \sqrt{\langle u, u \rangle} = \sqrt{u_1^2 + u_2^2 + \dots + u_n^2} \quad (3.35)$$

Um vetor  $u$  é chamado de *vetor unitário* se possuir norma igual a 1,  $\|u\| = 1$ . Logo, o seguinte vetor  $\hat{u}$ , dito normalizado de um vetor não nulo  $u$ , é o vetor unitário codirecional com  $u$ :

$$\hat{u} = \frac{u}{\|u\|} \quad (3.36)$$

Se  $u$  e  $v$  são vetores em  $\mathbb{R}^n$ , então o *produto escalar* do par ordenado  $(u, v)$  pode ser calculado, considerando as normas de cada vetor, da seguinte forma:

$$\langle u, v \rangle = \|u\| \|v\| \cos \theta \quad (3.37)$$

onde  $\theta$  é o ângulo formado pelos vetores  $u$  e  $v$ .

### ***Ortogonalidade***

Dizemos que dois vetores  $u, v \in S$  são *ortogonais* (ou *perpendiculares*) entre si se, e somente se,  $\langle u, v \rangle = 0$ . Pela equação (3.37), se o ângulo entre os vetores  $u$  e  $v$  for de  $90^\circ$ , então  $\langle u, v \rangle = 0$ .

### ***Ortonormalidade***

Seja  $S$  um espaço euclidiano<sup>12</sup>. Um conjunto  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\} \subset S$  se diz *ortonormal* se, e somente se:

a)  $\|u_i\| = 1$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) e

b)  $\langle u_i, u_j \rangle = 0$  para todo  $i \neq j$ , ou  $\langle u_i, u_j \rangle = \delta_{i,j}$  (símbolo de Kronecker)<sup>13</sup>

Ou seja, um conjunto  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  é ortonormal se os seus componentes forem vetores unitários e ortogonais entre si.

### ***Complemento ortogonal***

Seja  $S$  um espaço vetorial euclidiano. Dado um subespaço vetorial  $U$  de  $S$ , indiquemos por  $U^\perp$  o seguinte subconjunto de  $S$ :

$$U^\perp = \{s \in S \mid \langle s, u \rangle = 0, \forall u \in U\} \quad (3.38)$$

O subespaço  $U^\perp$  definido acima recebe o nome de *complemento ortogonal* de  $U$  em relação  $S$ .

<sup>12</sup> Espaço euclidiano é um espaço vetorial real de dimensão finita munido de um produto interno.

<sup>13</sup>  $\delta_{i,j}$  (símbolo de Kronecker) é igual a 1 se  $i=j$  e igual a 0 se  $i \neq j$  para todo  $i, j = 1, \dots, n$ .

### **Projeção**

Sejam  $u, v \neq 0$  vetores em  $\mathbb{R}^n$ , o vetor projeção de  $u$  em  $v$ , indicado por  $proj(u, v)$ , é dado por:

$$proj(u, v) = \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} v \quad (3.39)$$

O co-seno do ângulo entre os dois vetores  $u, v \neq 0$  em  $\mathbb{R}^n$ , é dado conforme a equação (3.37), ou seja:

$$\cos \theta = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\| \|v\|} \quad (3.40)$$

Logo, a projeção de  $u$  em  $v$ , pode ser formulada como:

$$proj(u, v) = \cos \theta \|u\| \frac{v}{\|v\|} = \cos \theta \|u\| \hat{v} \quad (3.41)$$

onde  $\hat{v}$  é o vetor unitário na direção de  $v$ . Assim sendo, diz-se que  $proj(u, v)$  é a projeção de  $u$  na direção de  $v$  ou que é o componente de  $u$  na direção de  $v$ .

### **Vetores espaciais $i, j$ e $k$**

Vetores em  $\mathbb{R}^3$  são chamados de vetores espaciais e possuem uma notação especial, que é frequentemente usada:

$i=(1,0,0)$  – denota o vetor unitário na direção  $x$ ;

$j=(0,1,0)$  – denota o vetor unitário na direção  $y$ ;

$k=(0,0,1)$  – denota o vetor unitário na direção  $z$ .

Então, qualquer vetor  $u=\{a, b, c\}$  em  $\mathbb{R}^3$  pode ser expresso como uma combinação linear dos vetores unitários na seguinte forma:

$$u = (a, b, c) = ai + bj + ck \quad (3.42)$$

Visto que  $i, j, k$  são vetores unitários e mutuamente ortogonais, portanto formando uma base ortonormal para o espaço  $\mathbb{R}^3$ , então:

$$\langle i, i \rangle = \langle j, j \rangle = \langle k, k \rangle = 1 \text{ e } \langle i, j \rangle = \langle i, k \rangle = \langle j, k \rangle = 0 \quad (3.43)$$

### *Cálculo dos coeficientes*

Seja  $u \neq 0$  um vetor em  $\mathbb{R}^3$  e  $i, j, k$  vetores espaciais unitários. Supondo  $u = (a, b, c) = ai + bj + ck$ , então a determinação destes coeficientes  $a, b$  e  $c$  se dá calculando o produto interno entre vetor  $u$  e cada vetor unitário, respectivamente:

$$\langle u, i \rangle = \langle ai + bj + ck, i \rangle = a;$$

$$\langle u, j \rangle = \langle ai + bj + ck, j \rangle = b;$$

$$\langle u, k \rangle = \langle ai + bj + ck, k \rangle = c.$$

Vamos agora estender para um espaço vetorial  $U$ , cuja base  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$  é ortogonal. Supondo um vetor qualquer  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n) \in U$ , então se demonstra que  $u$  é uma combinação linear de acordo com a expressão (3.44):

$$u = \sum_{k=1}^n u_k b_k = \sum_{k=1}^n \frac{\langle u, b_k \rangle}{\langle b_k, b_k \rangle} b_k = \frac{\langle u, b_1 \rangle}{\langle b_1, b_1 \rangle} b_1 + \frac{\langle u, b_2 \rangle}{\langle b_2, b_2 \rangle} b_2 + \dots + \frac{\langle u, b_n \rangle}{\langle b_n, b_n \rangle} b_n \quad (3.44)$$

O escalar  $c_k = \frac{\langle u, b_k \rangle}{\langle b_k, b_k \rangle}$  é chamado de *coeficiente de Fourier* de  $u$  em relação à  $b_k$ .

Se base  $B$  for ortonormal, então  $\langle b_k, b_l \rangle = \delta_{k,l} \quad \forall k, l \in \mathbb{Z}$  (conjunto dos números inteiros) e a equação (3.44) se simplifica em:

$$u = \sum_{k=1}^n u_k b_k = \sum_{k=1}^n \langle u, b_k \rangle b_k = \langle u, b_1 \rangle b_1 + \langle u, b_2 \rangle b_2 + \dots + \langle u, b_n \rangle b_n \quad (3.45)$$

Para se obter um componente específico  $u_k$  para  $k = \{1, 2, \dots, n\}$  do vetor  $u$ , basta calcular o produto interno entre  $u$  e o vetor  $b_k$ .

Dessa forma, o vetor  $u$  é expresso como uma combinação linear de seus vetores componentes. Portanto, para se achar o componente de um vetor em uma dada direção indicada pelos vetores ortonormais da base, simplesmente basta calcular o produto interno entre o vetor e o vetor unitário da direção desejada. Este conceito é muito importante e será aplicado no cálculo dos coeficientes das transformadas matemáticas que veremos mais adiante.

Tudo que foi exposto acima se aplica de forma semelhante aos seguintes espaços vetoriais, dentre outros:

- Espaço vetorial sobre  $\mathbb{C}$  (conjunto dos números complexos);
- Conjunto de funções contínuas definidas num intervalo  $I \subset \mathbb{R}$ ;
- $L^1$  - espaço das funções absolutamente integráveis;
- $L^2$  - espaço das funções quadraticamente integráveis.

O  $L^2$ , espaço vetorial das funções quadraticamente integráveis, é o espaço onde as formulações matemáticas das transformadas serão aplicadas. Neste espaço estão todas as funções (ou sinais) que satisfazem a seguinte condição:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt < \infty \quad (3.46)$$

### ***Energia***

Seja  $x(t)$  uma função (ou sinal<sup>14</sup>) arbitrária. O conteúdo de energia  $E$  de  $x(t)$  é definido como:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (3.47)$$

Logo, todos os sinais  $\in L^2$ , são sinais de energia limitada.

Mais informações sobre estes conceitos básicos em álgebra linear podem ser obtidos em Callioli et al. (1978), Lipschutz (1991), Mertins (1999) e Boggess e Narcowich (2001).

### **3.4.2 Transformada de Fourier**

Segundo Fourier uma função  $f(t) \in L^2$ , periódica de período  $T$ , pode ser expandida na seguinte série:

$$f(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos(kwt) + b_k \text{sen}(kwt)) \quad (3.48)$$

onde:

$$w = \frac{2\pi}{T}, \quad a_0 = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) dt, \quad a_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos(kwt) dt \quad \text{e} \quad b_k = \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \text{sen}(kwt) dt \quad (3.49)$$

Ou seja, dada uma função periódica, é possível encontrar os componentes de frequências com suas amplitudes. Nesta combinação linear, encontramos a seguinte base ortonormal (Soman e Ramachandran, 2006, p.22):

---

<sup>14</sup> Sinal é uma função que representa uma quantidade ou variável física e contém informações sobre o comportamento ou a natureza do fenômeno (Hsu, 2004, p. 13).



$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\} = \left\{ \sqrt{\frac{1}{T}}, \sqrt{\frac{2}{T}} \cos(\omega t), \sqrt{\frac{2}{T}} \text{sen}(\omega t), \dots, \sqrt{\frac{2}{T}} \cos(n\omega t), \sqrt{\frac{2}{T}} \text{sen}(n\omega t) \right\} \quad (3.50)$$

Não é difícil provar que  $w_1, w_2, \dots, w_n$  são vetores unitários e ortogonais entre si e que os componentes escalares podem ser calculados de acordo a equação (3.45).

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \langle f, w_k \rangle w_k(t) \quad (3.51)$$

No caso do espaço vetorial  $L^2$ , sendo  $f(t)$  e  $g(t) \in \mathbb{C}$ , as definições de produto interno e normas são respectivamente as seguintes:

$$\langle f(t), g(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g^*(t) dt \quad (3.52)$$

$$\| f(t) \| = \sqrt{\langle f(t), f(t) \rangle} \quad (3.53)$$

onde “\*” denota o complexo conjugado.

A Transformada de Fourier (TF) de uma função ou sinal  $f(t)$ , que nos permitirá conhecer seu espectro de frequências, é definida pela equação (3.54):

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (3.54)$$

onde  $j = \sqrt{-1}$ ,  $\omega = \frac{2\pi}{T}$  e  $e^{-j\omega t} = \cos(\omega t) - j \text{sen}(\omega t)$ .

Na equação (3.54), para cada  $\omega = 2\pi f$  ( $f=1/T$ ) se obtém um número complexo que contém informações de magnitude e de fase do componente de frequência  $f$ .

A transformada inversa de Fourier é dada pela fórmula abaixo:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (3.55)$$

Comparando esta expressão com a exposição feita sobre o cálculo de coeficientes da seção anterior, pode-se notar a semelhança com a equação (3.44) e concluir que a função  $f(t)$  é uma combinação linear de funções senoidais e co-senoidais, onde cada parcela é formada por um componente escalar (coeficiente) e sua respectiva função da base, que é cada  $e^{jk\omega t}$  para  $k \in \mathbb{Z}$ .

A Transformada de Fourier nos oferece uma boa resolução de frequência, mas nenhuma resolução temporal, ou seja, ela nos informa as frequências, mas não dá nenhuma informação de sua localização temporal. A TF pressupõe que as componentes de frequências encontradas existam desde o  $-\infty$  até o  $+\infty$ . Para sinais não-estacionários, onde ocorrem variações das componentes de frequências ao longo do tempo, e que seja importante identificar os instantes destas variações, em que certas frequências deixaram de existir ou que outras passaram a existir, a TF não é adequada (Polikar, 2001, parte I, parte II).

### 3.4.3 Transformada de Fourier Janelada

Na tentativa de superar o problema na análise de sinais não-estacionários, a Transformada de Fourier foi adaptada para analisar apenas uma pequena seção do sinal no tempo por meio de uma técnica chamada de *janelamento*. Nesta técnica o sinal é dividido em segmentos ao longo do tempo e em cada um destes segmentos se extrai as componentes de frequências conforme a transformada de Fourier. Esta nova transformada, chamada de Transformada de Fourier Janelada (TFJ), mapeia um sinal em uma função bi-dimensional (tempo e frequência) (Misiti et al., 2009, p. 1-10), conforme mostrado na figura 3.11.



Figura 3.11 - A Transformada de Fourier Janelada mapeia um sinal em uma função bi-dimensional (tempo e frequência)

Um exemplo deste tipo de mapeamento é apresentado no gráfico 3.3:

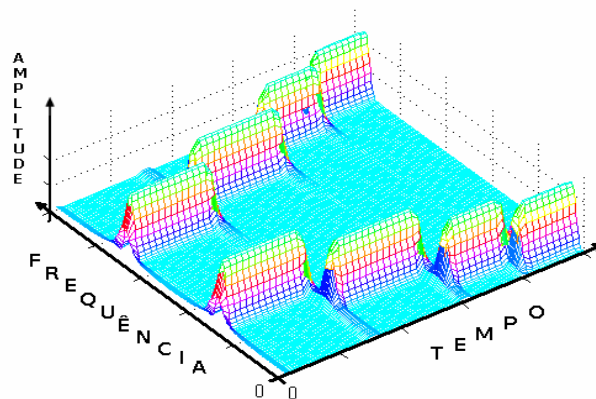


Gráfico 3.3 – Exemplo gráfico resultado de uma Transformada de Fourier Janelada

A TFJ é definida da seguinte forma:

$$FJ(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) j(t - \tau) e^{-i\omega t} dt \quad (3.56)$$

onde  $i = \sqrt{-1}$ ,  $w = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f$ ,  $e^{-iwt} = \cos(wt) - i\text{sen}(wt)$ ,  $j(t)$  é a função de janelamento e  $\tau$  é o fator de deslocamento.

Basicamente a diferença entre a equação (3.56) e a TF em (3.54) é a presença da “função de janelamento”, que funciona como um filtro na integral acima, ou seja, a função efetiva a ser calculada a TF é aquela que a “janela” deixar passar. Dessa forma, deslocando-se a janela por meio do fator  $\tau$  ao longo do eixo do tempo, se obtém para cada novo segmento, um espectro de frequências. No final desta varredura, se obtém vários espectros de frequências correspondentes aos segmentos cobertos pela função de janelamento, de acordo com o exemplo apresentado pelo gráfico 3.3.

A seguir é dado um exemplo de uma função de janelamento  $w(t)$  do tipo gaussiana com diferentes tamanhos de janela (figura 3.12):

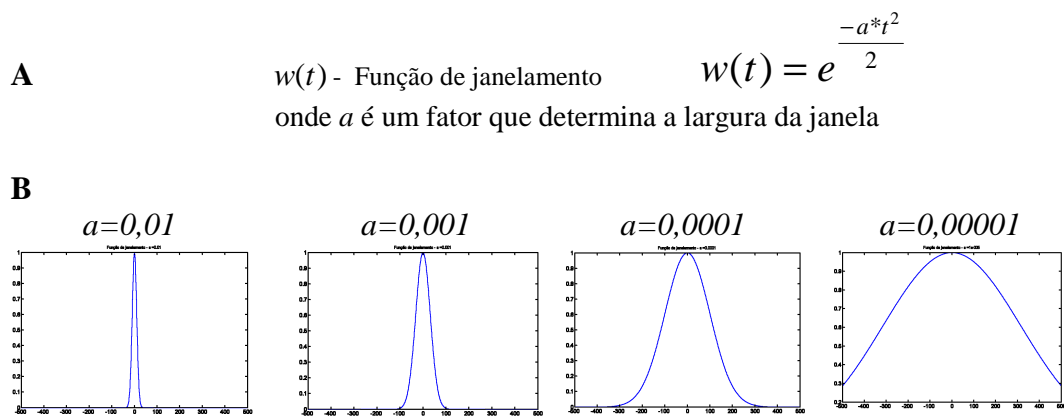


Figura 3.12 - (A) Expressão de uma função de janelamento gaussiana  $w(t)$ ; (B)  $w(t)$  com diferentes tamanhos de janela (Polikar, 2001, parte II)

O grande problema desta transformada está na escolha de uma função de janelamento adequada e também no tamanho desta janela, que é fixo para todo segmento analisado. Se o tamanho for acertado de tal forma que os trechos do sinal

dentro da janela tenham um comportamento estacionário, então será possível precisar bem as frequências dentro destes segmentos. Quanto menor o tamanho da janela, menor o segmento do sinal original a ser analisado e portanto, melhor a resolução temporal, ou seja, as localizações no tempo onde as frequências aparecem são mais precisas. Entretanto, ao diminuir a janela, ocorre uma piora na resolução da frequência, ou seja, o *range* de frequências encontradas aumenta. Aqui reside o problema ao se fazer esta análise concomitantemente no domínio do tempo e no domínio da frequência: quando se deseja ganhar em resolução temporal perde-se na frequencial e vice e versa.

A figura 3.13 a seguir é frequentemente usada para explicar como as resoluções no domínio do tempo e no domínio da frequência devem ser interpretadas. Cada retângulo neste plano possui uma mesma área, pois a função de janelamento e seu tamanho de janela utilizados são fixos. Nota-se que, além da área, independentemente do tempo e da frequência, os retângulos são iguais. Não é possível em um dado instante de tempo, identificar as frequências existentes neste mesmo instante. O que se observa são intervalos de tempo  $\Delta t$  nos quais existem certas bandas de frequências  $\Delta \omega$ .

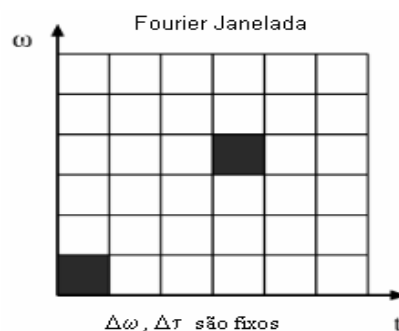


Figura 3.13 - Plano tempo-frequência da Fourier Janelada

A representação tempo-frequência apresenta uma limitação intrínseca: o produto entre a resolução temporal ( $\Delta t$ ) e a resolução em frequência ( $\Delta \omega$ ) é limitado pela inequação (3.57), ou seja, a área do retângulo no plano tempo-frequência não pode ser arbitrariamente pequeno (Stark, 2005, p.128):

$$\Delta t \Delta \omega \geq 1/2 \quad (3.57)$$

A imposição acima se trata do conhecido *Princípio da Incerteza de Heisenberg* que aplicado à análise de sinais afirma que não é possível obter localizações precisas de uma função simultaneamente no tempo e na frequência.

O produto acima dependerá da função de janelamento e do tamanho de sua janela. Felizmente existe uma função de janelamento onde o limite inferior ( $\Delta t \Delta \omega = 1/2$ ) da inequação (3.57) é obtido. Esta função é a função gaussiana  $g(t)$  dada pela seguinte fórmula (Stark, 2005, p.128).

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (3.58)$$

### 3.4.4 Transformada *Wavelet*

Embora a teoria das *wavelets* tenha origem nos anos 30, as suas aplicações práticas e seu desenvolvimento começaram apenas no início dos anos 80 quando o pesquisador francês Jean Morlet aplicando a Transformada de Fourier Janelada em séries temporais de ecos geofísicos na busca de poços de petróleo, sentiu a necessidade de desenvolver uma função matemática que tivesse a capacidade de sofrer dilatações ou

compressões, de forma a eliminar o problema da janela fixa da Fourier janelada. Além disso, a Fourier decompõe o sinal em senos e co-senos que vão de  $-\infty$  a  $+\infty$ , e ele gostaria de decompor o sinal em funções de energia finita, ou seja, que tivessem um início e um fim, que fossem compactas no tempo (Bolzan, 2006). Tomado por estas idéias, entrou em contato com um matemático francês, chamado Alex Grossman, a fim de encontrar tal função. Obtiveram sucesso e assim deram início ao desenvolvimento do que hoje é conhecido por transformada *wavelet*. Foi uma evolução natural à transformada de Fourier (Hubbard, 1998).

Existem muitos tipos de transformada *wavelet*, mas basicamente todos eles podem ser classificados em três (Daubechies, 1992, p.7; Polikar, 2001, parte III; Valens, 2004):

- A Transformada *Wavelet* Contínua (WC);
- A Transformada *Wavelet* Contínua Discretizada ou também chamada por Transformada *Wavelet* Semi-Discreta (WSD); e
- A Transformada *Wavelet* Discreta (WD).

### ***As wavelets***

Conforme visto, a transformada de Fourier decompõe um sinal  $x(t) \in L^2$  em senos e co-senos de diversas frequências e que a sua versão Janelada também decompõe o sinal nestas mesmas funções. Já a transformada *wavelet* tem como base um conjunto de funções geradas a partir de uma função protótipo, chamada de *wavelet-mãe*,  $\psi \in L^2$ ,

por meio de dilatações ou compressões e de deslocamentos. Este conjunto de funções, chamadas de *wavelets-filhas*, é expresso segundo a equação (3.59):

$$\Psi_t^\psi(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right), \tau \in \mathbb{R}, s \in \mathbb{R}_+ \quad (3.59)$$

onde  $\psi$  é a *wavelet*-mãe, os parâmetros  $s$  e  $\tau$  são respectivamente os fatores de escala e de deslocamento, e  $t$  é o tempo. Variando  $s$  tem-se o efeito de dilatação ( $s > 1$ ) ou de contração ( $s < 1$ ) na *wavelet*-mãe, enquanto que mudanças no parâmetro  $\tau$  obtêm-se um deslocamento da *wavelet* para este ponto. A constante  $|s|^{-\frac{1}{2}}$  é usada para normalização da energia da função *wavelet* em diferentes escalas. Este termo torna a energia de cada *wavelet*-filha igual à da *wavelet*-mãe.

Note que  $\psi_{(1,0)}$  é a *wavelet*-mãe, que está na escala “1” sem nenhum deslocamento e as demais  $\psi(s, \tau)$  são as *wavelets*-filhas. Por conseguinte, para cada *wavelet*-mãe, teremos uma família *wavelet* que formará uma base capaz de gerar qualquer função  $f \in L^2$ .

As condições necessárias para que uma função  $\psi$  seja uma *wavelet*-mãe são as seguintes (Soman e Ramachandran, 2006, p. 43).

- $\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty$ , ou seja,  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  (deve possuir energia limitada); (3.60)
- Condição de admissibilidade:



$$C_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (3.61)$$

onde  $C_\psi$  é chamada de constante de admissibilidade;  $\hat{\Psi}(w)$  é a transformada de Fourier de  $\psi(t)$  e  $w$  é a frequência angular em radianos por segundo. Para garantir que  $C_\psi < \infty$ , deve-se impor que  $\hat{\Psi}(0) = 0$  quando  $w \rightarrow 0$ . Logo, é equivalente a:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.62)$$

- Normalização de energia

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt = 1 \quad (3.63)$$

Alguns autores acrescentam outra condição: que a função seja localizada tanto no domínio do tempo quanto no espaço de frequências (Farge apud Torrence e Compo, 1998). No entanto há outros que não consideram esta uma *conditio sine qua non*, mas que por razões práticas é importante que tenham estas características (Daubechies, 1992, p.10). Burrus et al. (1998, p.145), argumentam que as condições exigidas de admissibilidade são satisfeitas por um grande número de funções e que o uso destas como *wavelets*-mães não oferece muitas informações úteis; não se sabe em que aplicações poderiam ser usadas. Por isso na prática, se procura selecionar aquelas funções que possuem boas localizações de energia tanto no tempo quanto na escala (frequência).

Resumidamente, para que uma função  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  possa ser uma *wavelet*, ela deve ter média nula no domínio do tempo, ou seja, ela deve se comportar como uma onda. Por isso Morlet cunhou o nome de *ondelette* em francês (Bolzan, 2006), que em inglês é *wavelet* e em português ondaleta (Morettin, 1999): é uma onda pequena.

Uma crítica feita à análise *wavelet* está na escolha da *wavelet*-mãe, que de certa forma é feita sem um critério bem estabelecido (Torrence e Compo, 1998). Existem diversos tipos de *wavelets* e todas possuem uma ou mais características que as tornam mais adequadas para determinadas aplicações. Uma vez selecionada a *wavelet*-mãe, ela vai determinar se a base gerada será ortogonal, biortogonal, ortonormal ou se formarão um sistema de *frames* (Burrus et al., 1998, p.41). As *wavelets* podem ser complexas ou reais, suaves ou não, simétricas ou não, ter suporte compacto ou não, ser uma função analítica ou não. Outro fator de escolha é a semelhança da sua forma de onda em relação à forma de onda do sinal a ser analisado: quanto mais similares, menos coeficientes são obtidos, o que é bastante interessante para aplicações envolvendo compressão de dados.

Alguns exemplos de funções *wavelets* são apresentados a seguir:

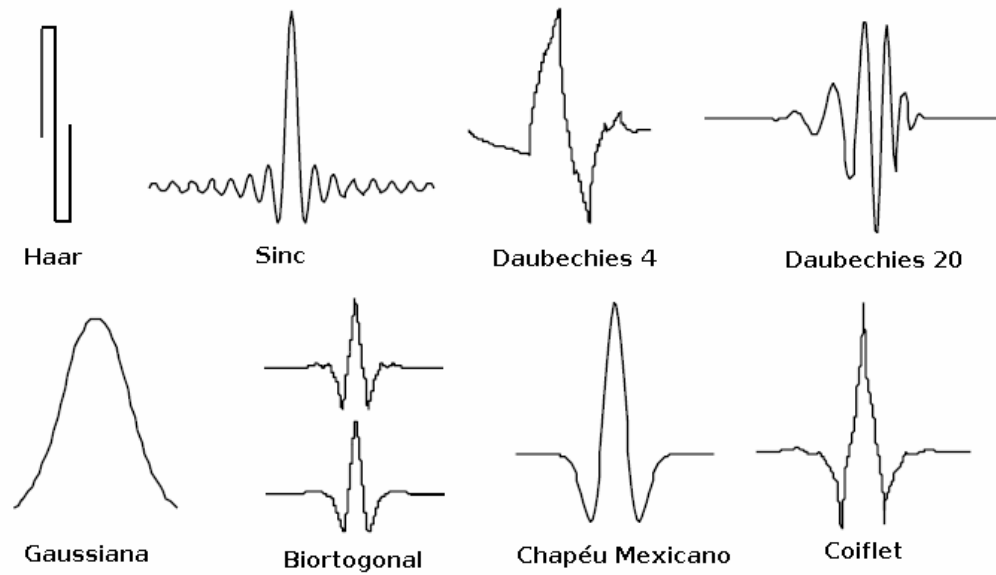


Figura 3.14 - Exemplos de algumas *wavelets*

Vejamos dois exemplos de funções *wavelet*, mais em detalhe:

a) *Wavelet* Haar

Ela foi proposta em 1909 pelo matemático húngaro Alfred Haar. É a *wavelet* mais simples e é definida pela equação (3.64):

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq t < 0.5 \\ -1, & \text{se } 0.5 \leq t < 1 \\ 0, & \text{para os demais valores de } t \end{cases} \quad (3.64)$$

Algumas de suas *wavelets*-filhas são apresentadas a seguir.

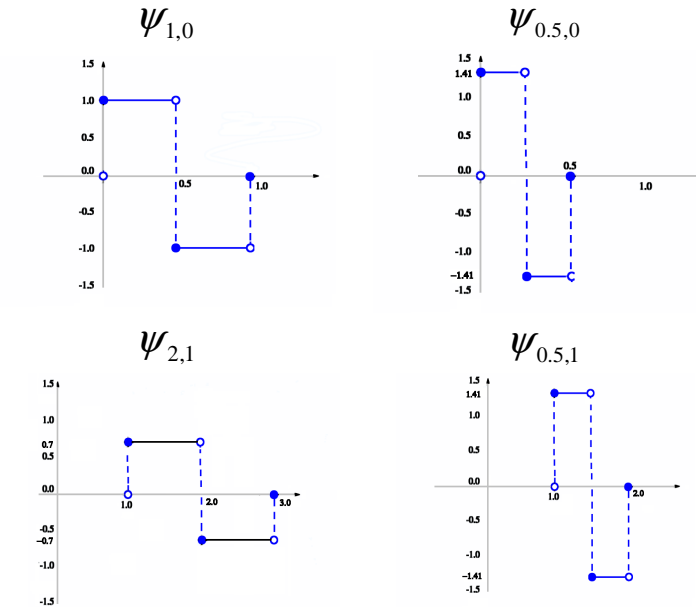


Figura 3.15 - A wavelet Haar ( $\psi_{1,0}$ ) e algumas de suas *wavelets*-filhas

b) *Wavelets* Gaussianas de ordem “p”

Estas *wavelets* são construídas a partir da função Gaussiana  $g(t) = C_p e^{-t^2}$

da seguinte forma (Misiti et al., 2009, p.6-82):

- calcula-se  $g^p(t)$  - a p-ésima derivada desta função ;
- calcula-se  $C_p$  de forma que  $\|g^p(t)\|^2 = 1$  (normalização).

$$\psi_{\text{gauss}}^{(p)}(t) = \frac{d(C_p e^{-t^2})^p}{dx^p} \quad (3.65)$$

Logo, as *wavelets* gaussianas de ordem “p”,  $\psi_{\text{gauss}}^{(p)}(t)$ , são as derivadas de ordem “p” da função gaussiana  $g(t)$ , onde  $C_p$  é o fator de normalização.

Procedendo conforme acima, encontramos a seguinte forma de onda para a *wavelet* Gaussiana de ordem 4:

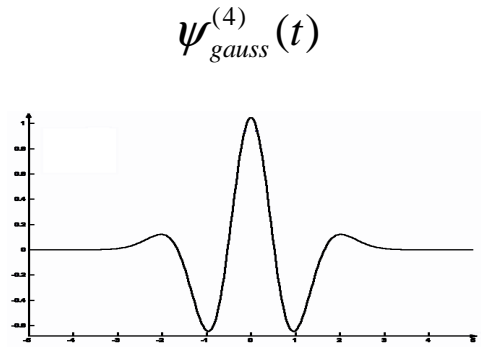


Figura 3.16 - *Wavelet* gaussiana de ordem 4

Algumas características desta família de *wavelets* são apresentadas a seguir:

- Não é ortogonal
- Não é biortogonal
- Não tem suporte compacto
- Largura do suporte é infinito
- Suporte efetivo é igual a  $[-5 \ 5]$
- É possível realizar a Transformada *Wavelet* Contínua
- Não é possível realizar a Transformada *Wavelet* Discreta

Estas informações foram obtidas do Matlab, por meio do comando `waveinfo('gaus')`. Estas características serão discutidas ao longo deste capítulo, porém mais esclarecimentos podem ser obtidos em Misiti et al. (2009).

### 3.4.4.1 Transformada Wavelet Contínua

Supondo que  $\psi(t)$  seja uma *wavelet*-mãe, a Transformada *Wavelet* Contínua (WC) de um sinal  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  com relação à  $\psi(t)$  é dada por:

$$\text{WC}_x^\psi(s, \tau) = \langle x(t), \Psi_t^*(s, \tau) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.66)$$

onde  $\psi(t)$  é a *wavelet*-mãe,  $x(t)$  é o sinal a ser transformado,  $s$  é o fator de escala,  $\tau$  é o fator de deslocamento e  $*$  indica o complexo conjugado.

Comparando a equação (3.66) com a equação (3.56) da TFJ, vemos que a *wavelet*, com as suas características de poder variar a escala e de se deslocar no eixo do tempo, foi uma evolução natural na análise tempo-frequência com vistas a minimizar o problema da resolução tempo-frequência imposto pelo *Princípio da Incerteza*.

Satisfeita a condição de admissibilidade (inequação 3.61), a existência da transformada *wavelet* inversa é garantida e é calculada de acordo com a equação (3.67):

$$x(t) = C_\psi^{-1} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\text{WC}_x^\psi(s, \tau) \Psi_t^\psi(s, \tau) d\tau ds}{s^2} \quad (3.67)$$

Esta equação pode ser observada segundo dois pontos de vista (análise e síntese), de acordo com o lado que se vê da igualdade (Daubechies, 1992, p.7-8):

1. O sinal  $x(t)$  é uma superposição de *wavelets*  $\text{WC}_x^\psi(s, \tau)$ , sendo os coeficientes nesta superposição obtidos pela transformada *wavelet* de  $x(t)$  (Análise – decomposição em funções básicas);

2. Conhecendo-se os coeficientes *wavelet*  $WC_x^\psi(s, \tau)$ , pode-se reconstruir  $x(t)$  (Síntese).

Como as *wavelets* formam uma base para o espaço  $L^2(\mathbb{R})$ , podemos decompor um sinal  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  da seguinte forma, de acordo com a equação (3.51):

$$x(t) = \sum_{s \in \mathbb{R}_+, \tau \in \mathbb{R}} WC_x^\psi(s, \tau) \Psi_t^\psi(s, \tau) \quad (3.68)$$

onde  $WC_x^\psi$  é a transformada *wavelet* contínua, correspondendo aos coeficientes obtidos a partir de cada par  $(s, \tau)$ ; e  $\Psi_t^\psi(s, \tau)$  são as *wavelets*-filhas normalizadas. É importante frisar que a magnitude do coeficiente  $WC_x^\psi$  nos indica quanto de similaridade existe entre o sinal e a respectiva *wavelet*-filha. Quanto maior o coeficiente, maior é a semelhança entre o sinal e a *wavelet*-filha correspondente. Assim sendo, a transformada *wavelet* além de nos dar informações sobre as frequências<sup>15</sup> e de localizá-las no tempo, dentro de certas resoluções, pode nos dar também uma idéia da forma de onda do sinal.

Vamos supor como exemplo, a seguinte decomposição:

$$x(t) = 0.3\psi(1,0) + 2.5\psi(0.5,0) + 0.1\psi(2,-1) + 0.03\psi(3,2)$$

O sinal acima é muito similar à *wavelet*-filha  $\psi(0.5,0)$ , já que seu coeficiente é bem maior que os demais e todas as *wavelets*-filhas estão normalizadas.

---

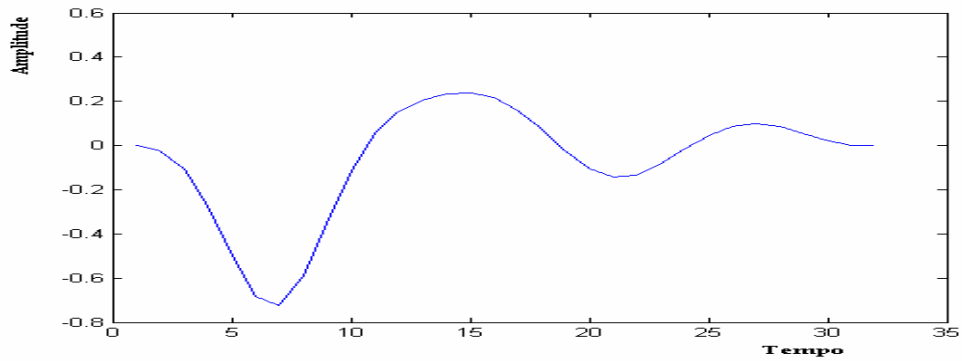
<sup>15</sup> De forma mais precisa, a transformada *wavelet* nos dá informações sobre escalas e não sobre frequências, mas existe uma correspondência não direta entre elas, que dependendo da *wavelet* é possível ser calculada. No entanto, pode-se afirmar que quanto maior a escala, menor a frequência e vice-versa.

É importante destacar que os pré-requisitos exigidos para que uma função  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  seja uma *wavelet*-mãe, permitem a existência de vários tipos de *wavelets* e que dentre estas, permitem inclusive aquelas que ao gerarem suas filhas não formem necessariamente uma base ortogonal. Na transformada contínua os fatores  $s$  e  $\tau$  variam continuamente, logo em escalas maiores (frequências menores), o espectro *wavelet* em tempos adjacentes é altamente redundante. Na WC a base não é ortogonal, entretanto em algumas aplicações esta característica é interessante, como na análise em séries temporais onde se espera que as transformadas *wavelet* destes sinais possuam variações contínuas em suas amplitudes (Torrence e Compo, 1998).

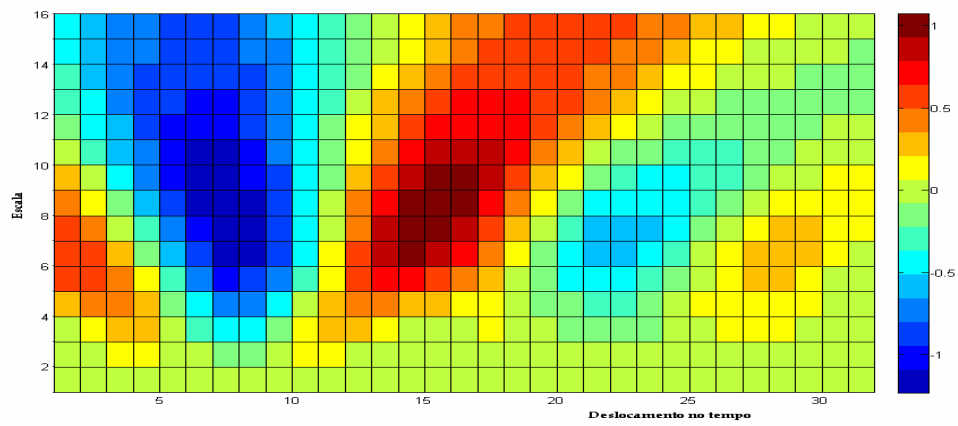
As *wavelets* mais comuns usadas na WC são a Morlet, a Chapéu Mexicano e as *wavelets* Gaussianas.

Representações típicas do resultado da Transformada *Wavelet* Contínua, obtidas por meio do *Wavelet* Toolbox 4.2 do Matlab, estão apresentadas na figura 3.17.

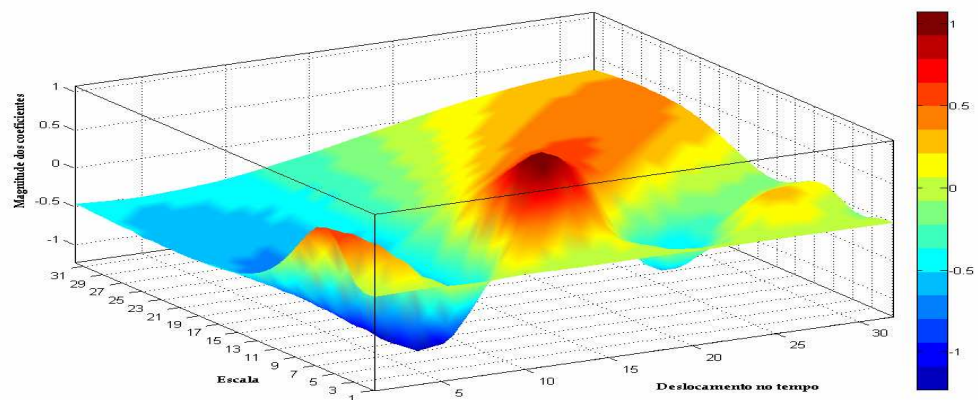




A



B



C

Figura 3.17 - (A) Um exemplo de sinal a ser analisado; (B) Representação bidimensional da WC do sinal em (A); (C) Representação tridimensional da WC do sinal em (A). Nas duas representações tem-se um eixo de escalas e outro dos deslocamentos de tempo. Na versão 3D há mais um eixo que é o da magnitude dos coeficientes *wavelet*. Ao lado de cada gráfico temos uma escala de cores que representam as magnitudes dos coeficientes *wavelet*.

A diferença entre os três tipos de transformadas *wavelet* supramencionadas está na discretização ou não dos fatores da equação (3.66). Na WC os parâmetros de escala e de deslocamento são contínuos. Na WSD os parâmetros de escala e de deslocamento são discretizados, porém o tempo  $t$  permanece contínuo e, por conseguinte o sinal  $x(t)$  e as *wavelets*  $\psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$ . Na WD, os parâmetros de escala e de deslocamento, e o tempo são discretos (Valens, 2004).

### ***O Escalograma***

A equação (3.66) nos informa que a WC é um número complexo, dependendo da *wavelet* usada ser complexa ou não. Sendo complexa, ela possui uma parte real  $\Re(WC_x^\psi(s, \tau))$  e uma parte imaginária  $\Im(WC_x^\psi(s, \tau))$ , sendo a magnitude e fase deste número dados conforme abaixo:

$$\text{Magnitude } M(s, \tau) = |WC_x^\psi(s, \tau)| = [\Re(WC_x^\psi(s, \tau))^2 + \Im(WC_x^\psi(s, \tau))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (3.69)$$

$$\text{Fase } \theta(s, \tau) = \arctan[\Re(WC_x^\psi(s, \tau)) / \Im(WC_x^\psi(s, \tau))] \quad (3.70)$$

O espectro de potência de um sinal  $x(t)$  em *wavelet* é definido como o quadrado da magnitude da WC. Sua representação gráfica é chamada de espectrograma de *wavelets* ou escalograma, análogo ao espectrograma da transformada de Fourier. É a distribuição de energia do sinal no plano tempo-escala. O escalograma destaca se o sinal analisado possui características multiescala e quais escalas participam dos processos representados no sinal.

A transformada *wavelet* é uma transformada que preserva a energia do sinal analisado (Torrence e Compo, 1998). A contribuição relativa à energia total do sinal em uma específica escala  $s$  é dada pela seguinte equação:

$$E(s) = \frac{1}{C_y} \int_{-\infty}^{+\infty} |WC_x^\psi(s, \tau)|^2 d\tau \quad (3.71)$$

onde  $C_y$  é a constante de admissibilidade (vide equação 3.61).

Considerando todas as escalas, recupera-se a energia total do sinal (Addison, 2002, p.29):

$$E_{total}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \|x(t)\|^2 = \frac{1}{C_y} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{\infty} |WC_x^\psi(s, \tau)|^2 \frac{ds}{s^2} d\tau \quad (3.72)$$

### 3.4.4.2 Transformada Wavelet Contínua Discretizada

O cálculo da Transformada *Wavelet* Contínua, equação (3.66), é feito variando continuamente os parâmetros de escala  $s$  e de deslocamento  $\tau$ . Visto que  $s \in \mathbb{R}_+$  e  $\tau \in \mathbb{R}$ , o cálculo assim feito gera uma quantidade exaustiva de coeficientes que traduz em informações redundantes e, portanto desnecessárias. Ao invés de variar estes fatores continuamente, é provado que usando uma escala e um deslocamento com valores discretos, a informação do sinal é preservada, além de tornar a implementação computacional mais rápida e a análise dos dados mais eficiente (Daubechies, 1992, p.53-105).

Discretizando a equação (3.66), fazendo-se  $s = s_0^j$  e  $\tau = k\tau_0 s_0^j$ , temos:

$$\text{WC}_x^\psi(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|s_0^j|}} \psi^*\left(\frac{t - k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) dt, \quad j, k \in \mathbb{Z}; s_0 > 1 \text{ e } \tau_0 > 0 \quad (3.73)$$

Considerando o caso mais usual, onde  $s_0 = 2$  (amostragem diádica) e  $\tau_0 = 1$ , a equação (3.73) é simplificada, e temos a versão discretizada da *wavelet* contínua, chamada também por *Wavelet Semi-Discreta* (WSD):

$$\text{WSD}_x^\psi(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) 2^{-\frac{j}{2}} \psi^*(2^{-j} t - k) dt \quad (3.74)$$

Esta discretização diádica (em potência de dois) é crítica, pois o número de coeficientes obtidos é o mínimo necessário para assegurar que toda a informação presente no sinal original seja preservada (Soman e Ramachandran, 2004, p. 44).

Na figura 3.18 é apresentada a distribuição dos coeficientes no plano tempo-escala:

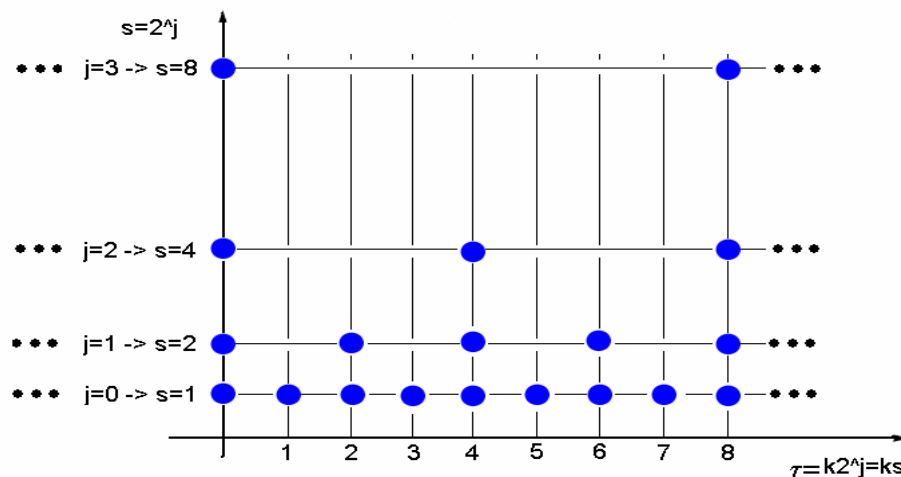


Figura 3.18 - Distribuição dos coeficientes *wavelet* no plano tempo-escala após a discretização

Observe na figura 3.18 que há mais coeficientes para as escalas mais baixas em relação às mais altas. Para as escalas menores e, portanto, para as frequências mais altas, há necessidade de deslocamentos menores no eixo do tempo e por isso a existência de mais coeficientes.

Todo sinal contínuo para ser processado digitalmente precisa ser discretizado. Normalmente, é feita uma amostragem do sinal numa taxa uniforme. Entretanto, na análise *wavelet*, esta taxa é variável sem que haja perda na precisão. Se o plano tempo-escala é amostrado com uma taxa  $T_1$  na escala  $s_1$ , a taxa de amostragem  $T_2$  em uma diferente escala  $s_2$  é proporcional à razão das escalas (Polikar, 2001, parte III):

$$T_2 = \frac{s_1}{s_2} T_1 \rightarrow s_1 T_1 = s_2 T_2 = \dots = s_j T_j \quad (3.75)$$

Esta equação esclarece o que já foi supramencionado: para escalas maiores, os sinais devem ser amostrados em taxas menores e vice-versa. À medida que o fator escala aumenta, o intervalo de amostragem aumenta por um fator de 2, supondo amostragem diádica. Conseqüentemente, a frequência com que o sinal é amostrado diminui à metade, em relação à que foi utilizada na escala anterior. Esta diminuição corresponde a um ganho considerável no tempo de processamento.

Comparando-se esta representação no plano tempo-escala com a da Transformada *Wavelet* Contínua, onde os fatores de escala e de deslocamento são contínuos, vê-se que esta representação é mais eficiente, pois com apenas alguns valores se consegue reconstruir perfeitamente o sinal original.

Com relação à limitação imposta pelo *Princípio da Incerteza*, enquanto na Transformada de Fourier Janelada obtínhamos retângulos iguais (portanto, todos com a mesma área) no plano tempo-frequência, na Transformada *Wavelet* Contínua Discretizada obtemos diferentes retângulos (tamanhos dos lados diferentes), porém todos de mesma área. A figura 3.19 esclarece a diferença em relação à TFJ:

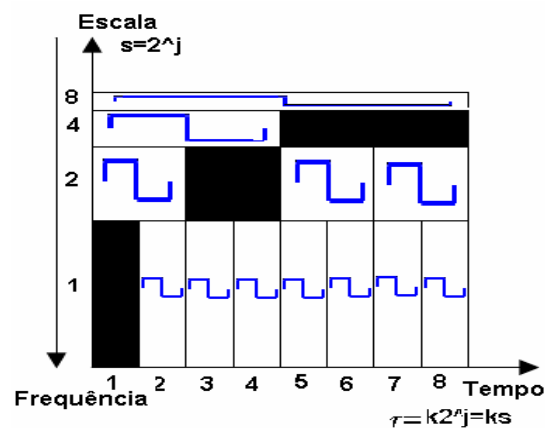


Figura 3.19 - Plano tempo-frequência da WSD

No plano acima, observamos que nas escalas mais baixas (altas frequências) obtemos uma boa resolução temporal, porém uma baixa resolução em frequência. Porém nas altas escalas (baixas frequências) obtemos uma alta resolução em frequência, porém uma baixa resolução temporal.

Embora este plano seja chamado de plano tempo-frequência (ou tempo-escala), o correto seria chamá-lo de plano deslocamento-escala, porque a variável no eixo x corresponde ao deslocamento da *wavelet* no tempo.

Uma vez discretizada a WC e calculados os coeficientes  $WSD_x^w(j, k)$  ainda será possível reconstruir o sinal  $x(t)$  original. Daubechies (1992, p.56) provou que a

condição necessária e suficiente para a reconstrução do sinal  $x(t)$  é que a somatória de cada energia dos coeficientes  $WSD_x^\psi(j, k)$  deva estar entre dois limites positivos:

$$A \|x\|^2 \leq \sum_{j,k} |\langle x, \Psi_x^\psi(j, k) \rangle|^2 \leq B \|x\|^2 \quad (3.76)$$

onde  $\|x\|^2$  é a energia do sinal  $x(t)$ ;  $A > 0$  e  $B < \infty$  sendo  $A$  e  $B$  independentes de  $x(t)$ .

Quando as inequações (3.76) são satisfeitas, as *wavelets*  $\Psi_t^\psi(j, k)$  ( $j, k \in \mathbb{Z}$ ) constituem um *frame*<sup>16</sup>, tendo  $A$  e  $B$  como limites deste *frame*. Se  $A=B$ , diz-se que o *frame* é *tight* (Morettin, 1999, p. 185) e a somatória de cada energia dos coeficientes  $WSD_x^\psi(j, k)$  é proporcional à energia do sinal.

$$\sum_{j,k} |\langle x, \Psi_x^\psi(j, k) \rangle|^2 = A \|x\|^2 \quad (3.77)$$

Pode ser demonstrado que nestas condições, a fórmula de reconstrução do sinal  $x(t)$  é (Burrus et al., 1998, p.45; Morettin, 1999, p.186):

$$x(t) = A^{-1} \sum_{j,k} \langle x, \Psi_x^\psi(j, k) \rangle \Psi_x^\psi(j, k) \quad (3.78)$$

Portanto, as *wavelets* se comportam exatamente como se fossem uma base ortonormal, exceto pelo termo  $A^{-1}$ , que dá uma medida da redundância na decomposição (Burrus et al., 1998, p.45).

Se  $A \neq B$  uma exata reconstrução ainda é possível, porém serão necessários dois *frames*. Neste caso, as *wavelets* usadas na decomposição (*frame 1*) serão diferentes daquelas usadas na reconstrução (*frame 2*).

---

<sup>16</sup> Em Daubechies (1992) temos um capítulo inteiro (p.52-105) sobre *frames*, com um excelente tratamento matemático envolvendo estes e a WSD. A Teoria de *Frames* é também extensamente discutida em Mallat (2008, p.155-204).

A discretização até o momento foi realizada nos parâmetros da escala e do deslocamento, mas na maioria das aplicações os dados a serem analisados são discretos no tempo, são amostras de algum sinal que representa alguma grandeza física da natureza.

Considerando um sinal discreto  $\{x_n, n = 0, 1, 2, \dots, N - 1\}$ , onde  $N$  é o número de amostras coletadas em instantes de tempo  $n \cdot T_s$ , onde  $T_s$  é o período de amostragem, a versão discretizada da *Wavelet* Contínua (equação 3.66) no *tempo discreto*, é dada por (Torrence e Compo, 1998):

$$\text{SWT}_x^\psi(s, m) = \left(\frac{T_s}{s}\right)^{\frac{1}{2}} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \psi^*\left((n-m)\frac{T_s}{s}\right), \quad m = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.79)$$

onde  $x_n$  é o sinal discreto a ser analisado;  $\psi(n)$  é a *wavelet*-mãe normalizada para ter energia unitária; \* denota o complexo conjugado;  $s$  é o fator de escala;  $m$  é o parâmetro de localização e  $T_s$  é o intervalo de tempo entre as amostras (período de amostragem).

O cálculo acima ao invés de ser feito no domínio do tempo, fazendo-se a convolução (veremos mais adiante este conceito) entre as duas seqüências  $x_n$  e  $\psi(n)$ , ele é realizado no domínio das freqüências usando o algoritmo da Transformada Rápida de Fourier<sup>17</sup>, conforme o procedimento indicado por Torrence e Compo (1998). Este procedimento não passa de uma aplicação de uma das propriedades da transformada de Fourier, que afirma que a transformada de Fourier da convolução entre dois sinais é o produto das transformadas de Fourier de cada sinal. Uma vez calculado este produto,

---

<sup>17</sup> Transformada Rápida de Fourier – *Fast Fourier Transform* (FFT) em inglês.



basta aplicar a Transformada de Fourier Inversa para se obter a convolução no domínio do tempo. Com este procedimento o cálculo é mais rápido.

O fato dos sinais serem discretos de tamanho finito faz com que a WSD tenha distorções nas bordas, pois os valores da transformada no começo e no fim da seqüência são sempre computados incorretamente: faltam valores da seqüência nestes dois extremos (figura 3.20). Na falta destes valores, costuma-se completá-la com zeros (*zero padding*) ou considerá-la periódica. No entanto, como o “suporte efetivo” da *wavelet* na escala  $s$  é proporcional a  $s$ , estes efeitos de borda também aumentam com  $s$ . A região na qual a transformada sofre com estes efeitos é chamada de “cone de influência” e, portanto os valores desta região no plano tempo-freqüência deverão ser interpretados com cuidado, pois não são confiáveis (Conraria et al., 2008).

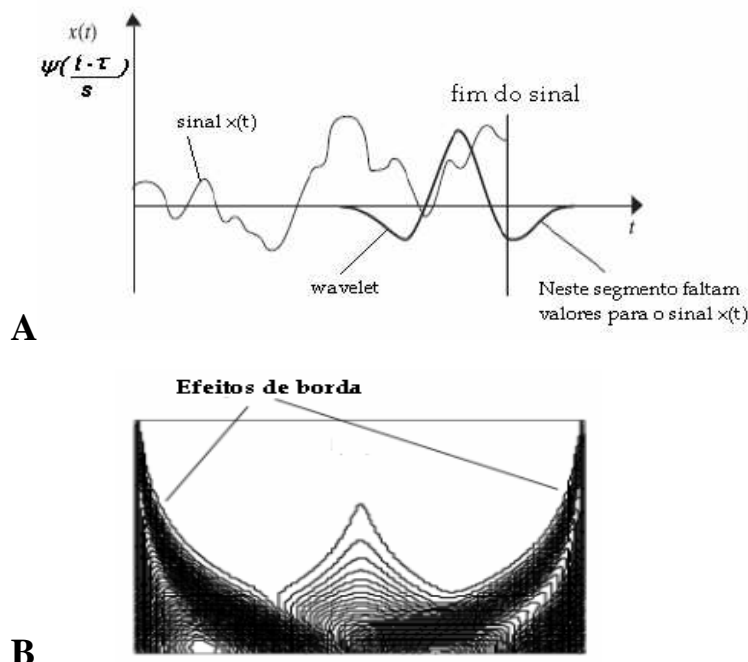


Figura 3.20 - (A) Um sinal finito  $x(t)$  e uma *wavelet* em sua borda superior;  
 (B) Manifestação dos efeitos de borda no escalograma (Addison, 2002, p.58)

### 3.4.4.3 Transformada Wavelet Discreta

Embora a discretização da *Wavelet* Contínua permita o seu processamento pelos computadores e demais equipamentos de processamento digital, ela não é uma verdadeira transformada discreta e por isso é chamada por alguns autores como *Wavelet* semi-discreta (Mertins, 1999, p.219). Ela não passa de uma versão amostrada da WC e apesar da discretização, ela continua sendo altamente redundante, portanto continua a consumir tempo e recursos computacionais de forma ainda significativa.

Semelhante à Transformada Rápida de Fourier, foi desenvolvido um método por Stéphane Mallat em 1989 (Mallat, 2008) para o cálculo da Transformada *Wavelet* Discreta (WD). Este método é conhecido como *Análise de Multi-Resolução* (AMR) ou *Algoritmo Piramidal de Mallat* e por meio dele é possível construir famílias de *wavelets* discretas e desenvolver algoritmos rápidos para o cálculo da WD.

#### *Análise de Multi-Resolução*

Seja o espaço vetorial  $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ ,  $j \in \mathbb{Z}$ , o conjunto de todas as possíveis aproximações de funções de  $L^2(\mathbb{R})$  com resolução  $2^j$ . Uma *Análise de Multi-Resolução* (AMR) em  $L^2(\mathbb{R})$  é definida como uma seqüência de subespaços encaixados  $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ , se as seguintes propriedades forem satisfeitas (Daubechies, 1992, p.14 e p.129; Walnut, 2004, p.180; Mallat, 2008, p.264):

$$\mathbf{P1)} \quad \forall j \in \mathbb{Z} \quad , \quad V_j \subset V_{j+1} \quad (\dots \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset \dots) ;$$

onde  $j$  é o nível de resolução do subespaço  $V_j$ .

Esta propriedade afirma que qualquer função  $f(t)$  no subespaço  $V_p$  está também no subespaço  $V_j$  para  $p \leq j$ . A AMR permite analisar os sinais em vários níveis de resolução daí deriva seu nome.

$$\mathbf{P2)} \lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\};$$

$$\mathbf{P3)} \lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j = L^2(\mathbb{R});$$

$$\mathbf{P4)} \forall (j, k) \in \mathbb{Z}^2, f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t - 2^j k) \in V_j;$$

$$\text{Logo, se } f(t) \in V_0 \Leftrightarrow f(t - k) \in V_0;$$

$$\mathbf{P5)} f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2t) \in V_{j+1};$$

**P6)** Existe uma função  $\varphi \in V_0$ , chamada de função escala ou *wavelet-pai*, tal que  $\varphi(t - k), k \in \mathbb{Z}$  é uma *base ortonormal* de  $V_0$ ;

A aproximação de uma função  $f(t)$  em uma resolução  $2^j$  é definida como a projeção ortogonal desta função no espaço  $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ . A projeção ortogonal de  $f$  é a função  $f_j \in V_j$  que minimiza  $\|f - f_j\|$  (Mallat, 2008, p.264). O espaço  $V_j$  contém todas as aproximações possíveis na resolução  $2^j$  e o conjunto de funções  $\varphi_{j,k}(t)$  que forma sua base ortonormal é definido pela seguinte expressão:

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (3.80)$$

Entre os espaços  $V_j$  e  $V_{j+1}$  ( $V_j \subset V_{j+1}$ ) existe um espaço  $W_j$  que é o complemento ortogonal de  $V_j$  em relação ao espaço  $V_{j+1}$ . A informação que é perdida, quando se passa do espaço  $V_j$  para o espaço  $V_{j+1}$  (o “detalhe” perdido), é representada por este espaço  $W_j$ . Esta relação é expressa por:

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j, W_j \perp V_j. \quad (3.81)$$

onde  $\oplus$  denota a soma direta. Deduz-se da equação acima que,

$$V_j = \bigoplus_{j=-\infty}^{j-1} W_j \quad (3.82)$$

As equações acima sugerem uma recursão, onde a *aproximação* de uma função  $f(t)$  no espaço  $V_{j+1}$  é decomposta nos subespaços  $V_j$  e  $W_j$ ; por sua vez, a aproximação de  $f(t)$  em  $V_j$  é decomposta nos subespaços  $V_{j-1}$  e  $W_{j-1}$ , e assim por diante (figura 3.21). Conforme visto, o nível de resolução “ $j$ ” equivale à resolução  $2^j$  e à escala  $2^{-j}$ , logo, quanto maior “ $j$ ” maior é a resolução, porém menor é a escala. Assim sendo, aproximar uma função que está no nível de resolução “ $j+1$ ” para o nível “ $j$ ” significa diminuir pela metade a resolução, que em termos de escala, significa dobrá-la (aumentar escala equivale a diminuir frequência). Como  $V_j \subset V_{j+1}$ , ao passar do nível de resolução “ $j$ ” para o nível de resolução “ $j+1$ ”, se ganha informação (ou adicionam-se “detalhes”). À medida que a resolução aumenta ( $j \rightarrow \infty$ ), a função aproximada  $f_j$  converge para a função original (propriedade P3) e por outro lado, quando aproximamos a função  $f(t)$  a níveis de resolução cada vez menores, perdemos informação, a função  $f(t)$  se converge para a função nula (propriedade P2) (Morettin, 1999, p.170).

Em WD, os termos aproximações e detalhes são usuais. Uma aproximação corresponde aos componentes de frequências baixas (altas escalas) que mantêm a tendência geral do sinal, enquanto um detalhe está relacionado aos componentes de altas frequências (baixas escalas). Estes detalhes correspondem à diferença entre duas aproximações sucessivas do sinal original e daí o termo “detalhe”.

A base ortonormal do espaço  $W_j$  é um conjunto de funções  $\psi_{j,k}(t)$  definidas pela seguinte expressão:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (3.83)$$

A estrutura em formato de árvore apresentada na figura 3.21 ilustra as conexões entre os diferentes subespaços:

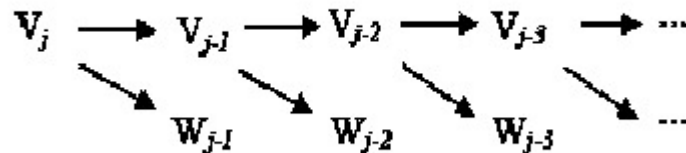
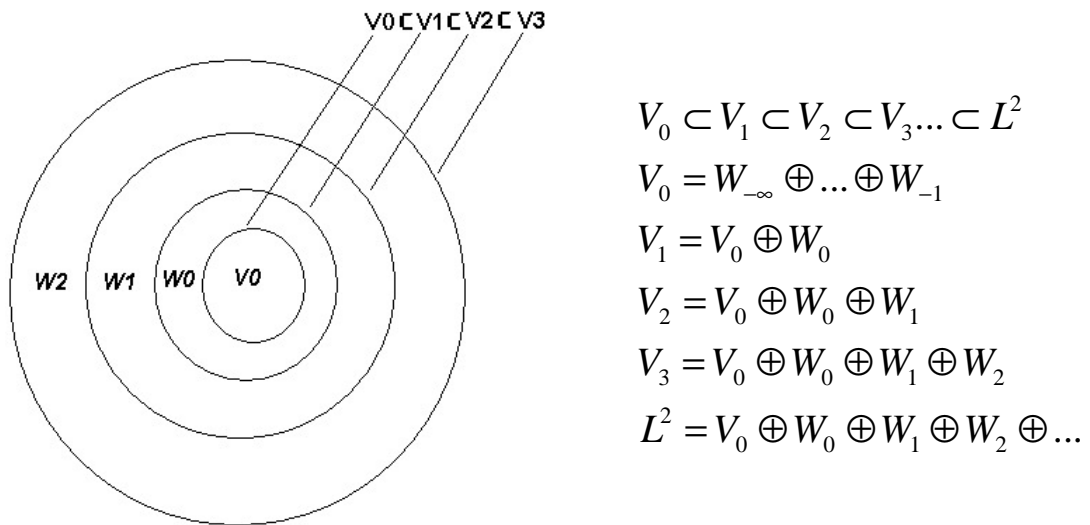


Figura 3.21 - Árvore de conexões entre os subespaços

A figura 3.22 ajuda a esclarecer algumas das propriedades já mencionadas:



$$V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset V_3 \dots \subset L^2$$

$$V_0 = W_{-\infty} \oplus \dots \oplus W_{-1}$$

$$V_1 = V_0 \oplus W_0$$

$$V_2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1$$

$$V_3 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus W_2$$

$$L^2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus W_2 \oplus \dots$$

Figura 3.22 - Relação entre os subespaços de uma AMR

Pela propriedade P3 e pela equação (3.82), chega-se à seguinte conclusão:

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j \quad (3.84)$$

A equação acima afirma que qualquer função  $f(t) \in L^2$  pode ser decomposta em um conjunto de funções geradas a partir das bases de cada espaço  $W_j$ , ou seja, a partir de  $\psi_{j,k}(t)$ . Este conjunto forma uma base ortonormal para o espaço  $L^2(\mathbb{R})$ . Assim sendo, pode-se escrever:

$$f(t) = \sum_{j,k} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.85)$$

Por meio das equações 3.82 e 3.84, obtemos a seguinte expressão para um nível de resolução  $j_0$ :

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j = V_0 \oplus \bigoplus_{j \geq 0} W_j = V_{j_0} \oplus \bigoplus_{j \geq j_0} W_j \quad (3.86)$$

Dessa forma, qualquer função  $f \in L^2(\mathbb{R})$  pode ser expressa conforme abaixo (Burrus et al., 1998, p.17):

$$f(t) = \sum_{j,k} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) = \sum_k c_{0,k} \varphi_{0,k}(t) + \sum_{j \geq 0} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.87)$$

$$= \sum_k c_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.88)$$

onde:

$$c_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi_{j,k}(t) dt, \quad (\text{coeficientes na base } \varphi_{j,k}) \quad (3.89)$$

$$d_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt. \quad (\text{coeficientes na base } \psi_{j,k}) \quad (3.90)$$

### ***Funções escala e wavelet***

Em P6 diz-se que existe uma função escala  $\varphi \in V_0$  e como  $V_0 \subset V_1$ , podemos expressá-la da seguinte forma:

$$\varphi(t) = \sum_k h(k) 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2t - k), \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.91)$$

Esta expressão é conhecida como equação de multi-resolução, ou equação de dilatação ou também chamada de equação de refinamento, porque mostra  $\varphi(t)$  num espaço mais fino ( $V_1$ ). Os coeficientes  $h(k)$  são uma seqüência de números reais ou complexos, chamados de coeficientes da função escala e o fator  $2^{\frac{1}{2}}$  é para manter a mesma norma entre os espaços  $V_0$  e  $V_1$ .

Sendo  $f(t) = \varphi(t)$  na equação (3.88), temos:

$$\varphi(t) = \sum_k c_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.92)$$

Portanto, lembrando que  $\varphi_{j_0,k}(t) = 2^{\frac{j_0}{2}} \varphi(2^{j_0}t - k)$  (equação 3.80), obtemos a seguinte relação:

$$h(k) = c_{1,k}, \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.93)$$

Estes coeficientes  $h(k)$  são coeficientes normalizados. Para obtermos os coeficientes  $c(k)$  não normalizados, fazemos (Soman e Ramachandran, 2006, p.73):

$$h(k)2^{\frac{1}{2}} = c_{1,k}2^{\frac{1}{2}} = c(k), \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.94)$$

O complemento ortogonal de  $V_0$  em relação ao espaço  $V_1$  é o espaço  $W_0$  ( $V_1 = V_0 \oplus W_0$ ). Pela expressão 3.83, fazendo  $j=k=0$  encontramos uma função  $\psi \in W_0$  chamada de *wavelet*-mãe. No entanto  $W_0$  também é um subconjunto de  $V_1$  ( $W_0 \subset V_1$ ), logo pela projeção de  $\psi \in W_0$  em  $V_1$ , temos:

$$\psi(t) = \sum_k g(k)2^{\frac{1}{2}}\varphi(2t - k), \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.95)$$

Os coeficientes  $g(k)$  são uma seqüência de números reais ou complexos, chamados de coeficientes *Wavelet* e o fator  $2^{\frac{1}{2}}$  é para manter a mesma norma entre os espaços  $W_0$  e  $V_1$ .

Sendo  $f(t) = \psi(t)$  na equação (3.88), e procedendo conforme acima, chegamos às seguintes relações:



$$g(k) = d_{1,k}, \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.96)$$

$$d(k) = d_{1,k} 2^{\frac{1}{2}} = g(k) 2^{\frac{1}{2}}, \quad k \in \mathbb{Z} \quad (3.97)$$

Sendo  $g(k)$  os coeficientes normalizados e  $d(k)$  os não normalizados.

### ***Determinação dos coeficientes $h(k)$ e $g(k)$***

O método a seguir para encontrarmos os coeficientes  $h(k)$  e  $g(k)$  foi proposto por Daubechies (1992 apud Soman e Ramachandran, 2006, p.73-82) para as suas bases *wavelets* ortonormais.

### ***Suporte de um Sistema Wavelet***

O *suporte compacto* basicamente significa o *range* do intervalo sobre o qual as funções escala e *wavelet* estão definidas. Fora deste intervalo, elas devem ser nulas. Convencionalmente, o suporte é definido apenas para as bases de  $V_0$  e  $W_0$  (Soman e Ramachandran, 2006, p.67). Existe uma relação entre o tamanho do suporte TS e o número N de coeficientes  $h(k)$  ou  $g(k)$ :

$$TS = N - 1 \quad (3.98)$$

O que será feito a seguir trata-se de um projeto de um Sistema *Wavelet*, onde os parâmetros que nos restam encontrar serão determinados pela imposição de certas restrições. Nas equações (3.91) e (3.95) falta-nos determinar os coeficientes  $h(k)$  e  $g(k)$  e para tanto será necessário impor certas condições. Nas seguintes equações é suposto que as funções escala e *wavelet* possuem suporte compacto de tamanho  $N - 1$ , logo o número de coeficientes, segundo a equação (3.98), é  $N$ .

**Restrições aos coeficientes da função escala e da wavelet**

**C1)** Normalização da função escala exigida pela propriedade P6 (AMR) que afirma que  $\varphi(t)$  é um vetor da base ortonormal de  $V_0$ .

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 1 \quad (3.99)$$

Por esta condição, obtemos:

$$\sum_{k=0}^{N-1} c(k) = 2 \quad \text{ou} \quad \sum_{k=0}^{N-1} h(k) = 2^{\frac{1}{2}} \quad (3.100)$$

**C2)** Pela propriedade P6 (AMR), a base de  $V_0$  é ortonormal, logo:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) \varphi(t-k) dt = \delta_{0,k} \quad (3.101)$$

$$\text{Se } k=0, \text{ a condição impõe: } \sum_{k=0}^{N-1} h^2(k) = 2^{\frac{1}{2}} \quad (3.102)$$

$$\text{Se } k \neq 0, \text{ então: } \sum_{l=0}^{N-1} h(l) h(l-2k) = 0 \quad (3.103)$$

**C3)** Pela equação (3.81),  $\varphi(t)$  e  $\psi(t)$  são ortogonais, logo:

$$\int \varphi(t) \psi(t) dt = 0 \quad (3.104)$$

Esta condição implicará em:

$$g(k) = (-1)^k h(N-1-k) \quad (3.105)$$

Desta relação, concluímos que, conhecendo os coeficientes de uma das funções (escala ou wavelet), se obtém os coeficientes da outra.

**C4)** Pelo fato da base de  $W_0$  ser ortonormal, isto implicará em:

$$\sum_{l=0}^{N-1} g(l)g(l+2k) = 0, \text{ para todo } k \neq 0 \quad (3.106)$$

Esta condição é redundante, pois vimos na condição anterior a relação entre os  $g(k)$  e  $h(k)$  e, portanto no cálculo destes coeficientes, esta condição não será necessária.

**C5)** Condições de suavidade e regularidade

Para se compreender estas condições há necessidade de entender melhor o que são momentos nulos.

Definem-se os momentos de ordem “p” da função  $f(t)$  ou p-ésimo momento da função  $f(t)$  por:

$$M_p = \int t^p f(t) dt \quad (3.107)$$

Supondo  $f(t) = \varphi(t-k)$ , então:

$$M_{p,k} = \int t^p \varphi(t-k) dt \quad (3.108)$$

Logo,  $M_{p,k}$  é a projeção do monômio<sup>18</sup>  $t^p$  na base  $\varphi(t-k)$  e, portanto:

$$t^p = \sum_k M_{p,k} \varphi(t-k) \quad (3.109)$$

Para que os polinômios<sup>19</sup>  $t^p$  sejam gerados pela base  $\varphi(t)$ , ou seja, para que estes polinômios pertençam ao espaço  $V_0$ , a função escala  $\varphi(t)$  deve possuir certas propriedades. Que condições são estas?

Vamos começar projetando  $t^p$  na função *wavelet*  $\psi(t)$ :

<sup>18</sup> Monômio é uma expressão algébrica formada por uma parte numérica e uma parte literal na qual não há operação de adição ou subtração entre elas.

<sup>19</sup> Polinômio é definido com a soma de monômios.

$$\int t^p \psi(t) dt = \int \sum_k M_{p,k} \varphi(t-k) \psi(t) dt = \sum_k M_{p,k} \int \varphi(t-k) \psi(t) dt = 0 \quad (3.110)$$

Visto que  $\varphi(t)$  e  $\psi(t)$  são ortogonais, a equação (3.110) nos diz que, se  $\varphi(t)$  for capaz de gerar um monômio de ordem até “p”, então sua função *wavelet* correspondente deve ter momentos de ordem até “p” nulos.

Para  $p=0$ , a expressão (3.110) implica que  $\int \psi(t) dt = 0$ , e por conseguinte usando as expressões (3.95) e (3.105), chegamos na seguinte restrição:

$$\sum_k (-1)^k c(k) = 0 \quad (3.111)$$

Para  $p=1$ , encontramos outra restrição:

$$\int t \psi(t) dt = 0 \Rightarrow \sum_k (-1)^k k c(k) = 0 \quad (3.112)$$

Para um  $p > 0$  qualquer, recaímos na seguinte equação:

$$\int t^p \psi(t) dt = 0 \Rightarrow \sum_k (-1)^k k^p c(k) = 0 \quad (3.113)$$

É importante esclarecer porque estes momentos nulos são impostos. Na prática, quanto mais momentos nulos tiver uma função, maior é a concentração de sua informação em um número relativamente pequeno de coeficientes. Quanto maior o número de momentos nulos de uma função, maior é o número de oscilações que ela apresenta. Estas características podem ser exploradas por aplicações envolvendo compressão, bem como por aquelas que analisam sinais com singularidades e descontinuidades: variações imprevisíveis do sinal geram grandes coeficientes.

Daubechies (apud Hubbard, 1998, p.245) provou que se uma *wavelet* tem  $P$  momentos nulos, então o tamanho de seu suporte deve ser de pelo menos  $2P-1$  e

aumentando este tamanho, aumenta também o número de computações. O número de momentos nulos para uma *wavelet* vai depender de sua aplicação desejada. As *wavelets* propostas por Daubechies com  $P$  momentos nulos possuem  $2P$  coeficientes (Soman e Ramachandran, 2006, p.157):

$$N = 2 P \quad (3.114)$$

onde  $N$  é o número de coeficientes da função *wavelet*  $g(k)$  e  $P$  é o número de momentos nulos. Suas *wavelets* são numeradas em função do número de momentos nulos que possuem. O índice em si corresponde ao número de momentos nulos que a *wavelet* possui. Por exemplo, conforme a nomenclatura adotada pelo Matlab (Misiti et al., 2009, p.1-42), a db1 (ou *wavelet* de Haar) possui um momento nulo, logo dois coeficientes e a db4 possui quatro momentos nulos, logo oito coeficientes.

A *ordem de regularidade* de uma *wavelet* é o número de suas derivadas contínuas. Para ter regularidade maior que  $n$ , uma *wavelet* deve ter pelo menos  $n+1$  momentos nulos (Hubbard, 1998, p.246). O grau de suavidade (regularidade) de uma *wavelet* está ligado ao número de momentos nulos: quanto maior este número, mais suave é a *wavelet* (Morettin, 1999, p.163). Entretanto, em alguns casos, podem-se obter *wavelets* com a mesma regularidade e com um número menor de momentos nulos (Daubechies, 1992).

Com todas estas condições é possível montar um sistema de equações que permite determinar os coeficientes  $h(k)$  e  $g(k)$  das funções de escala e *wavelet*, respectivamente. Resumindo: impondo as condições supramencionadas e supondo  $N=4$ , encontramos os seguintes coeficientes:

Tabela 3.2 - Determinação dos coeficientes  $h(k)$  e  $g(k)$  mediante certas restrições

CONDIÇÕES	RESTRICÇÕES AOS COEFICIENTES	SOLUÇÃO
C1	$c(0) + c(1) + c(2) + c(3) = 2$	$c(0) = \frac{1}{4}(1 + \sqrt{3})$ $h(0) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(1 + \sqrt{3})$ $g(0) = -\frac{1}{4\sqrt{2}}(1 - \sqrt{3})$
C2	$c^2(0) + c^2(1) + c^2(2) + c^2(3) = 2$	$c(1) = \frac{1}{4}(3 + \sqrt{3})$ $h(1) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(3 + \sqrt{3})$ $g(1) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(3 - \sqrt{3})$
C3	$c(0)c(2) + c(1)c(3) = 0$	$c(2) = \frac{1}{4}(3 - \sqrt{3})$ $h(2) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(3 - \sqrt{3})$ $g(2) = -\frac{1}{4\sqrt{2}}(3 + \sqrt{3})$
C5 p=0	$c(0) - c(1) + c(2) - c(3) = 0$	$c(3) = \frac{1}{4}(1 - \sqrt{3})$ $h(3) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(1 - \sqrt{3})$ $g(3) = \frac{1}{4\sqrt{2}}(1 + \sqrt{3})$
C5 p=1	$0c(0) - 1c(1) + 2c(2) - 3c(3) = 0$	

FONTE: Soman e Ramachandran, 2006, p.82

Os coeficientes para as *wavelets* mais populares podem ser encontrados em Getreuer (2006).

## ***Decomposição e Reconstrução do sinal***

### ***Análise – Decomposição do sinal***

As bases ortonormais para os subespaços  $V_j$  e  $W_j$  são dadas pelas expressões (3.80) e (3.83), respectivamente. Se  $f(t) \in V_{j+1}$ , então podemos representá-la numa resolução inferior ( $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$ ), conforme abaixo:

$$f(t) \in V_{j+1} \Rightarrow f_{j+1}(t) = \sum_k c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) + \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.115)$$

$$f_{j+1}(t) = \sum_k c_{j,k} 2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j t - k) + \sum_k d_{j,k} 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (3.116)$$

Pela equação (3.116), vemos que  $c_{j,k}$  é a projeção de  $f_{j+1}(t)$  na base normalizada

$\varphi_{j,k}$ :

$$c_{j,k} = \langle f_{j+1,k}(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle = \int f_{j+1,k}(t) 2^{\frac{j}{2}} \varphi(2^j t - k) \quad (3.117)$$

Sendo  $\varphi(t) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n) 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2t - n)$ ,  $n \in \mathbb{Z}$  (equação 3.91) e  $N$  o número de

coeficientes, então:

$$\begin{aligned} \varphi(2^j t - k) &= \sum_{n=0}^{N-1} h(n) 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2(2^j t - k) - n) = \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} h(n) 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2^{j+1} t - 2k - n) \end{aligned} \quad (3.118)$$

Fazendo  $m = 2k + n$ , obtemos:

$$\varphi(2^j t - k) = \sum_{m=2k}^{2k+N-1} h(m-2k) 2^{\frac{1}{2}} \varphi(2^{j+1} t - m) \quad (3.119)$$

Substituindo a equação (3.119) na equação (3.117), chegamos na seguinte relação:

$$c_{j,k} = \sum_{m=2k}^{2k+N-1} h(m-2k) c_{j+1,m} \quad (3.120)$$

Procedendo conforme acima para os coeficientes da *wavelet*, chegamos nesta outra relação:

$$d_{j,k} = \sum_{m=2k}^{2k+N-1} g(m-2k) c_{j+1,m} \quad (3.121)$$

## Convolução

Em processamento de sinais, uma das operações mais frequentemente usada é a convolução. A convolução  $C_{conv}(n)$  de duas seqüências  $x(n)$  e  $h(n)$  é definida como (Hsu, 2004, p.68):

$$C_{conv}(n) = x(n) * h(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(n)h(k-n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(n)h(-(n-k)) \quad (3.122)$$

Esta operação é representada como:

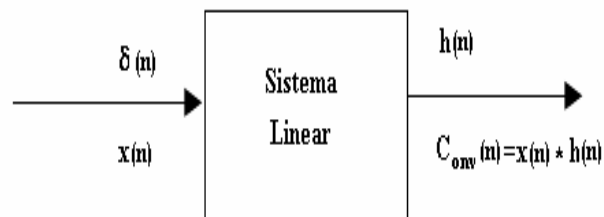


Figura 3.23 - Convolução de duas seqüências

Na figura 3.23 temos um sistema linear, mais precisamente um sistema linear invariante no tempo (LIT)<sup>20</sup> de tempo discreto, onde  $h(n)$  é a resposta ao impulso  $\delta(n)$  aplicado na entrada e  $C_{conv}(n)$  é a convolução da entrada  $x(n)$  com a resposta impulsiva  $h(n)$  (Carlson, 1981, p.46). Assim encontramos o resultado fundamental de que a saída de qualquer sistema LIT de tempo discreto é a convolução da entrada  $x(n)$  com a resposta ao impulso  $h(n)$  do sistema.

<sup>20</sup> Basicamente, um sistema linear é aquele que para uma entrada do tipo  $k(x1+x2)$  fornece a resposta  $ky1+ky2$ , sendo  $k$  uma constante e  $y1$  a resposta do sistema à entrada  $x1$  e  $y2$  a resposta à entrada  $x2$ . O sistema será *invariante no tempo* se seus parâmetros tiverem valor constante. Maiores informações sobre sinais e sistemas podem ser obtidas em Hsu (2004).



Seja  $x(n)$  uma seqüência não periódica de tamanho finito de comprimento  $N$ , isto é,  $x(n) = 0$  fora do intervalo  $|n| > N$ . A *Transformada de Fourier de tempo discreto* de  $x(n)$ , representada por  $X(\Omega)$ , é definida por:

$$X(\Omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)e^{-i\Omega n} \quad (3.123)$$

onde  $i = \sqrt{-1}$ . Como  $e^{-ix} = \cos(x) + i\text{sen}(x)$ , a transformada  $X(\Omega)$  é periódica com período  $2\pi$  e expressa  $x(n)$  no domínio das freqüências.

No sistema da figura 3.23, quando a entrada é um impulso  $x(n) = \delta(n) = (\dots, 0, 0, 1, 0, 0, \dots)$ , ou seja,  $x(0) = 1$  e  $x(n) = 0$  para todo  $n \neq 0$ , a saída no domínio do tempo é  $y(n) = h(n)$ . No domínio das freqüências, quando a entrada é um impulso  $X(\Omega) = 1$ , a saída é  $Y(\Omega) = H(\Omega)$  (Strang e Nguyen, 1996, p.5).

A convolução apresenta uma propriedade que relaciona a entrada e a resposta impulsiva de um sistema linear no domínio das freqüências da seguinte forma (Hsu, 2004, p.282):

$$x(n) * h(n) \xleftrightarrow{TF} X(\Omega)H(\Omega) \quad (3.124)$$

A transformada de Fourier converte a convolução de sinais no tempo na multiplicação dos seus espectros. Esta *multiplicação* que ocorre no domínio das freqüências suscita o surgimento da noção de filtragem e, portanto de filtro.

## ***Filtros***

Um das operações mais básicas em processamento de sinais é a filtragem. Ela é o processo pelo qual os componentes de frequência de um sinal são suprimidos ou têm suas amplitudes alteradas. Como visto acima, um sistema linear atua como filtro.

O vetor  $h(n)$ , resposta impulsiva de nosso filtro, é uma seqüência  $\{h(0), h(1), \dots, h(N-1)\}$  de  $N$  valores, denominados de coeficientes do filtro. A forma de como o sinal de entrada será alterado dependerá destes coeficientes, pois foi visto que o sinal de saída de um sistema deste tipo é a convolução do sinal de entrada com este vetor de coeficientes.

Os filtros são classificados dependendo do tipo de filtragem que fazem no sinal de entrada. Eles podem ser do tipo passa-baixa, passa-alta, passa-faixa ou rejeita-faixa. Um filtro passa-baixa atenua ou suprime os componentes de alta frequência do sinal de entrada e deixa passar os componentes de frequências mais baixas. Um filtro passa-alta faz o contrário, deixa passar os componentes de frequências altas e atenua ou suprime os componentes de frequências mais baixas. Um filtro passa-faixa deixa passar os componentes de frequências que se encontram dentro de uma certa faixa de frequências e atenua ou suprime os componentes que se encontram fora desta faixa. Já um filtro rejeita-faixas permite passar todas os componentes de frequências exceto aqueles que estão dentro de uma certa faixa de frequências.

### ***Operadores de Decimação e de Interpolação***

Dada uma seqüência  $x_n = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}, x_N\}$  de  $N$  termos, o operador de decimação de fator 2,  $(\downarrow 2)$ , é definido por:

$$(\downarrow 2)(x_n) = x_{2n} \quad (3.125)$$

Este operador descarta todos os termos ímpares da seqüência  $x_n = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}, x_N\}$  reduzindo o seu número de elementos pela metade, mantendo apenas os elementos em posições pares  $\{x_0, x_2, x_4, \dots\}$ .

O operador de interpolação de fator 2,  $(\uparrow 2)$ , é definido por:

$$(\uparrow 2)(x_n)(k) = \begin{cases} x(k), & \text{se } n = 2k \\ 0, & \text{se } n = 2k + 1 \end{cases} \quad (3.126)$$

Este operador intercala zeros entre os elementos da série  $x_n = \{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}, x_N\}$  aumentando seu número de elementos para o dobro:  $\{x_0, 0, x_1, 0, x_2, 0, \dots, 0, x_N, 0\}$ .

A decimação é também conhecida por subamostragem (do inglês *downsampling*) e a interpolação por superamostragem (do inglês *upsampling*).

### ***Banco de filtros***

Um banco de filtros é um conjunto de filtros conectados por operadores de decimação ou de interpolação e, em alguns casos, por módulos de atraso.

Com relação a estes conceitos de filtros relacionados à transformada *wavelet*, recomenda-se o livro de Strang e Nguyen (1996).

Comparando as equações 3.120 e 3.121 com a definição de convolução (3.122), podemos rearranjá-las da seguinte forma:

$$c_{j,k} = \sum_{m=2k}^{2k+N-1} h(-(2k-m))c_{j+1,m} = \sum_{m=2k}^{2k+N-1} h(2k-m)c_{j+1,m} \quad (3.127)$$

onde  $h(n) = h(-n)$ .

Utilizando os operadores acima, podemos representar  $c_{j,k}$  da seguinte forma:

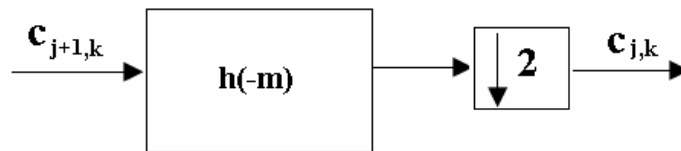


Figura 3.24 - Relação entre  $c_{j+1,k}$  e  $c_{j,k}$

Procedendo da mesma forma com os coeficientes  $d_{j,k}$ , obtemos:

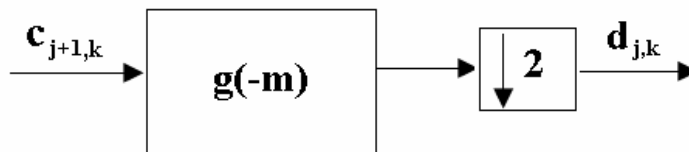


Figura 3.25 - Relação entre  $c_{j+1,k}$  e  $d_{j,k}$

Portanto, a análise ou decomposição de um sinal  $f(t) \in V_{j+1}$  em uma resolução inferior (equação 3.115), pode ser representada por um banco de filtros conforme a figura 3.26:

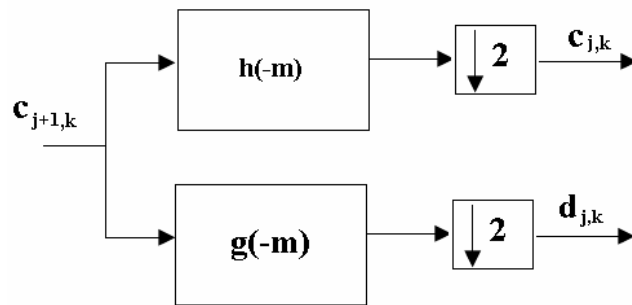


Figura 3.26 - Relação entre  $c_{j+1,k}$ ,  $c_{j,k}$  e  $d_{j,k}$

### ***Síntese – Reconstrução do sinal***

O objetivo agora é reconstruir a função  $f(t)$  no espaço  $V_{j+1}$ , ou seja, encontrar os coeficientes  $c_{j+1,k}$  a partir dos coeficientes da função escala  $c_{j,k}$  e dos coeficientes da *wavelet*  $d_{j,k}$ .

De modo semelhante ao procedimento anterior, porém substituindo as equações de escala (3.91) e de *wavelet* (3.95) na equação (3.116), chega-se à seguinte relação:

$$c_{j+1,k} = \sum_m c_{j,m} h(k-2m) + \sum_m d_{j,m} g(k-2m) \quad (3.128)$$

Se a relação acima fosse  $c_{j+1,k} = \sum_m c_{j,m} h(k-m) + \sum_m d_{j,m} g(k-m)$ , então as somatórias seriam convoluções simples. No entanto o deslocamento é de “2m” para um certo “k”, ou seja, ou os termos pares ou os termos ímpares dos coeficientes  $c_{j,k}$  e

$d_{j,k}$  estão participando no somatório. Isto sugere fazermos uma interpolação (adicionar zeros entre os termos destes coeficientes) e depois proceder à convolução.

Portanto a síntese ou reconstrução do sinal em  $V_{j+1}$  a partir dos coeficientes  $c_{j,k}$  e  $d_{j,k}$  é visualizada na figura 3.27:

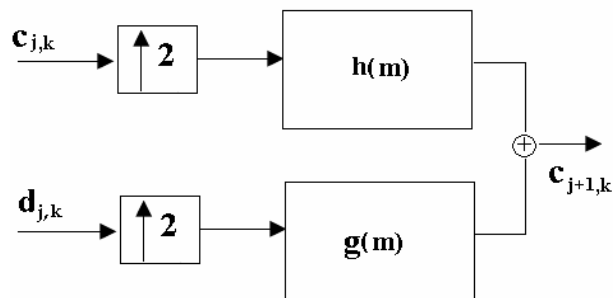


Figura 3.27 - Síntese de  $c_{j+1,k}$  a partir dos coeficientes  $c_{j,k}$  e  $d_{j,k}$

De acordo com os conceitos já expostos, podemos afirmar que os vetores  $h(m)$  e  $g(m)$  conforme os arranjos acima (figuras 3.26 e 3.27) formam bancos de filtros, um de análise e o outro de síntese, respectivamente. A seqüência  $h(m)$  é chamada de resposta impulsiva associada à função de escala  $\varphi$  e a seqüência  $g(m)$  é chamada de resposta impulsiva associada à função  $\psi$  (Istas, 1992). Por isso, fala-se em projeto de filtros H e G na decomposição e reconstrução de sinais usando a Transformada *Wavelet* Discreta por meio da análise de multi-resolução. Com a escolha apropriada dos filtros, o processo de filtragem passa a realizar na verdade a Transformada *Wavelet* Discreta, com os coeficientes dos filtros  $h(m)$  e  $g(m)$  correspondendo aos coeficientes da função escala e da *wavelet*, respectivamente.

É importante observar a diferença entre os coeficientes dos filtros usados na síntese  $g(m)$  e  $h(m)$ , e aqueles usados na análise  $g(-m)$  e  $h(-m)$ . Vê-se que os coeficientes dos

filtros de análise possuem os mesmos coeficientes dos filtros de síntese, porém na ordem invertida. A equação (3.105) apresenta a relação entre os coeficientes da função escala  $g(m)$  e os coeficientes da *wavelet*  $h(m)$ . Portanto, conhecendo apenas os coeficientes de uma das funções, determinam-se os coeficientes da outra função e, por conseguinte, todos os coeficientes dos filtros usados tanto na análise quanto na síntese.

A figura 3.28 exemplifica este assunto.

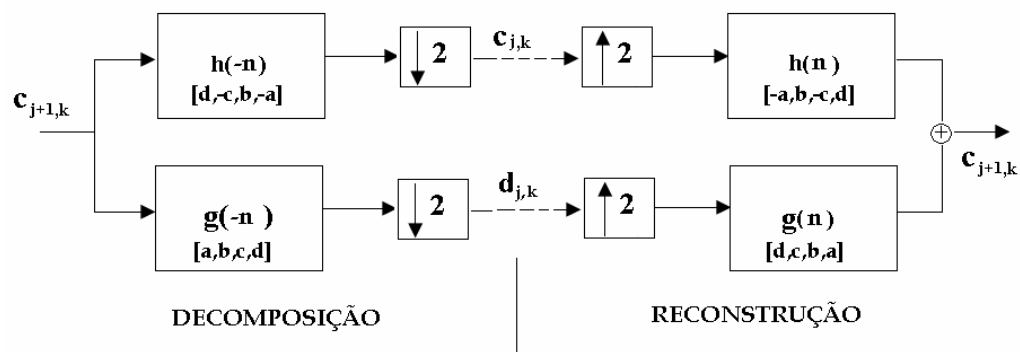


Figura 3.28 - Um banco de filtros com quatro coeficientes. Os primeiros são os filtros de análise e os últimos são os de síntese

As propriedades exigidas pela análise de multi-resolução mais as condições impostas às funções escala e *wavelet* desejadas determinam os coeficientes dos filtros a serem usados.

Baseando-se nas respostas em frequência dos filtros discretos  $h(m)$  e  $g(m)$ , é provado que o vetor  $h(m)$  é um filtro passa-baixa e o vetor  $g(m)$  é um filtro passa-alta (Strang e Nguyen, 1996, p.7-13; Hsu, 2004, p.306).

Na maioria das aplicações não é necessário lidar diretamente com as funções de escala ou *wavelet*, pois somente seus coeficientes  $h(m)$  e  $g(m)$  e o sinal a ser analisado sendo discreto (ou então discretizado) serão necessários (Soman e Ramachandran, 2006, p.88).

Vimos pela expressão (3.115), que qualquer sinal  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  pode ser decomposto em dois componentes. Um componente formado pela base  $\varphi_{j,k}$  e outro formado pela base  $\psi_{j,k}$ , sendo que a implementação da primeira base é realizada por meio de um filtro passa-baixa e a outra por meio de um filtro passa-alta. As frequências baixas de um sinal dão uma aproximação do sinal, enquanto as frequências altas dão os detalhes, como já analisado.

Para exemplificar o exposto, será ilustrada uma decomposição AMR do espaço  $V_3$  em três níveis.

Vamos supor um sistema usando a *wavelet* de Haar (Daubechies db1). A *wavelet* de Haar, definida na equação (3.64) e ilustrada na figura 3.15, possui um momento nulo (db1) e, portanto dois coeficientes (equação 3.114) para cada filtro correspondente as funções de escala e *wavelet*. Os valores destes coeficientes, seguindo os procedimentos descritos na seção “Determinação dos coeficientes  $h(k)$  e  $g(k)$ ”, estão resumidos na tabela 3.3:

Tabela 3.3 - Os valores dos coeficientes dos vetores  $\mathbf{h}(k)$  e  $\mathbf{g}(k)$  para um sistema usando a *wavelet* de Haar

	k=0	k=1
Vetor dos coeficientes da função escala $\varphi = \mathbf{h}(k)$	$2^{-\frac{1}{2}}$	$2^{-\frac{1}{2}}$
Vetor dos coeficientes da <i>Wavelet</i> $\psi = \mathbf{g}(k)$	$2^{-\frac{1}{2}}$	$-2^{-\frac{1}{2}}$



Geralmente, não existem fórmulas explícitas para as funções base  $\varphi$  e  $\psi$ . Então a maioria dos algoritmos relativos a estas funções é formulada em termos dos coeficientes dos filtros  $g(k)$  e  $h(k)$ . No caso específico da *wavelet* Db1 (Haar), existe uma expressão que a descreve (equação 3.64) e as funções base  $\varphi_{j,k}$  e  $\psi_{j,k}$  correspondentes aos três níveis de resolução, embora não usadas analiticamente em nossa decomposição AMR, estão ilustradas na figura 3.29.

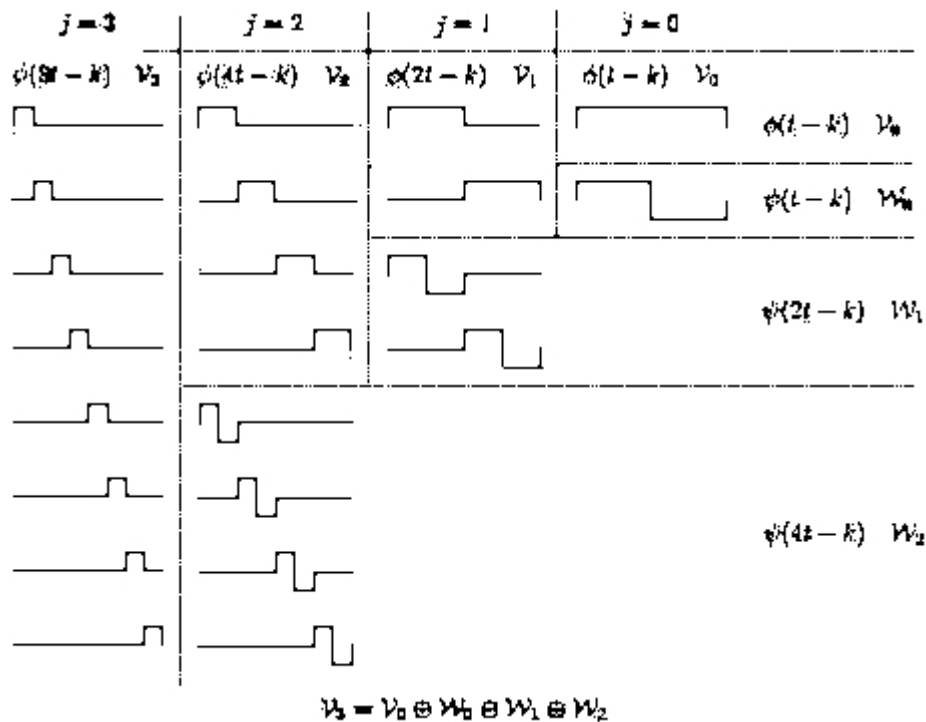


Figura 3.29 - As funções base da função escala e da *wavelet* de Haar correspondentes aos três níveis de decomposição AMR de  $V_3$  (Burrus et al., 1998, p.30)

Na figura 3.30 é apresentada a árvore de decomposição do espaço  $V_3$  :

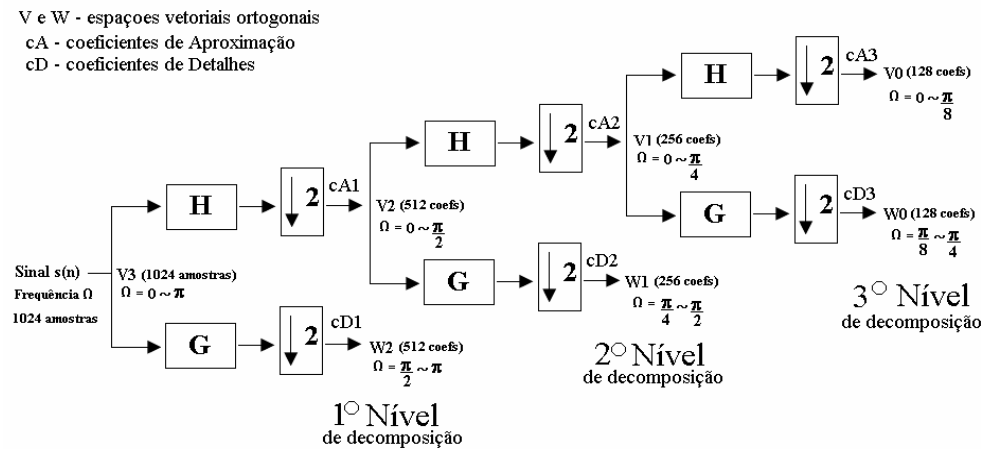


Figura 3.30 - Árvore de decomposição do espaço  $V_3$  em três níveis

Observando a árvore acima, o sinal de entrada  $s(n)$  trata-se de uma aproximação do sinal original a ser analisado no espaço  $V_{j+1}$  e seus valores discretos correspondem aos coeficientes resultantes da decomposição do sinal original na base de  $V_{j+1}$ . Em outras palavras,  $s(n)$  é a projeção ortogonal do sinal original na base de  $V_{j+1}$ . Como em  $V_{j+1}$  estão as funções geradas apenas por sua base e esta base não é uma base para o espaço  $L^2(\mathbb{R})$ , o sinal original pode não ser uma combinação linear das funções base de  $V_{j+1}$ , mas conforme dito no início deste capítulo, a AMR supõe aproximações de funções que minimizam  $\|f - f_j\|$  (Mallat, 2008, p.264), onde  $f$  é o sinal original e  $f_j$  é sua aproximação no espaço  $V_j$ . Pela propriedade P3 (AMR), aumentando-se a resolução, aproximamos  $f_j$  da função original  $f$ .

Com relação ao nível de resolução inicial “j+1” onde se encontra o sinal original, supõe-se que o sinal original amostrado esteja em um nível “j+1” suficientemente alto, logo em escalas suficientemente baixas, de forma que as funções base de  $V_{j+1}$  se

aproximem de funções impulso unitário. Com esta suposição, as amostras do sinal de entrada corresponderão aos coeficientes de decomposição do sinal na base do espaço  $V_{j+1}$  (Soman e Ramachandran, 2006, p.102).

Na árvore da figura 3.30 o sinal  $s(n)$  é decomposto no primeiro nível em dois componentes: A1 (aproximação do sinal) que é o componente de baixas frequências e D1 (detalhes do sinal) que é o componente de altas frequências. Assim sendo,  $s=A1+D1$ . Os coeficientes  $c_{j,k}$  para esta primeira decomposição são os cA1 (coeficientes da projeção de  $s(n)$  no espaço  $V_j$ ). Os coeficientes  $d_{j,k}$  para esta primeira decomposição são os cD1 (coeficientes da projeção de  $s(n)$  no espaço  $W_j$ ). A Transformada *Wavelet* Discreta corresponde exatamente na determinação destes coeficientes. Sucessivamente os componentes de aproximação em um nível são divididos em componentes de aproximação e detalhes em níveis imediatamente inferiores. Devido ao fato dos operadores de decimação eliminarem os termos ímpares do sinal em sua entrada, o número de coeficientes cai pela metade a cada decomposição, e por esta razão, este algoritmo é também chamado de *algoritmo piramidal*. Para um total de “i” decomposições, o sinal de entrada  $s(n)$  pode ser expresso da seguinte forma:

$$s(n) = A_i + \sum_{j=1}^i D_j \quad (3.129)$$

Em nosso exemplo, com a decomposição em três níveis, temos:

$$\begin{aligned} s(n) &= A_1 + D_1 && (1^\circ \text{ Nível}) \\ &= A_2 + D_2 + D_1 && (2^\circ \text{ Nível}) \\ &= A_3 + D_3 + D_2 + D_1 && (3^\circ \text{ Nível}) \end{aligned} \quad (3.130)$$

Em termos de coeficientes (resultados da WD), a saída da árvore de decomposição pode ser ilustrada como na figura 3.31:

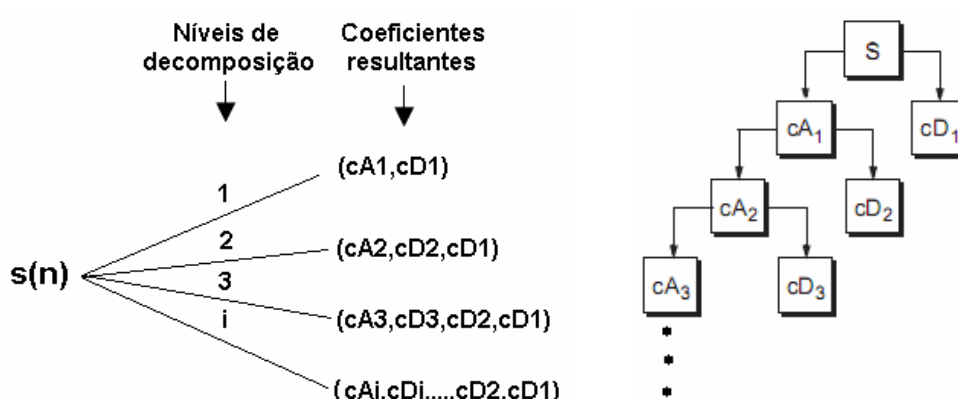


Figura 3.31 - Resultado da decomposição de um sinal  $s(n)$  em coeficientes *wavelet*, em função do número de níveis de resolução utilizado

Na figura 3.32 são apresentadas as bandas de frequências usadas em cada nível de decomposição:

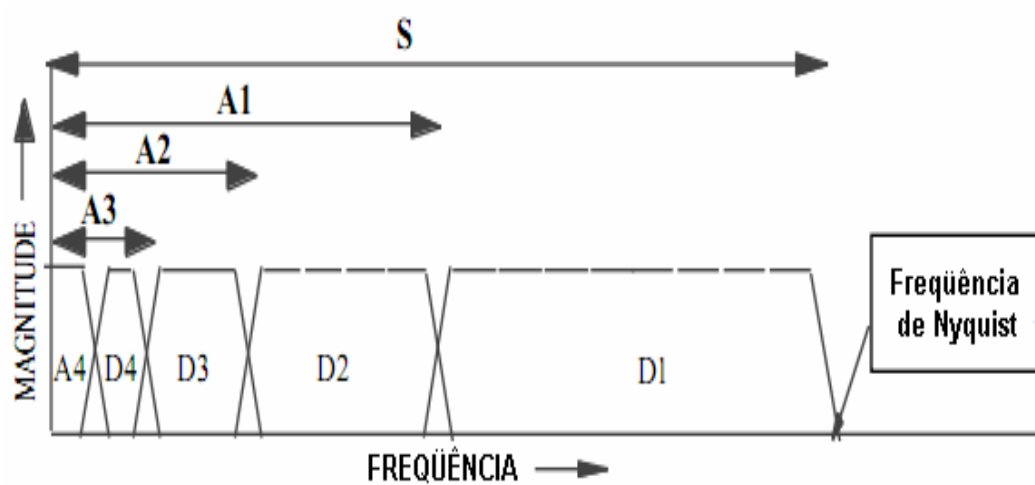
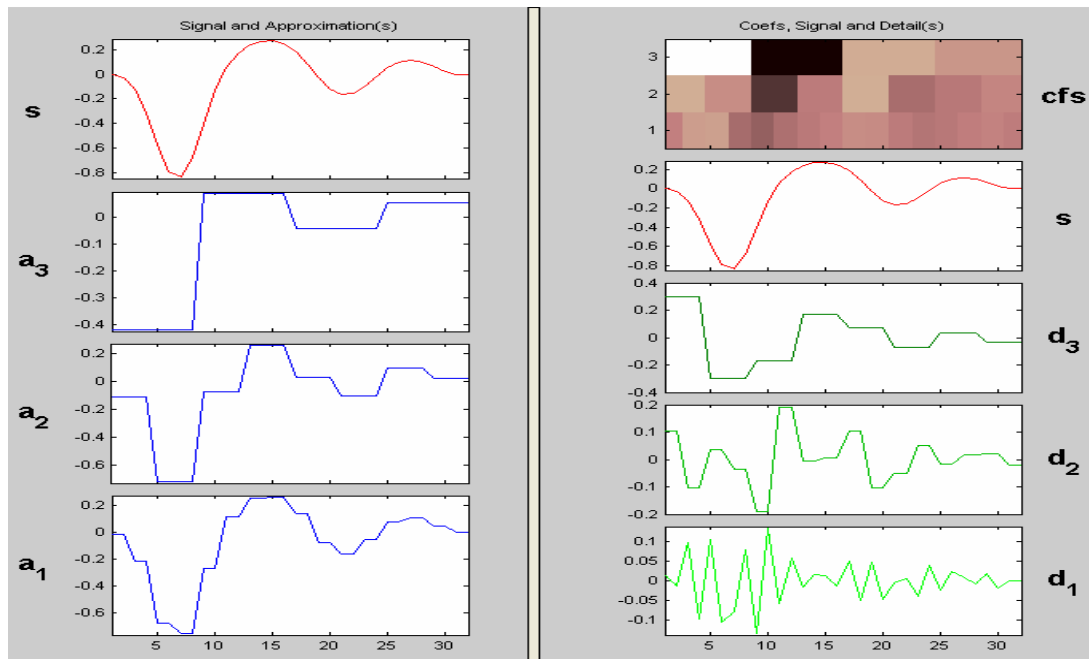


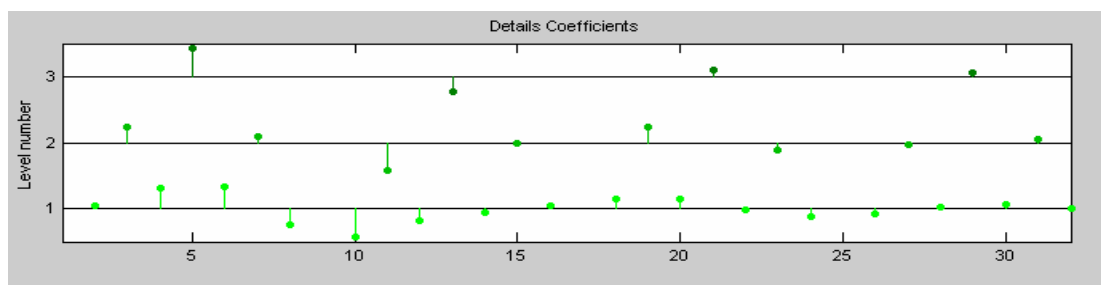
Figura 3.32 - Bandas de frequências do sinal original (S) e dos sinais resultantes de sua decomposição (equações 3.129 e 3.130) (Fugal, 2009, p.23)

A AMR permite a visualização do sinal em diferentes níveis de resolução, parecendo uma espécie de microscópio matemático.

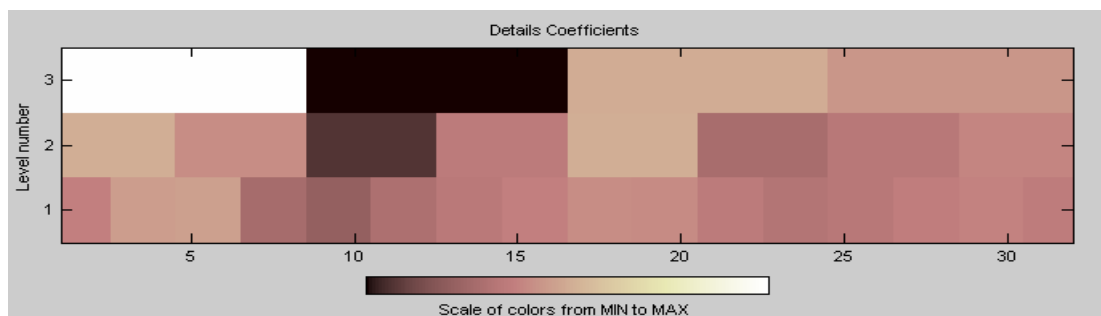
Um exemplo de decomposição em três níveis, tendo como *wavelet* a Haar e usando o *Wavelet Toolbox 4.2* do Matlab, é apresentado na figura 3.33.



A



B



C

Figura 3.33 - (A) Decomposição AMR do sinal  $S$  em três níveis usando a *wavelet* de Haar. Os sinais correspondentes às aproximações e detalhes são apresentados. (B) A distribuição dos coeficientes de detalhes nos três níveis, com suas relativas magnitudes. (C) Representação em código de cores das magnitudes dos coeficientes de detalhes nos três níveis com a respectiva escala de cores.

### ***Energia e a WD***

A Energia de uma função  $f(t)$  de tempo contínuo é dada pela equação (3.47), que está reproduzida abaixo:

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt$$

Usando a equação (3.88) de decomposição de uma função  $f_j$ , temos:

$$f(t) = \sum_k c_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$$

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \left| \sum_k c_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_{j \geq j_0} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \right|^2 dt \quad (3.131)$$

Como as bases  $\varphi_{j,k}$  e  $\psi_{j,k}$  ( $j, k \in \mathbb{Z}$ ) são ortonormais e estas são ortogonais entre si, a equação acima é simplificada para a seguinte expressão (Burrus et al., 1998, p.18):

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \sum_{k=-\infty}^{\infty} |c_{j_0,k}|^2 + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} |d_{j,k}|^2 \quad (3.132)$$

onde:

- E é a energia total da função  $f(t)$ ;
- $\sum_{k=-\infty}^{\infty} |c_{j_0,k}|^2$  é a energia da versão aproximada do sinal no nível  $j_0$ .
- $\sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} |d_{j,k}|^2$  é a energia das versões detalhadas do sinal, desde o nível  $j_0$  até o infinito.

A conservação da energia no domínio *wavelet* é muito útil para análise de sinais, pois ela facilita a interpretação dos coeficientes.

Para um sinal de tempo discreto  $x(n)$ , o conteúdo normalizado de energia  $E$  de  $x(n)$  é definido como:

$$E = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x(n)|^2 \quad (3.133)$$

Usando o mesmo raciocínio anterior, chegamos à seguinte relação para um sinal discreto de  $N$  amostras:

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 = \sum_{n=0}^{N-1} |c_{j_0,n}|^2 + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{n=0}^{N-1} |d_{j,n}|^2 \quad (3.134)$$

Se uma função  $f(t)$  é aproximada por uma função  $f_{j+1}$  no espaço  $V_{j+1}$ , então, ela pode ser representada por ( $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$ ,  $W_j \perp V_j$ ):

$$f(t) \in V_{j+1} \Rightarrow f_{j+1}(t) = \sum_k c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) + \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$$

Conforme a equação (3.129) e a expressão acima, a equação de energia para  $J$  níveis de decomposição é expressa pela equação (3.135):

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 = \sum_{n=0}^{N-1} |c_{J,n}|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{n=0}^{N-1} |d_{j,n}|^2 \quad (3.135)$$

Para uma decomposição em três níveis, usando a notação da equação (3.129), temos:

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 = A_3^2 + \sum_{j=1}^3 D_j^2 = A_3^2 + D_3^2 + D_2^2 + D_1^2 \quad (3.136)$$

Neste capítulo foi apresentada uma série de conceitos matemáticos referentes à técnica TIE e à análise de sinais que foram utilizados, direta ou indiretamente, na formulação dos procedimentos desenvolvidos nesta tese para identificação da região cardíaca. Tais procedimentos são detalhados no próximo capítulo.



## 4 MÉTODOS

A metodologia proposta por este trabalho utilizou uma série de dados TIE, tanto em seu desenvolvimento e aperfeiçoamento, quanto em sua avaliação de desempenho. Embora as imagens TIE utilizadas já tivessem passado por algumas etapas anteriores, como a coleta de dados brutos TIE até o processamento realizado sobre as imagens TIE de perfusão pelo algoritmo de construção de imagem, é conveniente apresentar a estrutura geral com todas as fases envolvidas no processo. As diferentes etapas de seu desenvolvimento estão enumeradas abaixo e estruturadas conforme a figura 4.1.

1. Aquisição de dados brutos TIE;
2. Promediação síncrona;
3. Algoritmo de construção de imagem;
4. Métodos *wavelet* para identificação da região cardíaca;
5. Avaliação de desempenho dos métodos;
6. A metodologia *wavelet* selecionada.

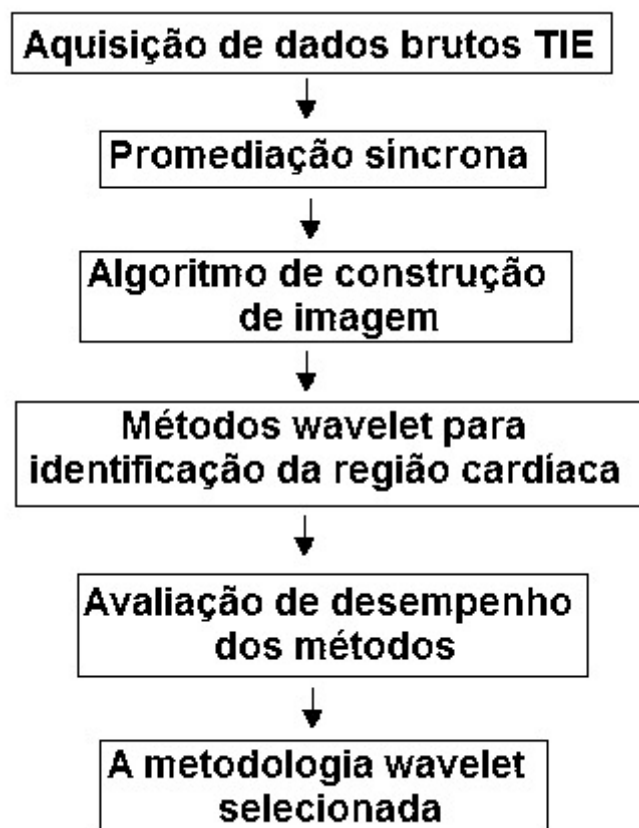


Figura 4.1 - Estrutura geral utilizada no desenvolvimento do método *wavelet* para tratamento de imagens TIE de perfusão pulmonar

#### **4.1 Banco de dados utilizados no desenvolvimento, aperfeiçoamento e avaliação dos métodos *wavelet***

Ao longo do desenvolvimento de uma metodologia baseada na transformada *wavelet*, cinco métodos *wavelet*, explorando características diferentes dos sinais TIE, foram propostos. A metodologia adotada por esta tese é resultado da seleção do melhor método dentre estas cinco alternativas.

Durante o desenvolvimento da presente metodologia, foram utilizados os seguintes conjuntos de dados:

*a) Banco de dados utilizado no desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos wavelet*

Para este objetivo, foram utilizadas imagens TIE de perfusão obtidas de um único porco, chamado de P0, submetido a três valores de PEEPs: 18 cmH<sub>2</sub>O (PEEP18), 12 cmH<sub>2</sub>O (PEEP12) e 0 cmH<sub>2</sub>O (ZEEP). Os dados do experimento P0PEEP18 (P0 submetido à pressão PEEP18) foram usados no desenvolvimento, enquanto os outros dois (P0PEEP12 e P0ZEEP) foram usados no aperfeiçoamento da metodologia. Os procedimentos utilizados na coleta destes dados serão descritos mais adiante.

*b) Banco de dados utilizado na avaliação de desempenho dos métodos wavelet*

Quanto à avaliação, teste de robustez, foram utilizadas imagens TIE de perfusão obtidas de quatro porcos (P1, P2, P3 e P4), submetidos a diversas condições fisiológicas segundo diferentes protocolos de experimento. Os procedimentos, protocolos e fases destes experimentos serão descritos logo adiante.

*c) Banco de dados utilizado como padrão de referência de imagens TIE*

Tanto no desenvolvimento, aperfeiçoamento e avaliação dos métodos, um conjunto de imagens TIE obtidas por meio de um agente de contraste foi utilizado como padrão de referência para efeitos de comparação. Portanto, para cada uma das etapas anteriores, imagens de referência foram obtidas dos respectivos porcos para avaliar as imagens TIE resultantes dos métodos. Os

procedimentos utilizados na obtenção destas imagens padrão estão descritos mais adiante.

d) *Banco de imagens TIE resultantes da metodologia fuzzy*

Conforme mencionado na Introdução, foram realizadas comparações entre os métodos *wavelet* e a metodologia *fuzzy*, e para tanto um conjunto de imagens TIE resultantes desta metodologia foi necessário. As comparações foram realizadas considerando apenas os resultados obtidos com o porco P0.

#### **4.1.1 Aquisição de dados brutos TIE de experimento animal para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos**

O experimento foi realizado na UTI de animais do Laboratório de Investigação Médica-LIM09 da Faculdade de Medicina da USP, sob a responsabilidade do Prof. Dr. Marcelo Britto Passos Amato. O protocolo deste experimento foi aprovado pela Comissão de Ética para Análise de Projetos de Pesquisa do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da USP (pesquisa num. 630/03).

Estes dados foram adquiridos inicialmente para a modelagem *fuzzy* de imagens TIE desenvolvida por Tanaka (2007) em sua tese de doutorado e cedidos gentilmente para o desenvolvimento do presente trabalho.

Quanto aos procedimentos, preparo e monitoração do animal, eles estão devidamente documentados em Tanaka (2007). No entanto vale destacar algumas informações mais específicas relativas a este trabalho:

- O experimento foi realizado em um porco (chamado de P0) sadio, anestesiado e em posição supina, pois o objetivo desta etapa era desenvolver e aperfeiçoar o modelo sob condições fisiológicas bem definidas e conhecidas.
- O porco foi submetido a três pressões PEEPs: 18 cmH<sub>2</sub>O (PEEP18), 12 cmH<sub>2</sub>O (PEEP12) e 0 cmH<sub>2</sub>O (ZEEP).
- Quanto à aquisição dos dados TIE brutos:

Eles foram coletados por meio de um tomógrafo de impedância elétrica, baseado na Tecnologia Enlight® da Dixtal Biomedica Ltda. Este aparelho é capaz de amostrar 50 imagens por segundo, o que dá uma resolução temporal de apenas 0,02 segundo. Foram colocados 32 eletrodos equidistantes ao longo do perímetro torácico. Uma corrente elétrica alternada a 125 kHz e 5mA(p-p<sup>21</sup>) foi injetada por um par de eletrodos, enquanto as diferenças de voltagens foram medidas entre os pares de eletrodos não participantes da injeção de corrente. Trocou-se o par de eletrodos utilizado na injeção de corrente e mediram-se as diferenças de tensão entre os demais pares de eletrodos. Após uma seqüência completa, onde todos os eletrodos participaram na injeção de corrente, obteve-se um conjunto de dados, chamado de “ciclo de dados”. Todos estes dados capturados foram sincronizados com o pico da onda R do sinal do eletrocardiograma (ECG).

Esta aquisição foi realizada para cada PEEP e para cada uma obteve-se um conjunto de dados de 5.000 “ciclos de dados”. Além destes sinais brutos TIE, foi também armazenado um arquivo de dados de curvas do ECG. Este arquivo é

---

<sup>21</sup> p-p - valor pico a pico.

importante para a promediação síncrona que será efetuada na fase seguinte de nossa estrutura.

#### **4.1.2 Aquisição de dados brutos TIE obtidos de experimento animal por meio de um agente de contraste para serem usados como padrão de referência**

Após a aquisição de dados brutos TIE da seção anterior, logo em seguida, foi realizada, por meio de um cateter colocado próximo ao átrio direito do porco, uma injeção rápida, em bolus, de 5ml de uma solução salina hipertônica (NaCl 20%). Esta solução age como um meio de contraste na TIE, pois sua condutividade é relativamente alta quando comparada às do tecido pulmonar e do sangue.

Em um estudo comparando as imagens TIE com as imagens TC (Tomografia Computadorizada), Frerichs et al. (2002 apud Tanaka, 2007) demonstrou a possibilidade do método de injeção de solução salina hipertônica (NaCl 20%) ser usado no mapeamento da função de perfusão pulmonar. Com este contraste obtêm-se imagens com resoluções espaciais melhores, pois dada à alta condutância deste agente em relação ao sangue, as variações dos níveis de tensão medidos são maiores e portanto, maior a relação sinal ruído.

Uma nova aquisição de dados brutos foi realizada para cada PEEP e para cada uma obteve-se um conjunto de dados de 5.000 “ciclos”.

O objetivo destes dados é utilizá-los como imagens de referência para avaliação do modelo e também como base na comparação entre o modelo aqui proposto, baseado na

análise *wavelet*, e o desenvolvido por Tanaka (2007) que foi baseado na modelagem *fuzzy*.

É importante comentar que esta imagem obtida por meio da salina não é um padrão ouro para avaliar qual modelo é o melhor. A comparação apenas nos indicará qual deles oferece uma concordância melhor com as imagens obtidas pelo agente de contraste. Se o grau de concordância de certo modelo for alto, isto nos permitirá uma possível troca do experimento de imagem de contraste pelo método em questão.

Os dados brutos TIE obtidos por meio da salina antes de se transformarem em imagens TIE precisaram passar por um processamento, em que as etapas estão descritas a seguir:

- Filtragem passa-baixa com frequência de corte em 0,9 Hz para eliminar os efeitos da perfusão fisiológica;
- Cálculo das derivadas de cada sinal TIE para precisar a chegada da salina em uma determinada região do tórax, pois o aparecimento da salina leva a uma queda na impedância;
- Obtenção de curva da derivada negativa normalizada. Despreza-se a parte positiva da curva acima e normalizam-se os valores da derivada em relação ao seu valor máximo;
- Por meio das curvas acima, gera-se uma seqüência de imagens. Por meio de observações destas imagens, seleciona-se um conjunto referente à região cardíaca. Fazendo-se uma união entre estas imagens, tomando seus valores máximos correspondentes a cada *pixel*, geram-se as imagens TIE de salina (ou

imagem TIE contrastada ou imagem TIE do agente de contraste) referente à região cardíaca.

#### **4.1.3 Dados brutos TIE, tanto da perfusão pulmonar quanto do agente de contraste, obtidos de experimentos animais para a avaliação de desempenho dos métodos**

Os experimentos foram realizados no Laboratório de Fisiologia Clínica do Departamento de Ciências Médicas da Universidade de Uppsala, Suécia, sob a execução e coordenação do Dr. João Batista Borges do LIM09 da Faculdade de Medicina da USP, com a orientação do Prof. Dr. Marcelo Britto Passos Amato. Os dados de alguns destes experimentos, explicitados logo a seguir, nos foram gentilmente cedidos.

O objetivo com estes dados foi verificar a robustez do modelo em porcos diferentes submetidos a diversas condições fisiológicas.

Quanto aos procedimentos, preparo e monitoração do animal, eles estão devidamente documentados em Tanaka (2007). No entanto vale destacar algumas informações mais específicas relativas a este trabalho:

- O sistema TIE usado na captura dos dados brutos foi o mesmo que o utilizado no experimento com o porco P0: um tomógrafo de impedância elétrica, baseado na Tecnologia Enlight® da Dixtal Biomedica Ltda com uma cinta de 32 eletrodos;
- Para cada experimento, a curva de ECG monitorada foi armazenada para posterior uso na promediação síncrona dos dados brutos;
- Após a aquisição dos dados brutos, uma injeção rápida na veia cava, em bolus, de 5ml de uma solução salina hipertônica (NaCl 20%) foi realizada para cada



experimento. Após esta injeção, uma nova aquisição de dados brutos TIE foi realizada, agora tendo o agente de contraste como aquele que variava a impedância, para termos as imagens de referência.

Com relação aos protocolos de experimento, foram definidos dois, descritos abaixo:

Protocolo A: pulmão normal sem indução de lesão pulmonar;

Este protocolo constou de seis fases, sendo duas coletas de três condições fisiológicas diferentes, ordenadas conforme a seguir:

- fase Ab1 - durante a condição basal;
- fase Ab2 - segunda coleta durante a condição basal;
- fase Ac1 - com colapso unilateral do pulmão esquerdo;
- fase Ac2 - segunda coleta com colapso unilateral do pulmão esquerdo;
- fase An1 - com colapso unilateral e após infusão de nitroprussiato de sódio;
- fase An2 - segunda coleta com colapso unilateral e após infusão de nitroprussiato de sódio.

Protocolo B: com indução de lesão pulmonar e titulação de PEEP ótimo<sup>22</sup>;

Este protocolo constou de seis fases, sendo duas coletas de três condições fisiológicas diferentes, ordenadas conforme abaixo:

- fase Bb1 - durante a condição basal;
- fase Bb2 - segunda coleta durante a condição basal;
- fase Bn1 - logo após a infusão de nitroprussiato de sódio;
- fase Bn2 - segunda coleta logo após a infusão de nitroprussiato de sódio;

---

<sup>22</sup> PEEP ótimo é o valor de PEEP determinado baseado na complacência dinâmica do pulmão segundo estudos de Suarez-Sipmann et al. ( apud Tanaka, 2007).

- fase Br1 - após a manobra de recrutamento pulmonar;
- fase Br2 - segunda coleta após a manobra de recrutamento pulmonar.

Na tabela 4.1 estão resumidos e identificados os porcos com seus respectivos protocolos de experimento.

Tabela 4.1 - Identificação dos porcos com seus respectivos protocolos de experimento

Identificação	Identificação Uppsala	Protocolo	PEEP ótimo ( $cmH_2O$ )	Fases coletadas	Total de dados brutos coletados (perfusão+salina)
P1	porco 11	B	16	todas as fases	6 + 6
P2	porco 12	B	18	todas as fases	6 + 6
P3	porco 13	B	18	menos as fases Bb2 e Bn2	4 + 4
P4	porco 10	A	10	menos a fase An2	5 + 5

O total de dados brutos TIE usados na avaliação de desempenho dos métodos *wavelet* foi de 42 (21 de perfusão mais 21 de salina), em que estiveram envolvidos quatro porcos sob diferentes condições fisiológicas. É bom ressaltar, como já mencionado inicialmente, que os dados efetivos usados no desenvolvimento dos métodos *wavelet* foram as imagens TIE de perfusão processadas pelo algoritmo de construção de imagens.

#### **4.1.4 Imagens TIE de perfusão de experimento animal resultantes da metodologia *fuzzy***

O Prof. Harki Tanaka desenvolveu uma metodologia baseada na linguagem *fuzzy* em sua tese de doutorado (Tanaka, 2007) com o intuito de melhorar as imagens TIE, e dentre as saídas de seu modelo estão as imagens TIE de perfusão da região cardíaca.

Estes resultados nos foram gentilmente cedidos para que ambos modelos pudessem ser comparados. Assim sendo, foi obtido um conjunto de imagens TIE de perfusão segundo o modelo *fuzzy* para o porco P0, para os mesmos três valores de PEEP supramencionados.

É importante frisar que os dados TIE de entrada em ambas as metodologias (*fuzzy* e *wavelet*) foram os mesmos.

## **4.2 Promediação síncrona dos sinais brutos TIE**

A resistividade média do parênquima pulmonar varia ao longo do tempo devido a duas grandes fontes:

- Durante um ciclo respiratório a resistividade aumenta com a quantidade de ar inspirado e diminui com a quantidade de ar expirado. A aeração pulmonar provoca um aumento da ordem de 50  $\Omega\text{cm}$  na resistividade ao final de uma inspiração normal;
- Durante um ciclo cardíaco a perfusão pulmonar chega a provocar uma diminuição na resistividade na ordem de 8  $\Omega\text{cm}$ , cerca de 3%, quando da

passagem do fluxo sanguíneo. A resistividade do sangue é significativamente menor que a do tecido pulmonar.

As variações nas medidas de resistividade geradas pela perfusão pulmonar são tão pequenas que podem ser mascaradas por ruídos eletrônicos.

Assim sendo, nos dados brutos TIE estão combinadas as variações de impedância devidas ao ciclo respiratório, ao ciclo cardíaco e também à presença de ruídos externos. O presente trabalho visa desenvolver um modelo de identificação de região cardíaca, usando apenas as variações de impedância devidas à perfusão pulmonar. Logo, a separação destas variações dos demais componentes do dado bruto se faz necessária.

A respiração (tipicamente 12 ciclos por minuto = 0,2 Hz) e a atividade cardíaca (normalmente 72 batidas por minuto = 1,2 Hz) estão bem separadas no domínio das frequências, de forma que isolar as variações devidas ao ciclo cardíaco, para que sejam processadas por algoritmos específicos, é possível através de uma filtragem por frequência ou também por promediação síncrona. Entretanto, os ruídos aleatórios de frequências variáveis já não é possível simplesmente separá-los por filtragem de bandas de frequências. Já com o uso da promediação síncrona esta separação também é possível, conforme visto no Referencial Teórico (seção 3.3.2). Os filtros digitais funcionam muito bem quando há pouca ou nenhuma superposição entre os espectros do sinal e do ruído.

A promediação é eficiente em filtrar ruídos aleatórios e não correlacionados com o sinal que se repete ciclicamente. Por isso a palavra chave neste tipo de filtragem é a média temporal, que se faz um número de vezes sobre o sinal com ruído, para que no

final, o ruído seja minimizado e, portanto melhore a relação sinal/ruído. O sinal medido precisa estar sincronizado com algum outro sinal de referência para que inúmeros segmentos deste sinal a serem considerados na média comecem ( $t_0$ ) e terminem ( $t_1$ ) sempre nestes instantes pré-definidos.

Neste trabalho a promediação foi realizada com as seguintes considerações:

- O eletrocardiograma (ECG) foi utilizado como sinal de sincronismo e os instantes do pico da onda *R* considerados como os instantes inicial e final para delimitar os segmentos temporais em nosso sinal bruto onde seriam tomadas a média. Vale destacar que o instante do pico da onda *R* é o momento imediatamente anterior à contração ventricular;
- O número de segmentos seqüenciais considerado para se tirar a média temporal foi 100. Eyuboglu et al. (1989) afirmaram que por experiência, esta é a quantidade mínima de médias necessárias para se atenuar os demais componentes (respiratório e ruídos) e melhorar portanto, a relação sinal/ruído.

Os dados brutos considerados em cada segmento (um ciclo cardíaco) são chamados de “ciclos de dados”. Ao conjunto dos valores médios destes ciclos para cada *pixel* obtém-se um *frame*; e são estes *frames* que servirão de entrada para o algoritmo de construção de imagens (Eyüboglu, Brown e Barber, 1989).

Na figura 4.2 são ilustrados dois gráficos, um do sinal bruto TIE e outro destacando o sinal TIE de perfusão após o uso da média coerente.

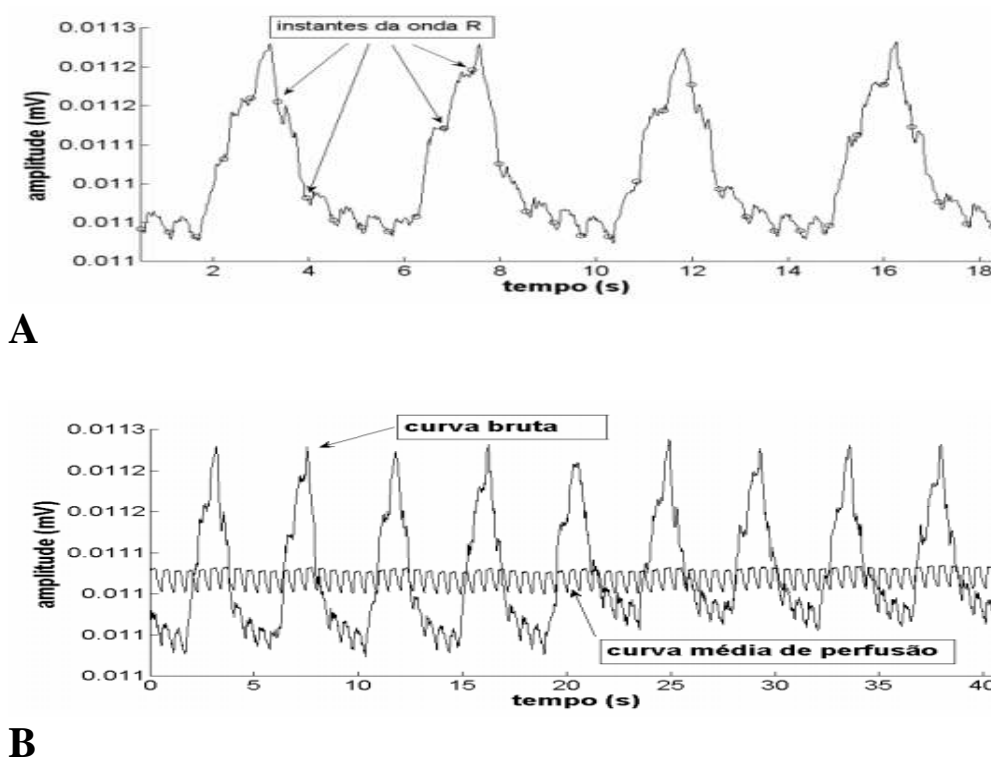


Figura 4.2 - (A) Exemplo de um sinal TIE bruto com indicações dos instantes da onda R; (B) Um sinal TIE bruto e o sinal TIE de perfusão após a promediação (Tanaka, 2007)

### 4.3 Algoritmo de construção de imagem

Uma vez terminado todo o processo de captação de sinais, com os “ciclos de dados” sincronizados com o pico da onda R do sinal ECG, estes dados foram promediados com o intuito de capturar apenas as variações de impedância devidas à perfusão pulmonar e posteriormente todos estes *frames* (sinais TIE de perfusão) serviram de entrada para o algoritmo de construção de imagem. O algoritmo utilizado foi o *black-box back-projection* desenvolvido pela equipe do Prof. Raul Gonzalez Lima do Departamento de Engenharia Mecânica da Escola Politécnica da USP (Pai et al., 2005). A idéia principal deste tipo de algoritmo é que se boas imagens (variações relativas de resistividade) e boas medidas (variações relativas de tensões entre os

eletrodos) são disponíveis, então uma matriz que as relaciona pode ser estimada (Pai et al., 2005; Aya et al., 2005). Ele pressupõe uma linearidade entre as medidas de tensões e a distribuição interna da resistividade. Uma estimativa de mudança de resistividade normalizada pode ser computada pela seguinte fórmula:

$$\Delta\rho = B \Delta V \quad (4.1)$$

onde  $B$  é a pseudoinversa regularizada da matriz de sensibilidade.

$$\Delta\rho = \frac{\rho_1 - \rho_0}{\rho_0} \quad \text{e} \quad \Delta V = \frac{V_1 - V_0}{V_0}. \quad (4.2)$$

Informações adicionais sobre este tipo de algoritmo estão descritas no Referencial Teórico (seção 3.3.2).

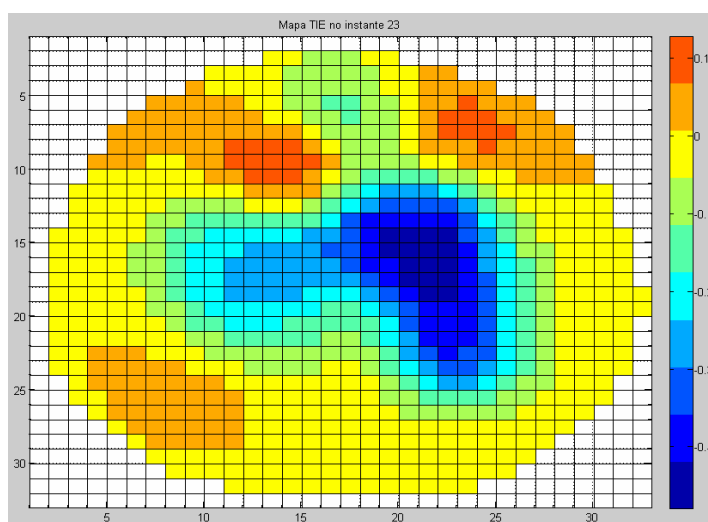
A imagem construída pelo algoritmo é uma matriz de  $32 \times 32$  *pixels*, onde cada *pixel* desta imagem corresponde a uma região espacial elementar que compõe a seção transversal do objeto sob análise, tóraxes de porcos, em nosso estudo. Estes 1024 *pixels* são ordenados a partir do canto esquerdo superior para a direita e de cima para baixo. A esta imagem gerada chamamos de *mapa TIE*, onde a cada *pixel* é atribuído um valor correspondente à variação de impedância devida à perfusão pulmonar (*mapa TIE de perfusão*) ou ao agente de contraste (*mapa TIE de salina*).

Como o tomógrafo utilizado é capaz de amostrar 50 imagens por segundo (tempo entre as amostras de 0,02 segundo - período de amostragem), obtém-se um vídeo de excelente qualidade, mesmo considerando a promediação e o processamento pelo algoritmo de construção de imagem. Visto que a taxa de amostragem é constante e a duração dos ciclos cardíacos variava de experimento para experimento, o número de amostras era diferente, ou seja, o número de *frames* por ciclo cardíaco variava para cada

experimento. Esta taxa de amostragem é também a taxa com que o tomógrafo amostra cada variação de impedância em cada *pixel*. Logo, a esta variação de impedância por *pixel*, durante um ciclo cardíaco, chamamos de *senal TIE* associado a cada *pixel*. Portanto, os termos “valor do *pixel*” ou “tamanho do *pixel*” são equivalentes à “amplitude da variação de impedância de seu sinal TIE correspondente”.

A figura 4.3 apresenta dois exemplos: um de mapa TIE e outro de um sinal TIE.

**A**



**B**

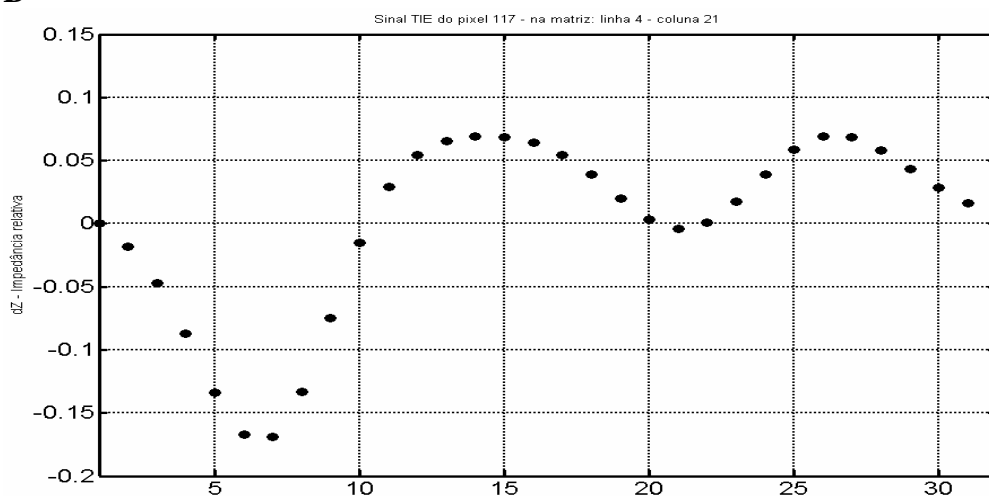


Figura 4.3 - (A) Um mapa TIE de perfusão obtido do porco P0 sob PEEP18 no 23º instante de amostragem (cada instante corresponde a 0,02 seg). Ao lado tem-se uma escala de cores correspondente às amplitudes dos *pixels*. (B) Um sinal TIE



## 4.4 Métodos *wavelet* para identificação da região cardíaca

Até o desenvolvimento da metodologia baseada na transformada *wavelet*, algumas etapas iniciais foram necessárias:

1. Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos *pixels*;
  - Análise qualitativa dos sinais TIE;
    - Análise do comportamento dinâmico temporal de cada *pixel*;
    - Análise fisiológica.
  - Abordagens acerca da distribuição de energia;
    - Distribuição de energia em cada *pixel*;
    - Distribuição de energia de cada coeficiente obtido pela decomposição via *wavelet* para cada sinal TIE;
    - Densidade espectral de potência (Periodograma).
  - Análise dos sinais obtidos pela decomposição via *wavelet*.
2. O desenvolvimento dos métodos *wavelet*.

A seguir detalha-se cada uma destas etapas.

### 4.4.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos *pixels*

O objetivo destes estudos foi identificar características intrínsecas de cada *pixel* mediante análise de seus sinais TIE de tal forma que nos dessem uma indicação do grau de pertinência a um determinado órgão da região torácica, mais especificamente ao coração ou aos pulmões.

Todos estes estudos foram realizados com os sinais TIE de perfusão obtidos do porco P0 sob pressão PEEP18 (POPEEP18).

Todo o processamento computacional foi realizado utilizando o *Wavelet Toolbox* 4.2 do Matlab versão 7.6.0.324 (R2008a). Informações a respeito do ambiente de desenvolvimento estão resumidas no Apêndices A.

### ***Análise qualitativa dos Sinais TIE***

A primeira etapa desta fase foi fazer uma varredura visual em cada sinal TIE em busca de similaridades entre os *pixels* e assim poder dividi-los em regiões. Uma vez identificado estas macro-regiões, o próximo passo foi eleger um sinal TIE característico para cada uma delas. A segunda etapa foi dar um embasamento mais sólido aos resultados da primeira etapa por meio de uma análise fisiológica.

A seguir, são descritas ambas as etapas desta fase.

#### **A) Análise do comportamento dinâmico temporal de cada *pixel***

Com os sinais TIE de perfusão de cada *pixel* (POPEEP18) foram elaborados os seguintes procedimentos nesta etapa:

- Gerou-se um mapa (32 x32) onde a cada *pixel* estava associado o seu correspondente sinal TIE;
- Os sinais TIE foram normalizados para o espaço [0,1];
- Apenas os *pixels* que sofreram variações de impedância significativas ( $|dz_{\max}| \geq 0.1$ ) foram considerados.

- Fez-se uma varredura visual linha por linha (varredura horizontal) onde se procurou identificar os *pixels* que possuíam sinais TIE similares em sua forma de onda (variações de impedância);
- Ao final, gerou-se um mapa com as macro-regiões onde cada uma continha *pixels* de mesma similaridade;
- O passo seguinte foi realizar os mesmos procedimentos só que fazendo uma varredura vertical no mapa, coluna por coluna, em busca de similaridades entre os *pixels*;
- Ao final, gerou-se outro mapa;
- O último passo foi varrer o mapa nas diagonais;
- Gerou-se um terceiro mapa;
- Com os três mapas, foram realizadas as devidas comparações e gerou-se um único mapa contendo as macro-regiões de *pixels* que possuíam similaridades em suas variações de impedância devido à perfusão pulmonar durante o ciclo cardíaco;
- Identificadas as macro-regiões, selecionou-se dentre seus *pixels*, para cada região, aquele sinal TIE que mais a caracterizava.

Esta etapa foi importante, pois nos ajudou a segmentar o mapa em regiões, de forma a nos dar uma idéia de onde poderiam estar as principais unidades anatômicas e funcionais da região torácica (pulmões, ventrículos, átrios, tronco pulmonar, aorta, etc.). Além disso, a distinção entre seus sinais característicos, nos possibilitou extrair

importantes informações intrínsecas de cada região, em especial, sobre a região cardíaca, alvo de nossos estudos.

## **B) Análise fisiológica**

Uma vez identificados as regiões e seus sinais característicos, o próximo passo foi embasar os resultados encontrados em algo mais consistente, e com este objetivo procedeu-se à análise fisiológica, onde cada sinal TIE característico, que corresponde à variação de impedância devida à passagem de fluxo sanguíneo no *pixel* correspondente, foi comparado com as diferentes fases de um ciclo cardíaco. Desta análise comparativa somada aos estudos realizados na primeira etapa foram tiradas conclusões acerca de que órgão, coração ou pulmões, cada região pertenceria. O suporte recebido pela equipe de UTI Respiratória da disciplina de Pneumologia da FMUSP, sob coordenação do Prof. Dr. Carlos Roberto Ribeiro de Carvalho, foi muito importante. As reuniões foram esclarecedoras e culminaram num mapa TIE de perfusão com as macro-regiões bem definidas por seus respectivos sinais característicos. Um destes em particular foi aquele considerado como padrão de região cardíaca, mas especificamente da região ventricular, onde se pode observar de forma bem definida as diferentes fases do ciclo cardíaco.

Nesta análise foi fundamental que o início de cada sinal TIE estivesse sincronizado com o pico da onda *R* do sinal ECG, marcando o início da fase sistólica (contração ventricular).

## ***Abordagens acerca da distribuição de energia***

### **A) Distribuição de energia em cada *pixel***

Os sinais TIE correspondem às variações de impedância ocasionadas pela passagem do fluxo sanguíneo durante o ciclo cardíaco. Uma primeira tentativa nesta abordagem foi calcular as energias de cada sinal TIE e gerar um mapa 32 x 32 tendo como amplitudes dos *pixels* os seus correspondentes valores de energia. O objetivo foi identificar as variações de energia ocorridas no tórax do porco durante um ciclo cardíaco e verificar a existência de diferentes regiões.

O cálculo da energia foi realizado de acordo com a equação (3.133) do Referencial Teórico.

### **B) Distribuição de energia de cada coeficiente obtido pela decomposição via *wavelet* para cada sinal TIE**

O sinal TIE de cada *pixel* foi decomposto pela transformada *wavelet* discreta em uma série de coeficientes. A percentagem da energia total de cada coeficiente foi calculada. O objetivo foi verificar alguma similaridade de componentes energéticos entre os *pixels*.

Com relação à *wavelet*-mãe usada na decomposição, o critério de seleção adotado nesta e nas demais abordagens foi o da semelhança na forma de onda entre os sinais TIE e a *wavelet*. Na presente análise, as *wavelets* usadas, segundo nomenclatura do software Matlab, foram as seguintes: db2, db4, db6, sym2, coif2, coif4, bior1.3 e bior1.5. Informações acerca destas *wavelets* podem ser obtidas em Misiti et al. (2009).

### **C) Densidade espectral de potência (Periodograma)**

O objetivo desta abordagem foi conhecer o perfil de potência dos sinais TIE. Pretendeu-se estimar a densidade espectral de potência (periodograma) a fim de verificar alguma disparidade de potência entre os *pixels* característicos de cada região.

### ***Análise dos sinais obtidos pela decomposição via wavelet***

Aqui os sinais TIE de todos os *pixels* foram decompostos tanto por meio da transformada *wavelet* contínua (WC) quanto mediante a transformada *wavelet* discreta (WD) e para tanto utilizou-se a ferramenta *wavemenu*, disponível no Matlab. Na WC foi usada a *wavelet* *gaus4* na decomposição em 16 escalas. Nesta procurou-se observar os valores dos coeficientes nas diferentes escalas e mais precisamente naqueles *pixels* típicos de coração e de pulmões. Na WD foi usada a *wavelet* *coif4* na decomposição em três níveis de resolução (A3, D3, D2 e D1) e procurou-se analisar os sinais de aproximação e de detalhes nestes três níveis e também se deu maior atenção às diferenças entre os *pixels* do coração e dos pulmões.

No Apêndices B são dadas mais informações acerca da *wavelet* *coif4*. Ela também apresenta uma forma de onda similar à forma de onda dos sinais TIE. Ela permite a decomposição por meio da análise multi-resolução (AMR), pois possui sua correspondente função escala. A *gaus4*, definida no Referencial Teórico na seção 3.4.4 e apresentada na figura 3.16, não é utilizada em AMR, pois não possui uma função escala associada.

#### **4.4.2 O desenvolvimento dos métodos *wavelet***

Os métodos a seguir visaram explorar os resultados obtidos pelos estudos preliminares. São todos apresentados segundo seus procedimentos passo a passo, com observações específicas logo a seguir.

Para distinguir as imagens TIE de perfusão geradas pelo algoritmo de construção de imagen daquelas imagens geradas pelos métodos *wavelet*, doravante estas serão denominadas simplesmente por *imagens wavelet*.

##### ***Método1 - Pixel de referência (média dos coeficientes)***

O fato dos sinais TIE estarem sincronizados com o pico da onda *R* do sinal ECG foi fundamental, pois logo após este sinal temos o início da contração ventricular, que marca o início da fase sistólica.

Estudos demonstraram a relação entre a variação de impedância e a variação de volume sanguíneo. Em uma região ventricular, a impedância aumenta durante a fase sistólica como consequência do sangue que sai de seu interior, enquanto nos átrios a impedância diminui durante esta fase em face de seu preenchimento (Holder, 2005, p.112). Logo após o pico da onda *R*, durante a fase sistólica, não há outra região torácica que perca mais volume de sangue do que os ventrículos. Este resultado da análise fisiológica e a decomposição dos sinais TIE em múltiplas escalas que permitiu diferenciar os sinais característicos das regiões ventricular e pulmonar, foram a essência no desenvolvimento deste método.

### Procedimentos:

1. Ler os dados TIE de perfusão;
2. Encontrar o *pixel* que, durante a primeira metade do ciclo cardíaco, tenha sofrido a maior variação positiva em sua impedância, ou seja, encontrar o *pixel* que tenha perdido mais volume de sangue;
3. Decompor o sinal TIE do *pixel* encontrado acima por meio da transformada *wavelet* contínua (WC) usando a *wavelet* *gaus4*;
4. Normalizar os coeficientes *wavelet* para o espaço  $[0,1]$ ;
5. No plano deslocamento-escala  $(\tau, s)$  identificar, dentre os coeficientes normalizados, aqueles cujos valores estejam acima do valor 0,70 (valor de *threshold*) durante a primeira metade do ciclo cardíaco. Com isso cria-se uma máscara no plano  $(\tau, s)$  onde estão localizadas as escalas e deslocamentos correspondentes a estes valores acima de 0,70;
6. Decompor todos os demais sinais TIE por meio da WC, conforme passo 3;
7. Normalizar todos os coeficientes para o espaço  $[0,1]$ ;
8. Para cada *pixel* tem-se um conjunto de coeficientes distribuídos no plano  $(\tau, s)$ . Encontrar todos os coeficientes correspondentes à máscara criada no passo 5;
9. Uma vez extraídos os coeficientes correspondentes à máscara, calcular para cada *pixel*, o valor médio destes coeficientes;
10. Padronizar estas médias usando o método estatístico z-score;
11. Construir uma máscara com apenas os valores Z acima de 0.5 (unidade de desvio padrão);



12. Usar a máscara acima para gerar um mapa alterando os coeficientes da seguinte forma:

- Os coeficientes correspondentes aos valores de  $Z$  em absoluto acima de 0,5 são mantidos (acima de 0,5 são os coeficientes correspondentes à região ventricular e abaixo de -0,5 são os de região pulmonar);
- Os demais coeficientes ( $\text{abs}(Z) \leq 0,5$ ) são divididos por 10.

Observações:

- Foi usada a *wavelet* contínua ao invés da discreta em vista do número maior de possibilidades de escalas e deslocamentos. Para a aplicação em estudo, extração de características, a WC é mais apropriada, já a WD é muito mais adequada em aplicações como compressão ou filtragem de dados.
- Cada coeficiente *wavelet* nos fornece o grau de correlação entre o sinal analisado e a correspondente *wavelet*-filha, gerada a partir da *wavelet*-mãe por meio da escala  $s$  e do deslocamento  $\tau$ . Logo, encontrar coeficientes de valores relativamente altos é encontrar aquelas *wavelets*-filhas de maior participação na composição do sinal;
- As normalizações foram feitas conforme os seguintes cálculos:

A padronização z-score representa a distância entre o valor de cada coeficiente e a sua média, em desvios padrão:

$$Z(k) = \frac{\text{Coef}(k) - \mu}{\sigma}, \quad k = 1, 2, \dots, 1024 \quad (4.3)$$

onde  $k$  é o índice correspondente ao  $k$ -ésimo coeficiente;  $Z(k)$  corresponde ao  $k$ -ésimo coeficiente em valores de z-score;  $Coef(k)$  é o  $k$ -ésimo coeficiente;  $\mu$  é a média dos coeficientes e  $\sigma$  é o desvio padrão dos coeficientes. A padronização em unidades de desvios padrão nos permitiu estabelecer um critério de segmentação dos coeficientes. Experimentalmente, observou-se que valores acima da média de pelo menos 0,5 desvio padrão segmentavam os coeficientes de forma adequada aos nossos objetivos.

Quanto à normalização dos coeficientes para o espaço  $[0,1]$ , foi realizada a seguinte transformação linear:

$$X_{0-1}(k) = \alpha Coef(k) + \beta, \quad k = 1, 2, \dots, 1024$$

$$\begin{aligned} \alpha &= \frac{1}{\max(Coef) - \min(Coef)}, \\ \beta &= -\frac{\min(Coef)}{\max(Coef) - \min(Coef)} \end{aligned} \quad (4.4)$$

onde  $Coef(k)$  é o  $k$ -ésimo coeficiente;  $X_{0-1}(k)$  é  $k$ -ésimo coeficiente normalizado;  $\max(Coef)$  é o valor máximo dentre todos os coeficientes e  $\min(Coef)$  é o valor mínimo dentre todos os coeficientes.

Todos os detalhes de implementação deste método estão documentados no Apêndices C.

## ***Método2 - Pixel de referência (valor máximo dos coeficientes)***

Procedimentos:

Este método se diferencia do anterior apenas nos seguintes passos:

- No 5º passo, o valor do *threshold* foi de 0,6;
- No 9º passo foi considerado o maior valor dos coeficientes e não seu valor médio.

Observações:

- Ao se considerar o maior valor dentre os coeficientes e não seu valor médio está-se considerando apenas o coeficiente correspondente à *wavelet*-filha que mais se correlaciona com o sinal TIE em questão. Em outras palavras, está-se a considerar apenas uma escala e um deslocamento da *wavelet*-mãe no plano  $(\tau, s)$ .
- A diminuição do nível de *threshold* em relação ao método anterior possibilitou que mais *wavelets*-filhas fossem consideradas no cômputo do algoritmo.

Todos os detalhes de implementação deste método estão documentados no Apêndices C.

### ***Método3 - Sem pixel de referência***

Esta metodologia difere das anteriores nos seguintes pontos:

- Não há *pixel* de referência;
- O cálculo da WC não é feito em várias escalas, mas apenas naquela que aproxima mais a frequência central da *Wavelet* *gaus4* com a frequência do sinal TIE (frequência cardíaca). Por exemplo, um sinal com frequência de amostragem (FS) de 50 *frames*/segundo, temos :
  - TS (Periodo de amostragem) =  $1/FS = 1/50 = 0,02$  seg;
  - Tsinal (Periodo do sinal) = número de amostragem x TS. Para um sinal com 32 instantes de amostragem =>  $T_{sinal} = 32 \times 0,02 = 0,64$  seg;
  - F<sub>sinal</sub> (Frequência do sinal) =  $1/T_{sinal} = 1/0,64 = 1,5625$  ciclos/seg =  $1,5625 \times 60$  ciclos/minuto = 93,75 ciclos/min. (4.5)

Esta frequência é a frequência cardíaca = 93,75 batimentos/minuto.
- Na segmentação usando a padronização z-score, o desvio padrão *threshold* é diferente. Na metodologia anterior era 0,5, nesta é 0,6.

#### **Procedimentos:**

1. Ler os dados TIE de perfusão;
2. Encontrar a escala que possa oferecer maior similaridade entre a *Wavelet* *gaus4* e os sinais TIE. Para tanto, usou-se a seguinte função do Matlab:  $F = \text{scal2frq}(A, 'wname', \text{DELTA})$  que retorna as pseudo-frequências correspondentes às escalas dadas pelo vetor A, à função *wavelet* 'wname' e o período de amostragem DELTA;

3. Decompor os sinais TIE, apenas a primeira metade do ciclo, por meio da WC usando a *Wavelet* *gaus4* e a escala supracitada;
4. Para cada sinal TIE considerar apenas o maior coeficiente (não em valores absolutos) da decomposição acima;
5. Fazer uma padronização z-score dos coeficientes acima;
6. Construir uma máscara com apenas os valores Z acima de 0,6;
7. Usar a máscara acima para gerar um mapa alterando os coeficientes WC da seguinte forma:
  - Os coeficientes do mapa do passo 3 correspondentes aos valores de Z em absoluto acima de 0,6 são mantidos (acima de 0,6 são os coeficientes correspondentes à região ventricular e abaixo de -0,6 são os de região pulmonar);
  - Os demais coeficientes ( $\text{abs}(Z) \leq 0,6$ ) foram divididos por 10.

#### Observações:

- Procurou-se neste método não utilizar um *pixel* de referência, já que os sinais TIE, incluindo o de referência, possuem formas de onda parecidas à *wavelet*-mãe selecionada (*gaus4*) e também procurou-se não decompor cada sinal TIE em várias escalas, mas apenas naquela escala mais adequada, aquela mais próxima à frequência fundamental do sinal TIE;
- O valor 0,6 de *threshold* do 7º passo foi aquele que permitiu uma segmentação mais adequada dos coeficientes.

### ***Método4 - Mapas TIE***

De forma geral, espera-se que os *pixels* mais internos das cavidades torácicas sejam melhores caracterizados pelo sistema TIE do que aqueles que estão nas regiões limítrofes. Também se espera que quanto maior a cavidade, dada à baixa resolução espacial do sistema, maiores são as possibilidades de se definir melhor seu interior e seus limítrofes. Por causa desta baixa resolução e também pelas influências das regiões vizinhas, torna-se difícil caracterizar as unidades funcionais de pequenas dimensões. As grandes cavidades, como os pulmões e os ventrículos, são mais fáceis de serem discriminadas.

Com o objetivo de caracterizar melhor o interior de cada cavidade, já que neste local (não estão nas bordas) os *pixels* sofrem menos as influências de unidades vizinhas, procurou-se priorizar as tendências de variação de impedância de longo período (frequências baixas) e não aquelas de curta duração (frequências altas). Pela análise fisiológica sabe-se como se devem comportar os sinais TIE no interior das duas maiores regiões torácicas (pulmões e ventrículos) e ao dar prioridade às variações médias, às tendências de longa duração, procurou-se caracterizar os *pixels* quanto a pertencer ou não a uma destas duas regiões.

Esta metodologia tem os seguintes pontos principais:

- Nenhum sinal TIE de referência é considerado;
- Utiliza-se na decomposição dos sinais TIE a *wavelet* discreta WD para filtragem dos detalhes. Apenas as frequências mais baixas, aquelas que fornecem as tendências do sinal de longa duração, são consideradas;

- As imagens TIE fornecidas pelo algoritmo de construção nos fornecem imagens de baixa resolução espacial do tórax durante o ciclo cardíaco. Suavizando o sinal, por meio da filtragem anterior, e considerando apenas a primeira metade do ciclo cardíaco se procura identificar aquela região, a cardíaca, que mais perdeu volume de sangue.

### Procedimentos:

1. Ler os dados TIE de perfusão;
2. Decompor os sinais TIE via função `wavedec` do Matlab em três níveis (A3, D3, D2 e D1);
3. Descartar os detalhes (D3, D2 e D1) e reconstruir os sinais TIE pegando apenas a aproximação A3;
4. Para cada sinal TIE considerar apenas o maior valor de suas amostras (não em valores absolutos) após a construção, durante a primeira metade do ciclo cardíaco;
5. Fazer uma padronização z-score dos valores acima;
6. Construir uma máscara com apenas os valores Z acima de 0,6;
7. Usar a máscara acima para gerar um mapa alterando os valores de amostra TIE do 4º passo da seguinte forma:
  - Os valores TIE correspondentes aos valores de Z em absoluto acima de 0,6 são mantidos (acima de 0,6 são os coeficientes correspondentes à região ventricular e abaixo de -0,6 são os de região pulmonar);
  - Os demais coeficientes ( $\text{abs}(Z) \leq 0,6$ ) foram divididos por 10 .

### Observações:

- Os mapas TIE de perfusão, gerados a partir de cada amostra dos sinais TIE, nos fornece uma aproximação, apesar da baixa resolução espacial, das localizações dos órgãos funcionais. No entanto, dado às variações do fluxo sanguíneo e também ao fato dos próprios órgãos se movimentarem durante o ciclo cardíaco, esta localização dos órgãos baseada apenas nos sinais TIE se torna mais difícil. Entretanto, sabemos que imediatamente antes de ocorrer a contração ventricular, os ventrículos se encontram cheios de sangue e que durante a fase sistólica ele vai perdendo sangue. Esta perda de sangue durante a fase sistólica foi o que se pretendeu explorar neste método;
- No 3º passo acima, o objetivo em descartar os detalhes foi o de capturar apenas as grandes tendências do sinal, sua variação média. Os sinais TIE não ficaram descaracterizados, pois mais de 80% da energia de cada sinal está concentrada em sua aproximação A3. Para tanto, foram realizados testes que comprovaram esta afirmação, segundo cálculos indicados no Referencial Teórico deste trabalho (equação 3.136).

### ***Método5 - Método2 com pré-filtragem***

Esta metodologia é uma variante do método2, que ao ler os sinais TIE de perfusão, realiza, antes dos procedimentos lá mencionados, uma filtragem sobre estes dados. Esta filtragem é a mesma realizada pelo método4. Sendo assim, pode-se dizer que este método é uma combinação dos métodos 2 e 4.



### Procedimentos:

1. Ler os dados TIE de perfusão;
2. Decompor estes sinais por meio da WD usando a *wavelet* *coif4* em 3 níveis (A3, D3, D2 e D1);
3. Descartar os detalhes (D3, D2 e D1) e reconstruir os sinais TIE pegando apenas a aproximação A3;
4. Durante a primeira metade do ciclo, encontrar o *pixel* de maior variação positiva em sua impedância;
5. Decompor o sinal TIE deste *pixel* por meio da WC usando a *wavelet* *gaus4*;
6. Normalizar os coeficientes *wavelet* para o espaço [0 1];
7. Aplicar um *threshold* de 0,60 e construir uma máscara considerando apenas os coeficientes acima deste limite durante a primeira metade do ciclo. Esta máscara nos fornece os instantes e as escalas onde as *wavelets* estão mais correlacionadas com o sinal TIE do *pixel* de referência;
8. Decompor todos os demais sinais TIE por meio da WC usando a *Wavelet* *gaus4*;
9. Normalizar estes coeficientes para o espaço [0 1];
10. Filtrar os coeficientes acima para cada *pixel*, considerando apenas aqueles indicados pela máscara criada no 7º passo;
11. Fazer uma padronização z-score nos valores dos coeficientes acima;
12. Construir uma máscara com apenas os valores Z acima de 0,5;
13. Usar a máscara acima para gerar um mapa alterando os coeficientes da seguinte forma:

- Os coeficientes correspondentes aos valores de  $Z$  em absoluto acima de 0,5 são mantidos (acima de 0,5 são os coeficientes correspondentes à região ventricular e abaixo de -0,5 são os de região pulmonar);
- Os demais coeficientes ( $\text{abs}(Z) \leq 0,5$ ) são divididos por 10.

## 4.5 Avaliação de desempenho dos métodos

Os métodos *wavelet* sofreram três avaliações: uma avaliação inicial durante a fase de desenvolvimento e aperfeiçoamento envolvendo experimentos com um único porco (P0); uma avaliação mais completa envolvendo quatro porcos (P1, P2, P3 e P4) para testar a robustez dos métodos; e uma avaliação de medidas de desempenho de processamento. Estas avaliações são descritas a seguir.

### 4.5.1 Avaliação inicial para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos

Para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos *wavelet*, foram utilizados três conjuntos de imagens TIE de perfusão extraídos do porco P0: POPEEP18, POPEEP12 e P0ZEEP. Inicialmente todo desenvolvimento foi realizado apenas com o POPEEP18 e os outros dois serviram para aperfeiçoar os métodos, acertar detalhes em alguns parâmetros, como por exemplo, o valor de *threshold* nos coeficientes obtidos pela decomposição *wavelet*.

Considerando os cinco métodos apresentados e os três conjuntos de imagens TIE de perfusão, foram geradas 15 imagens *wavelet*. A partir destes resultados procedeu-se a uma avaliação inicial de desempenho de cada método.

Nesta avaliação inicial tomou-se como base de referência as imagens TIE geradas pelo agente de contraste no mesmo porco P0 com os mesmos valores de PEEP. Para tal avaliação foram construídas as curvas ROC das imagens *wavelet* tendo como referência as imagens TIE do agente de contraste, considerando um nível de corte para os valores de amplitude de variação de impedância igual a 0,3. Os valores de sensibilidade<sup>23</sup> e especificidade<sup>24</sup> na elaboração das curvas ROC foram calculados variando a nota de corte de 0 até 1 com passo de 0,001.

Posteriormente, as curvas ROC obtidas pelos métodos *wavelet* foram comparadas com aquelas obtidas por Tanaka (2007) na abordagem *fuzzy*.

Estas avaliações não foram apenas quantitativas, mas também se procurou avaliar a qualidade das imagens: se as regiões identificadas como cardíacas se encontravam bem delineadas e de formato circular, e se elas não invadiam regiões onde provavelmente há grandes vasos sanguíneos.

#### **4.5.2 Avaliação dos métodos considerando outros porcos sob diferentes condições fisiológicas**

O desenvolvimento e o aperfeiçoamento dos métodos mediante uma avaliação inicial foram feitos considerando os dados de experimentos obtidos em um único porco

---

<sup>23</sup> sensibilidade é o número de *pixels* comum entre a regiões cardíacas dos dois mapas (perfusão e referência) dividido pelo número total de *pixels* da região cardíaca da imagem de referência.

<sup>24</sup> especificidade - número de *pixels* que não pertence a nenhuma das regiões cardíacas dos dois mapas dividido pelo número total de *pixels* da região não cardíaca da imagem de referência.

(P0). Para uma avaliação mais completa que permita testar a robustez dos métodos desenvolvidos e possibilitar uma melhor comparação entre eles foi importante avaliá-los em outros porcos submetidos a diferentes condições fisiológicas.

De acordo com a tabela 4.1, foram realizados 21 experimentos, envolvendo 4 porcos (P1, P2, P3 e P4). Para a avaliação de desempenho, as imagens TIE de agente de contraste de cada um destes experimentos também foram obtidas.

Considerando estes experimentos e os cinco métodos *wavelet*, obtiveram-se 105 imagens *wavelet*, e utilizando-se as correspondentes imagens TIE de agente de contraste para cada experimento, foram construídas as curvas ROC para efeitos de comparação e avaliação de desempenho.

Estas avaliações foram tanto quantitativas como qualitativas, conforme avaliação inicial supramencionada.

### **4.5.3 Avaliação dos métodos segundo medidas de desempenho de processamento**

Além das avaliações vistas acima, foi levantada uma tabela comparando o tempo gasto no processamento de cada método. Para tanto, os métodos foram executados sob os mesmos recursos computacionais (mesmo computador, ambiente operacional, etc.) em dois experimentos, P0PEEP18 e P1\_Bb1, por cinco vezes. A média e desvio padrão do tempo de CPU e do *wall clock time*<sup>25</sup> foram colocados em uma tabela.

---

<sup>25</sup> Tempo de CPU e *wall clock time* são duas medidas de desempenho utilizadas para avaliar a rapidez com que certo algoritmo realiza suas tarefas. Tempo de CPU é o quanto de CPU, em segundos, o algoritmo consumiu na realização de suas tarefas. *Wall clock time* é o tempo total gasto pelo algoritmo para completar suas tarefas, incluindo o acesso à memória, o acesso ao disco, as operações de entrada e saída, dentre outras, além do tempo gasto com a CPU.

O ambiente operacional no qual os testes foram realizados é descrito no Apêndices A.

#### **4.6 A metodologia *wavelet* selecionada**

A metodologia *wavelet* para identificação de região cardíaca em imagens de tomografia de impedância elétrica de perfusão pulmonar proposta pelo presente trabalho foi aquela que dentre os métodos supramencionados obteve no geral os melhores resultados após as inúmeras avaliações de desempenho.

## 5 RESULTADOS

Os resultados foram ordenados de acordo com a seqüência das etapas de desenvolvimento enumeradas no capítulo Métodos, mais especificamente na seção 4.4 “Métodos *wavelet* para identificação da região cardíaca”. Assim sendo, seguem-se os resultados:

### 5.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos pixels

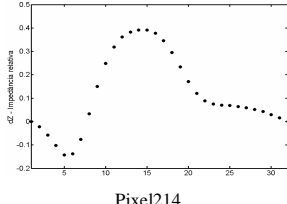
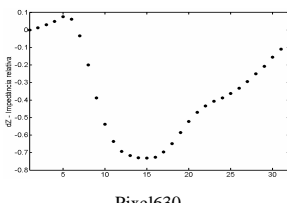
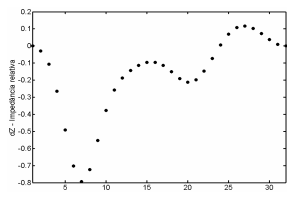
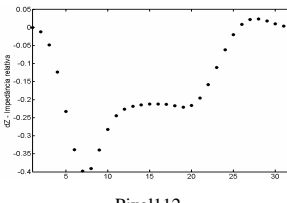
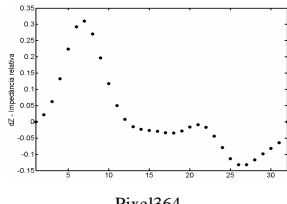
#### 5.1.1 Análise qualitativa dos sinais TIE

Esta análise nos forneceu os seguintes resultados:

- Um mapa (mapa 5.1) obtido pela análise qualitativa dos sinais TIE de perfusão com as macro-regiões bem definidas por seus respectivos sinais característicos (tabela 5.1);
- Por meio da análise fisiológica, hipóteses de pertinência foram dadas aos sinais característicos em relação aos dois principais órgãos da região torácica (tabela 5.1);
- Dentre os sinais acima, destacamos o sinal TIE padrão de região cardíaca, mais especificamente de região ventricular (gráfico 5.1).



Tabela 5.1 As regiões identificadas pelas cores do mapa 5.1 e seus respectivos sinais TIE característicos obtidos do porco P0 sob pressão PEEP18

REGIÕES	SINAL CARACTERÍSTICO	DESCRIÇÃO - ANÁLISE	HIPÓTESE DE PERTINÊNCIA
CINZA	----	Esta região não está sob análise.	----
BRANCO	----	<i>Pixels</i> sem variações significativas de impedância.	----
VERDE CLARO	 <p>Pixel214</p>	<p>1-32: instantes do ciclo cardíaco;            1-5: redução da impedância como consequência da sístole atrial ;            5-6: fase sistólica: Contração isovolumétrica ;            6-16: sístole ventricular;            6-11: fase sistólica – Ejeção rápida;            11-15: fase sistólica – Ejeção reduzida;            15-16: fase sistólica – Relaxamento isovolumétrico;            16-32: Fase diastólica;            16-22: Fase diastólica – Preenchimento rápido;            22-32: Fase diastólica – Preenchimento reduzido.</p>	<i>Pixel</i> de região cardíaca (ventrículo)
AZUL ESCURO	 <p>Pixel630</p>	<p>Observa-se que a variação de impedância é contrária àquela verificada na região anterior. Este comportamento é esperado em uma região pulmonar, devido à circulação pulmonar: o volume sanguíneo que deixa o ventrículo direito durante a fase sistólica e é enviado aos pulmões, retorna ao coração durante a fase diastólica.</p>	<i>Pixel</i> de região pulmonar
AZUL CLARO	 <p>Pixel208</p>	<p>1-21: a variação de impedância durante a fase sistólica se comporta como a do ventrículo.            21-32: variação diferente daquelas verificadas nos pulmões e no ventrículo.</p>	<i>Pixel</i> predominantemente de região cardíaca
LARANJA	 <p>Pixel112</p>	<p>1-21: a variação de impedância durante a fase sistólica se comporta inicialmente como a do ventrículo.            21-32: variação diferente daquelas verificadas nos pulmões e no ventrículo.</p>	<i>Pixel</i> possivelmente de região cardíaca
VERDE ESCURO	 <p>Pixel364</p>	<p>1-16: a variação de impedância durante a fase sistólica se comporta inicialmente como a da região pulmonar            .16-32: variação diferente daquelas verificadas nos pulmões e no ventrículo.</p>	<i>Pixel</i> predominantemente de região pulmonar



## 5.1.2 Abordagens acerca da distribuição de energia

### *A Distribuição de energia em cada pixel*

O cálculo da energia de cada *pixel* é apresentado no gráfico 5.2. Um mapa 32x32 *pixels* foi gerado a partir do cálculo destas energias (mapa 5.2). A cor de cada *pixel* representa o valor destas energias.

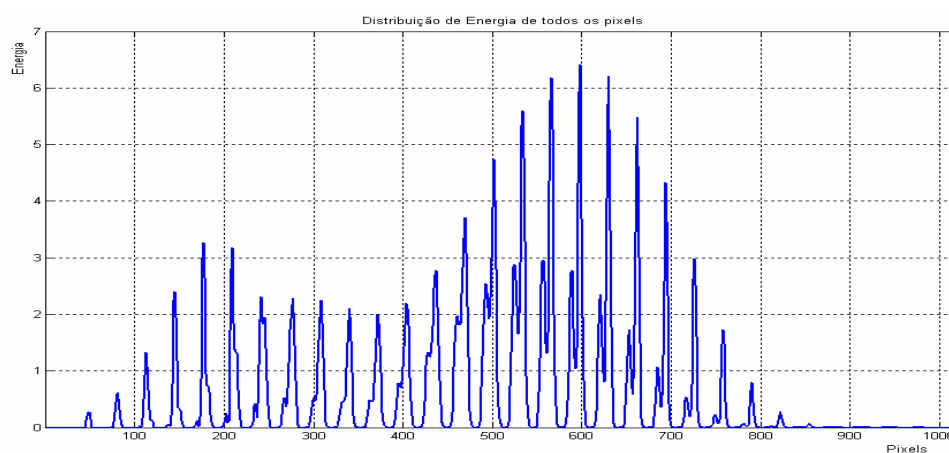
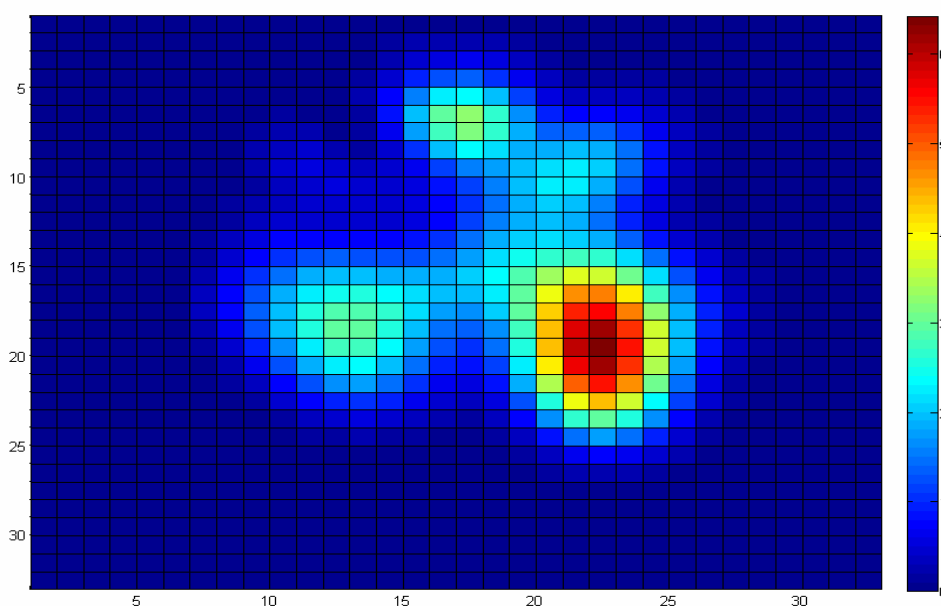


Gráfico 5.2 - Distribuição da energia de cada *pixel*



Mapa 5.2 - Distribuição de energia de cada *pixel*, com uma escala de cores correspondentes às suas amplitudes

***Distribuição de energia de cada coeficiente obtido pela decomposição via wavelet para cada sinal TIE***

Os sinais TIE de cada *pixel* foram decompostos pela transformada *wavelet* discreta (WD) em três níveis, usando algumas *wavelets*-mãe. Na tabela 5.2 foram tomados como exemplos apenas alguns *pixels*, exatamente aqueles correspondentes aos sinais característicos de cada região mencionada na tabela 5.1. Nesta tabela estão apresentados, para cada *pixel*, para cada *wavelet* e para cada nível de decomposição, um par de números: o primeiro é o número de coeficientes após a decomposição para aquele nível e o segundo, a percentagem da energia total correspondente ao sinal naquele nível .

Tabela 5.2 - Número de coeficientes e percentagem da energia total para cada nível de decomposição de alguns *pixels* usando algumas *wavelets*

PIXELS	NÍVEIS	DB2	DB4	DB6	SYM2	COIF2	COIF4	BIOR1.3	BIOR1.5
<b>214</b>	<b>A3</b>	6-81,4	10-86,2	13-82,0	6-81,4	13-89,6	24-88,4	8-86,9	11-74,8
	<b>D3</b>	6-17,0	10-12,8	13-14,6	6-17,0	13-9,5	24-11,3	8-7,2	11-19,8
	<b>D2</b>	10-1,4	13-1,0	16-3,3	10-1,4	16-0,9	25-0,3	11-4,8	14-4,4
	<b>D1</b>	17-0,2	19-0,0	21-0,0	17-0,2	21-0,0	27-0,0	18-1,1	20-1,0
<b>630</b>	<b>A3</b>	6-92,1	10-94,4	13-92,1	6-92,1	13-95,1	24-95,4	8-90,9	11-86,7
	<b>D3</b>	6-7,1	10-5,1	13-6,3	6-7,1	13-4,2	24-4,4	8-6,2	11-10,2
	<b>D2</b>	10-0,7	13-0,6	16-1,6	10-0,7	16-0,7	25-0,2	11-2,2	14-2,5
	<b>D1</b>	17-0,1	19-0,0	21-0,0	17-0,1	21-0,1	27-0,0	18-0,6	20-0,6
<b>208</b>	<b>A3</b>	6-82,0	10-77,5	13-91,2	6-82,0	13-73,9	24-72,0	8-80,0	11-77,7
	<b>D3</b>	6-10,8	10-22,0	13-7,5	6-10,8	13-25,0	24-27,3	8-8,3	11-13,0
	<b>D2</b>	10-6,8	13-0,4	16-1,2	10-6,8	16-1,1	25-0,7	11-9,8	14-7,1
	<b>D1</b>	17-0,5	19-0,0	21-0,0	17-0,5	21-0,0	27-0,0	18-1,9	20-2,2
<b>112</b>	<b>A3</b>	6-93,8	10-86,6	13-94,1	6-93,8	13-79,4	24-87,1	8-86,2	11-90,3
	<b>D3</b>	6-3,2	10-13,1	13-5,3	6-3,2	13-19,7	24-12,6	8-8,6	11-4,8
	<b>D2</b>	10-2,8	13-0,2	16-0,6	10-2,8	16-0,9	25-0,3	11-4,4	14-3,8
	<b>D1</b>	17-0,2	19-0,0	21-0,0	17-0,2	21-0,0	27-0,0	18-0,9	20-1,1
<b>364</b>	<b>A3</b>	6-75,8	10-76,6	13-90,1	6-75,8	13-75,9	24-68,7	8-80,0	11-73,8
	<b>D3</b>	6-17,4	10-21,9	13-8,5	6-17,4	13-22,8	24-30,7	8-8,4	11-14,6
	<b>D2</b>	10-5,9	13-1,5	16-1,3	10-5,9	16-1,2	25-0,6	11-9,1	14-9,2
	<b>D1</b>	17-0,9	19-0,1	21-0,1	17-0,9	21-0,1	27-0,0	18-2,5	20-2,3

Na tabela 5.2, exemplificando, a decomposição do sinal TIE correspondente ao *pixel* 214 em três níveis por meio da WD, usando a *wavelet*-mãe *coif4* (coiflet de ordem 4) forneceu uma aproximação no nível 3 contendo 24 coeficientes e este sinal contém 88,4% da energia total do sinal TIE original.

As percentagens de todos os coeficientes para cada *pixel* também foram colocados num gráfico e como exemplos são apresentados na tabela 5.3 os gráficos para cada sinal característico usando a *wavelet* *coif4*. Os coeficientes foram colocados em cada gráfico de acordo com a seguinte ordem: cA3, cD3, cD2 e cD1.

### ***Densidade espectral de potência (Periodograma)***

Na tabela 5.4 são apresentados os periodogramas (estimativas da densidade espectral de potência) para cada sinal característico. Foi acrescentado o sinal TIE correspondente ao *pixel* 618. Este *pixel* pertence a uma região oposta àquela caracterizada pelo *pixel* 630, ou seja, se este for do pulmão esquerdo, aquele seria do direito.

Tabela 5.3 - Gráficos da percentagem da energia total de cada coeficiente, ordenados segundo os níveis A3, D3, D2 e D1, para cada sinal característico

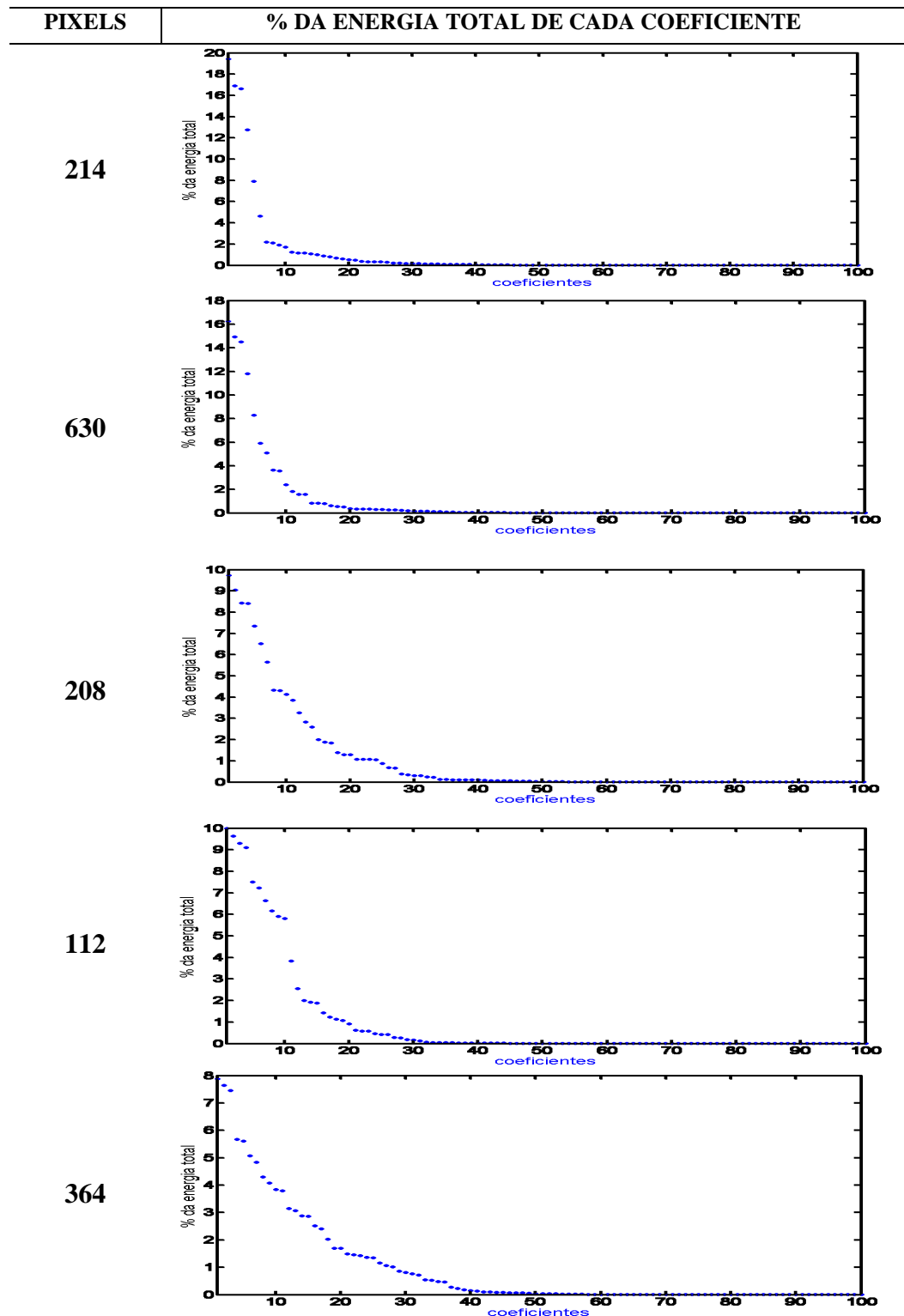
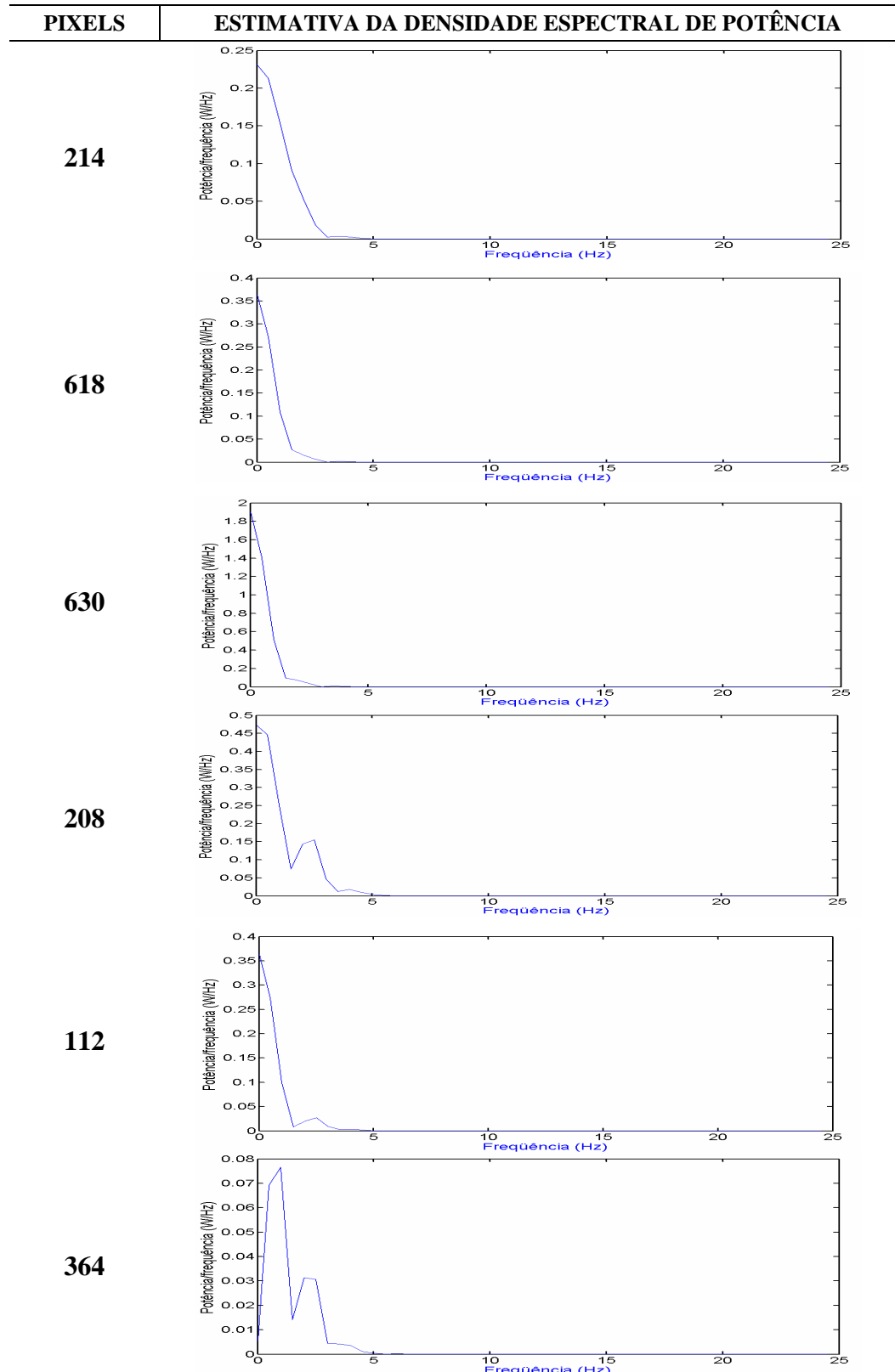


Tabela 5.4 - Periodograma de cada sinal característico



### 5.1.3 Análise dos coeficientes obtidos pela decomposição via *wavelet*

Aqui os sinais TIE de alguns *pixels* foram decompostos tanto por meio da *wavelet* contínua, em 16 escalas e usando a *wavelet* *gaus4*, quanto mediante a *wavelet* discreta, em três níveis de resolução e usando a *coif4*. Nestas decomposições, procurou-se observar as diferenças entre os valores dos coeficientes principalmente dos *pixels* típicos de coração e de pulmões.

Nas figuras 5.1 até 5.6 estão apresentados os resultados destas decomposições apenas para os sinais TIE característicos da região cardíaca e da região pulmonar, encontrados pela análise fisiológica.

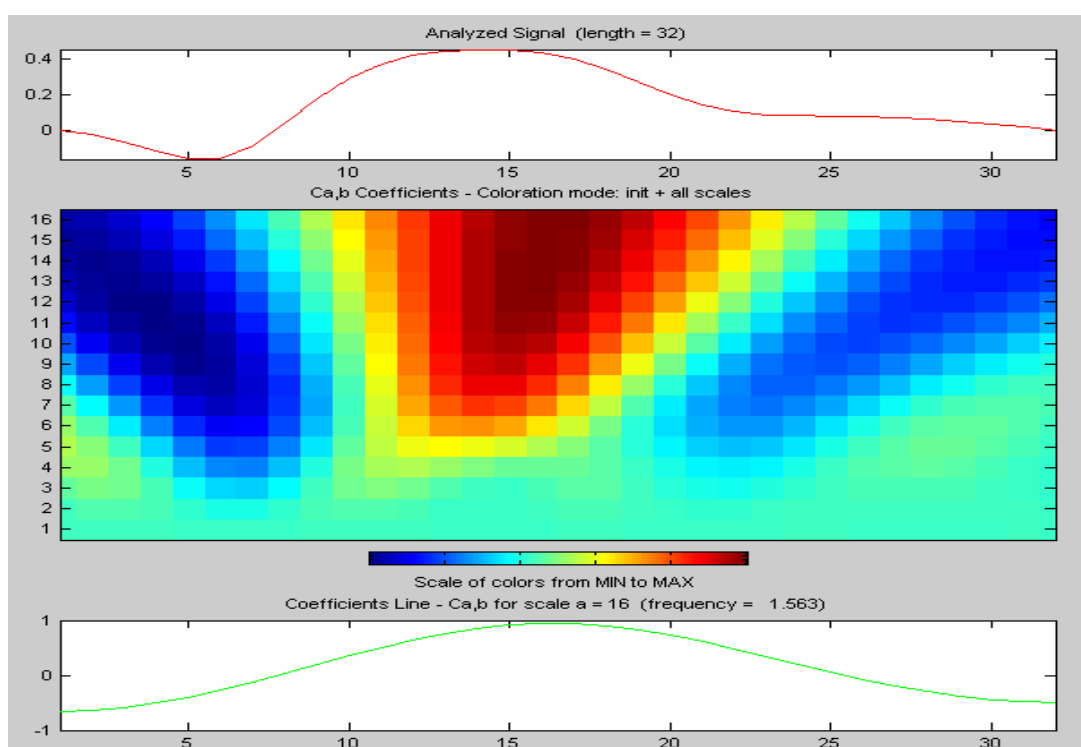


Figura 5.1 - Decomposição do sinal TIE do *pixel* 214 usando a WC (*gaus4*). A escala de cores indica a relação entre os valores dos coeficientes: quanto mais vermelho, maior é o coeficiente

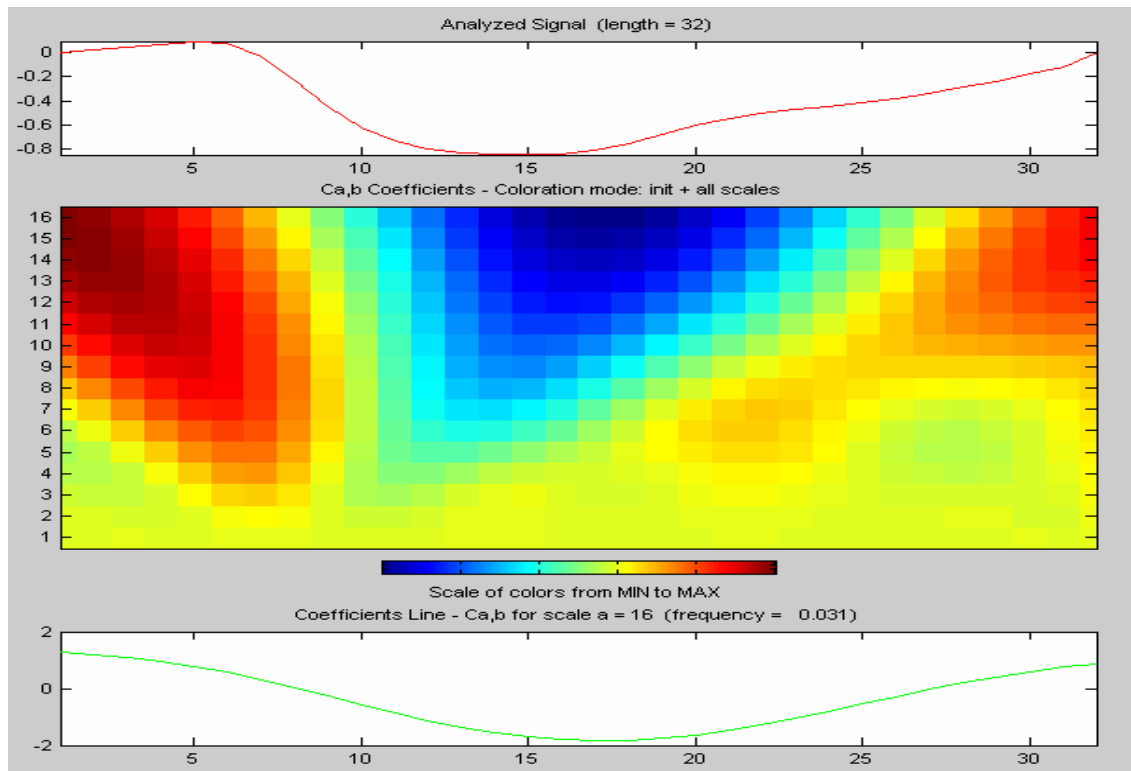


Figura 5.2- Decomposição do sinal TIE do *pixel* 630 usando a WC (gaus4). A escala de cores indica a relação entre os valores dos coeficientes: quanto mais vermelho, maior é o coeficiente

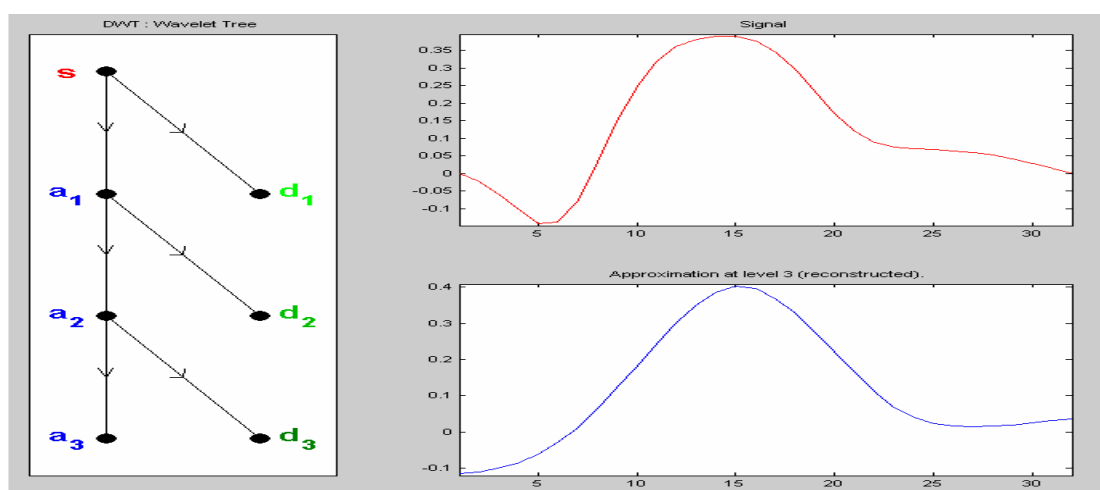


Figura 5.3 - Árvore de decomposição do sinal TIE do *pixel* 214 usando a WD (coif4). À direita temos o sinal e sua aproximação A3

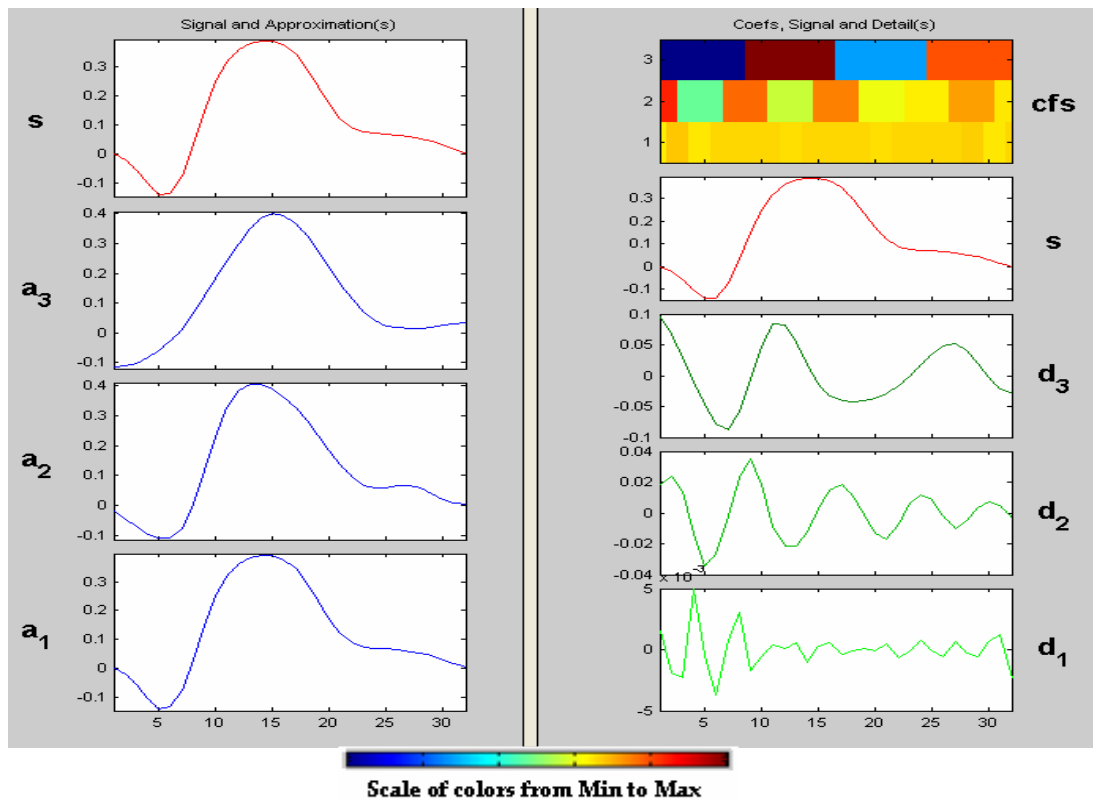


Figura 5.4 - Decomposição do sinal TIE do *pixel* 214 usando a WD (coif4). As aproximações e os detalhes nos três níveis estão presentes. Apenas os valores dos coeficientes correspondentes aos três níveis de detalhes, apresentados em um mapa, estão representados em uma escala de cores, onde quanto mais vermelho, maior é o coeficiente

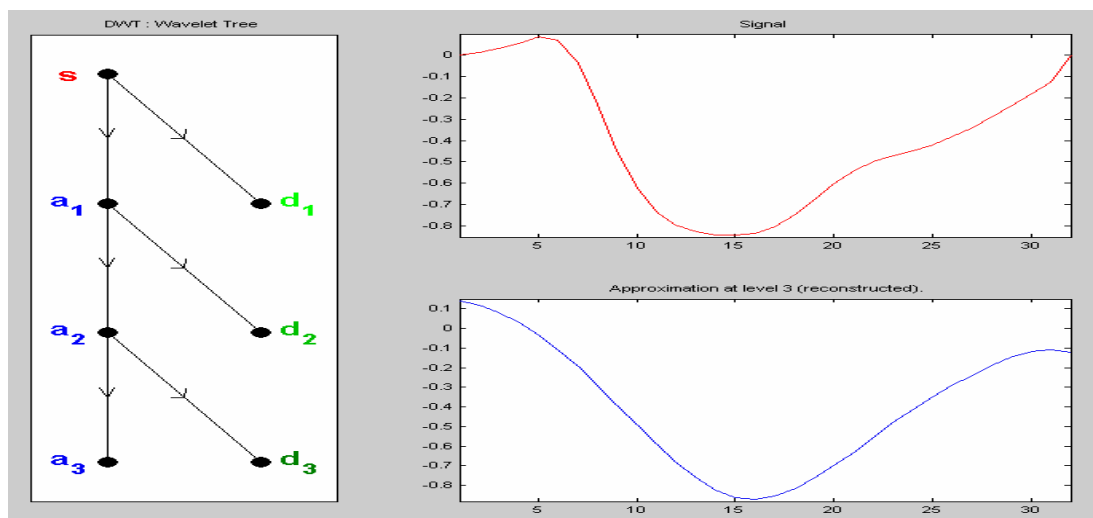


Figura 5.5 - Árvore de decomposição do sinal TIE do *pixel* 630 usando a WD (coif4). À direita temos o sinal e sua aproximação A3



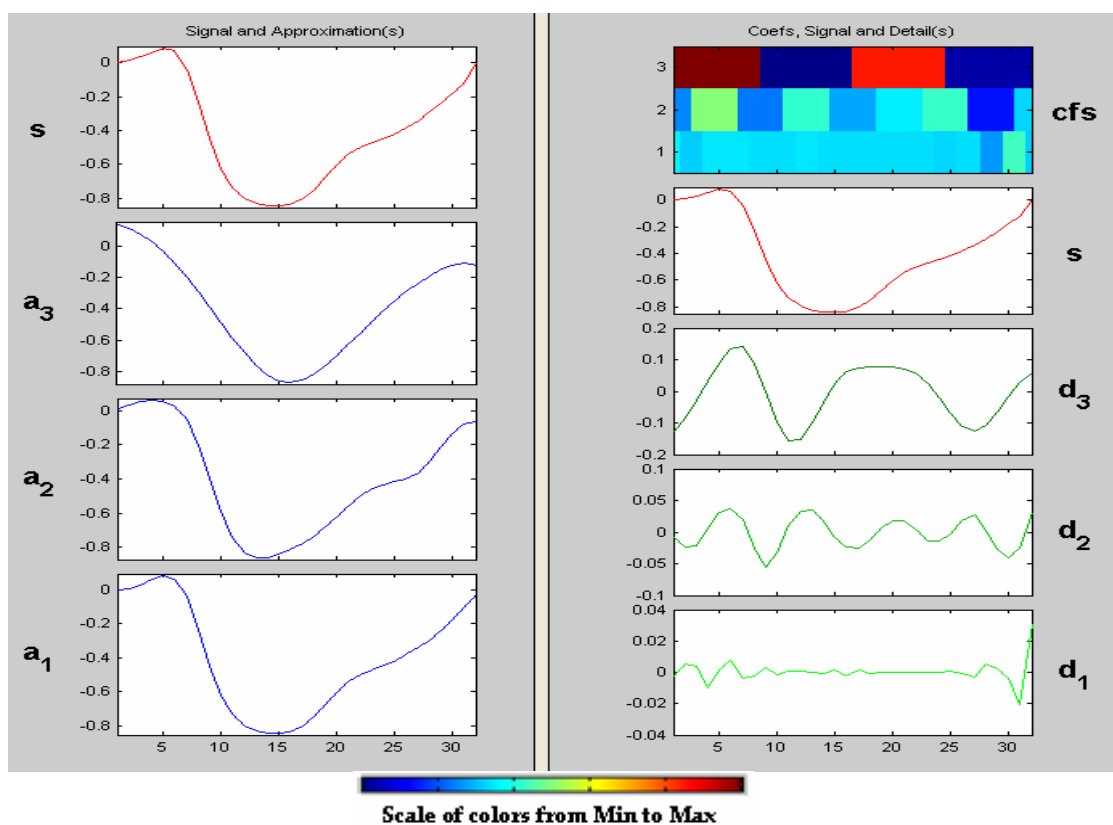


Figura 5.6 - Decomposição do sinal TIE do *pixel* 630 usando a WD (coif4). As aproximações e os detalhes nos três níveis estão presentes. Apenas os valores dos coeficientes correspondentes aos três níveis de detalhes, apresentados em um mapa, estão representados em uma escala de cores, onde quanto mais vermelho, maior é o coeficiente

## 5.2 O desenvolvimento dos métodos *wavelet*

Os resultados a seguir foram divididos em três grupos:

1. Resultados obtidos com o porco P0;
2. Resultados obtidos com os outros porcos P1, P2, P3 e P4;
3. Resultados obtidos com as medidas de desempenho de processamento.

### 5.2.1 Resultados com o porco P0

Os resultados obtidos com este porco foram utilizados no desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos *wavelet* e também usado na comparação destes com o modelo *fuzzy*. A tabela 5.5 apresenta os mapas *wavelet* resultantes dos cinco métodos *wavelet* e do modelo *fuzzy* e também de imagens TIE obtidos pela salina (agente de contraste), para os três valores de PEEP.

A tabela 5.6 contém as curvas ROC correspondentes aos mapas *wavelet* de cada método, tendo como referência as imagens TIE de salina (nível de corte igual 0,3).

Tabela 5.5 Mapas *wavelet* resultantes dos cinco métodos; mapas TIE resultantes do modelo *fuzzy* e imagens TIE obtidas pela salina, para os três valores de PEEP. Todos obtidos do porco P0. Com relação à escala de cores: quanto mais vermelho, maior a possibilidade do *pixel* pertencer à região cardíaca e quanto mais azul, menor esta possibilidade

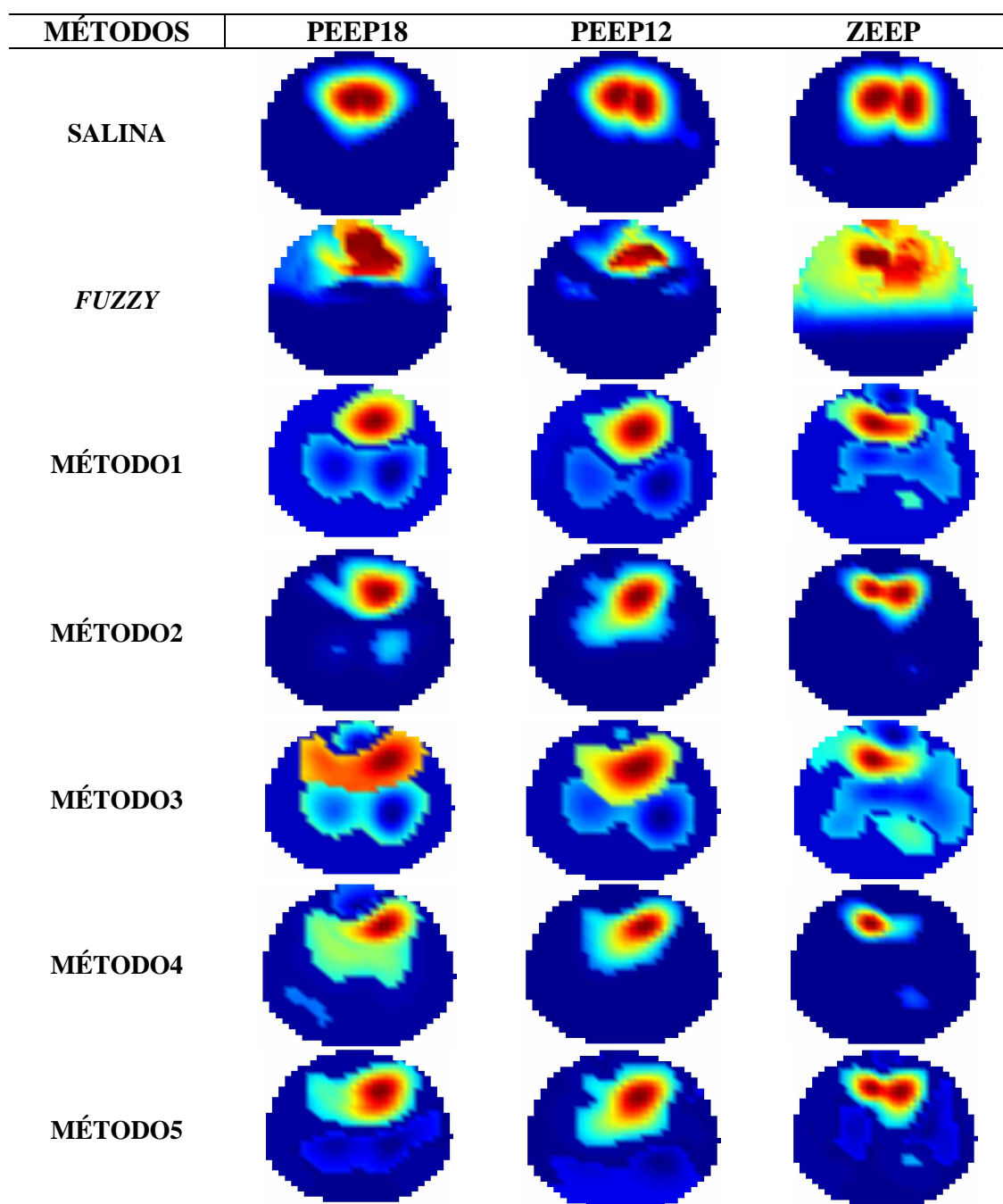
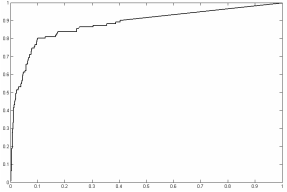
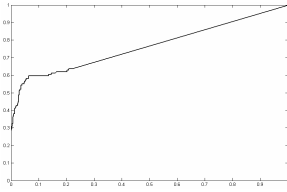
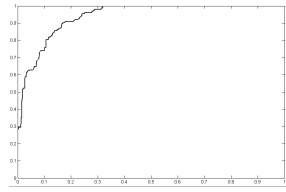
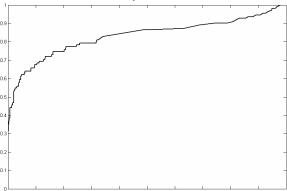
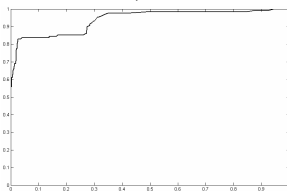
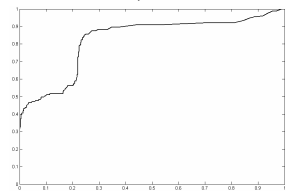
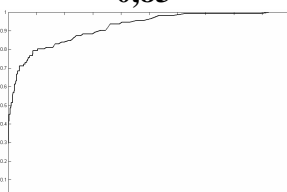
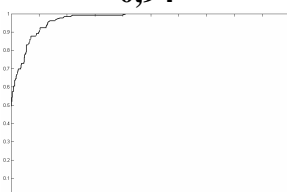
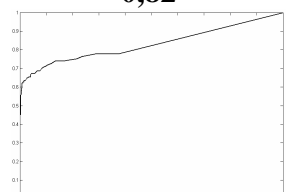
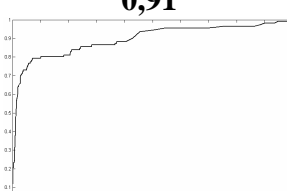
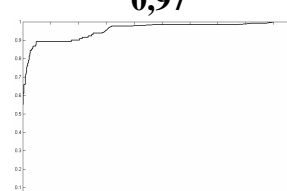
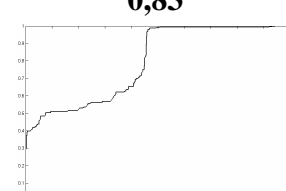
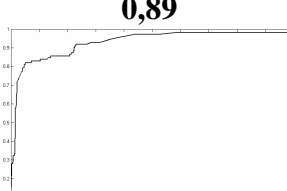
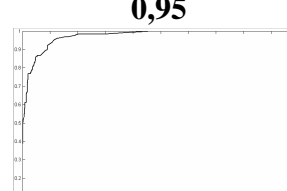
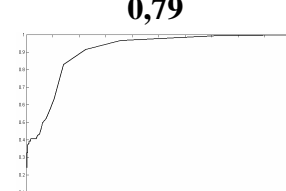
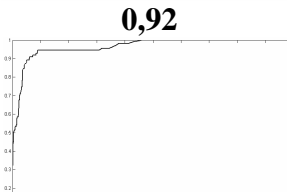
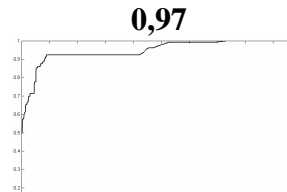
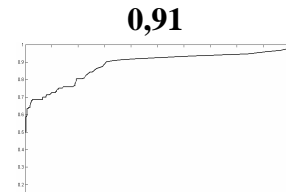
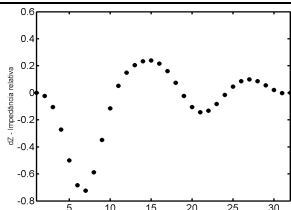
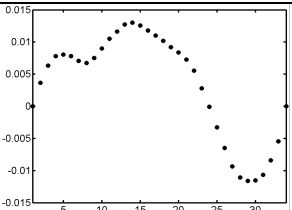
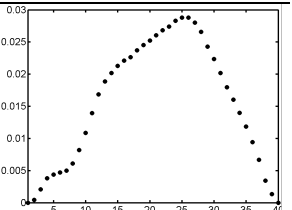
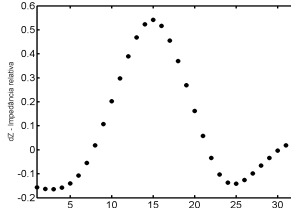
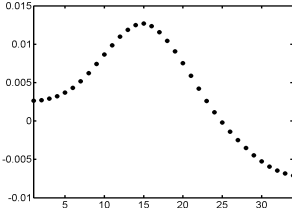
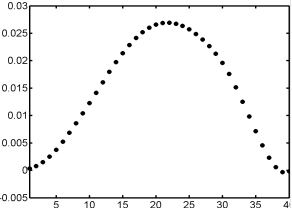


Tabela 5.6 As curvas ROC correspondentes aos mapas TIE (do porco P0) dos métodos *fuzzy* e *wavelet*, tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3). Os números que aparecem abaixo dos gráficos são os valores das áreas sob as curvas

MÉTODOS	PEEP18	PEEP12	ZEEP
<b>FUZZY</b>	 <b>0,88</b>	 <b>0,76</b>	 <b>0,94</b>
<b>MÉTODO1</b>	 <b>0,83</b>	 <b>0,94</b>	 <b>0,82</b>
<b>MÉTODO2</b>	 <b>0,91</b>	 <b>0,97</b>	 <b>0,83</b>
<b>MÉTODO3</b>	 <b>0,89</b>	 <b>0,95</b>	 <b>0,79</b>
<b>MÉTODO4</b>	 <b>0,92</b>	 <b>0,97</b>	 <b>0,91</b>
<b>MÉTODO5</b>	 <b>0,96</b>	 <b>0,94</b>	 <b>0,88</b>

Em seus procedimentos os métodos 1, 2 e 5 precisam encontrar a *pixel* que sofreu a maior variação positiva de impedância durante a primeira metade do ciclo cardíaco e considerá-lo como *pixel* de referência nos seus cálculos. Os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1 e 2 são os mesmos; o do método 5 é diferente, devido à pré-filtragem do sinal TIE. A tabela 5.7 apresenta estes *pixels* encontrados para cada valor de PEEP.

Tabela 5.7 *Pixels* de referência encontrados pelos métodos 1,2 e 5 para os três valores de PEEP. Todos obtidos do porco P0

MÉTODOS	PEEP18	PEEP12	ZEEP
MÉTODOS 1,2	 242	 308	 270
MÉTODO 5	 276	 277	 271

## 5.2.2 Resultados obtidos com os outros porcos P1, P2, P3 e P4

Estes porcos foram utilizados para a avaliação de desempenho dos métodos *wavelet* para testar a robustez. Para cada porco e para cada experimento, serão apresentadas duas tabelas: uma com os mapas *wavelet*, mais os seus correspondentes mapas TIE de salina, e outra tabela com as respectivas curvas ROC.

### Resultados com o porco P1

Tabela 5.8 Mapas TIE resultantes dos cinco métodos *wavelet* e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P1. Com relação à escala de cores: quanto mais vermelho, maior a possibilidade do *pixel* pertencer à região cardíaca e quanto mais azul, menor esta possibilidade

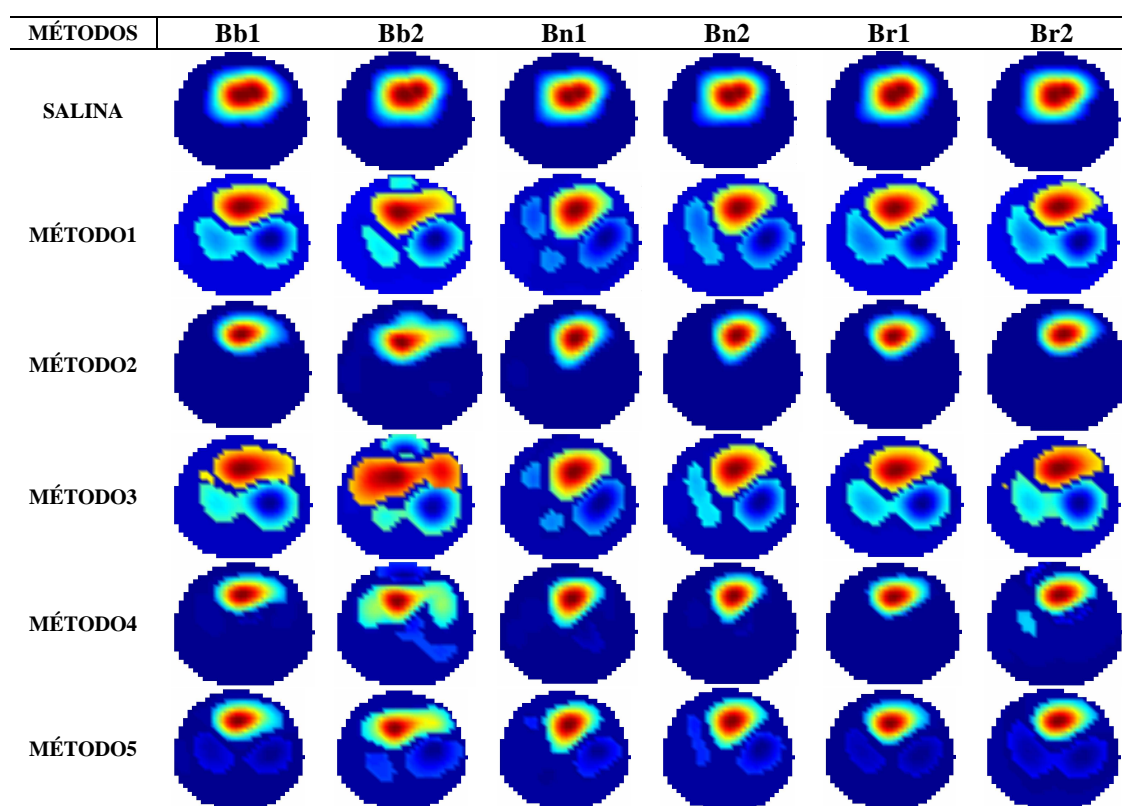
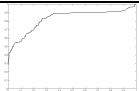
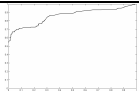
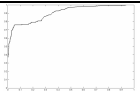
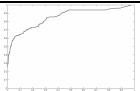
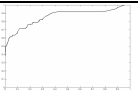
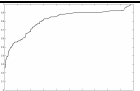
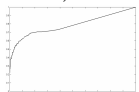
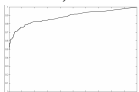
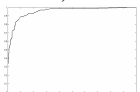
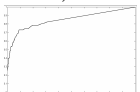
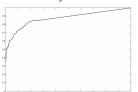
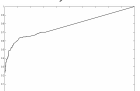
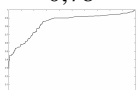
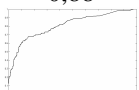
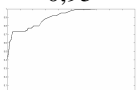
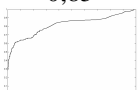
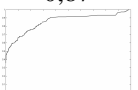
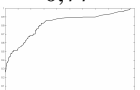
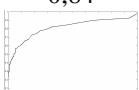

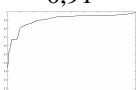
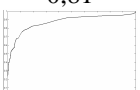
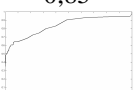
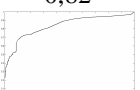
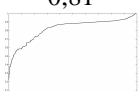



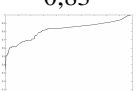
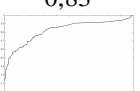
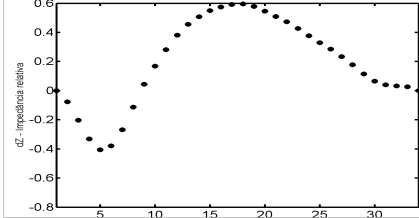
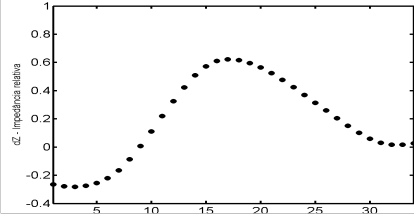
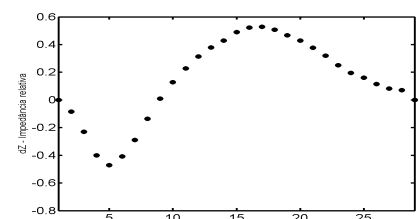
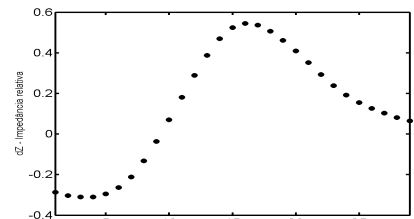
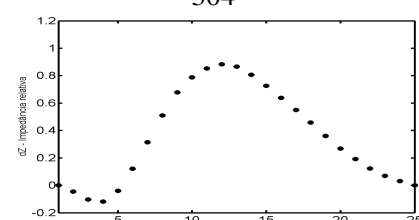
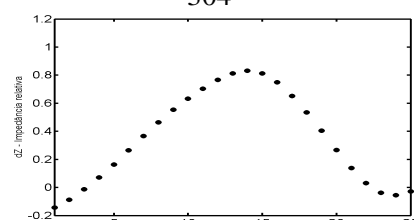
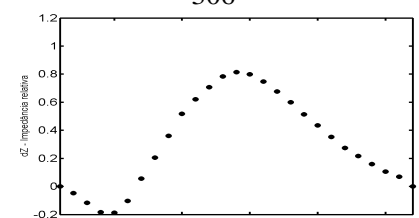
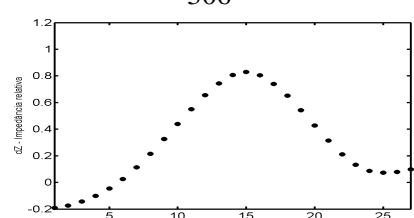
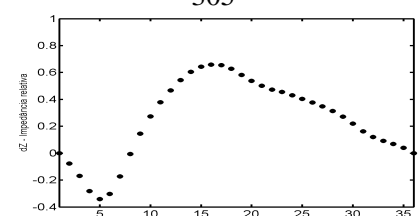
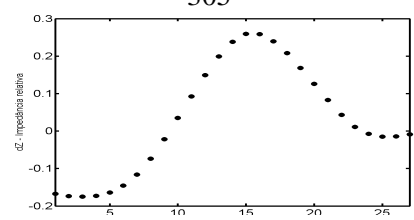
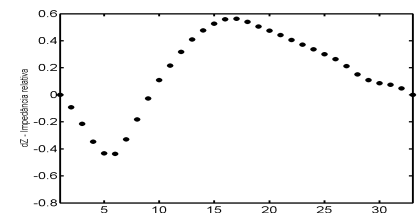
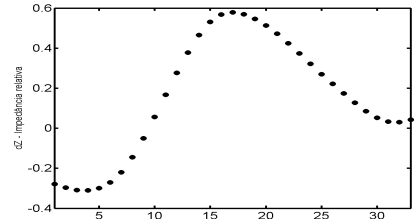


Tabela 5.9 As curvas ROC correspondentes aos mapas *wavelet* (do porco P1), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3). Os números que aparecem abaixo dos gráficos são os valores das áreas sob as curvas

MÉTODOS	Bb1	Bb2	Bn1	Bn2	Br1	Br2
MÉTODO1	 0,83	 0,86	 0,90	 0,85	 0,86	 0,81
MÉTODO2	 0,78	 0,88	 0,95	 0,85	 0,87	 0,77
MÉTODO3	 0,84	 0,81	 0,91	 0,81	 0,85	 0,82
MÉTODO4	 0,81	 0,87	 0,90	 0,87	 0,83	 0,83
MÉTODO5	 0,82	 0,90	 0,92	 0,82	 0,82	 0,82

A tabela 5.10 apresenta os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 para cada um dos experimentos supracitados.

Tabela 5.10 *Pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P1

EXPERIMENTOS	MÉTODOS 1,2	MÉTODO 5
Bb1	 <p style="text-align: center;">273</p>	 <p style="text-align: center;">273</p>
Bb2	 <p style="text-align: center;">304</p>	 <p style="text-align: center;">304</p>
Bn1	 <p style="text-align: center;">306</p>	 <p style="text-align: center;">306</p>
Bn2	 <p style="text-align: center;">305</p>	 <p style="text-align: center;">305</p>
Br1	 <p style="text-align: center;">305</p>	 <p style="text-align: center;">305</p>
Br2	 <p style="text-align: center;">306</p>	 <p style="text-align: center;">306</p>



### Resultados com o porco P2

Tabela 5.11 Mapas TIE resultantes dos cinco métodos *wavelet* e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P2. Com relação à escala de cores: quanto mais vermelho, maior a possibilidade do *pixel* pertencer à região cardíaca e quanto mais azul, menor esta possibilidade

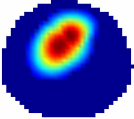
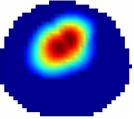
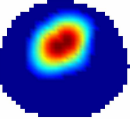
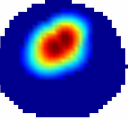
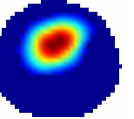
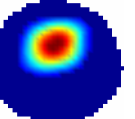
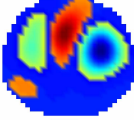
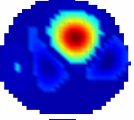
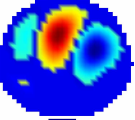
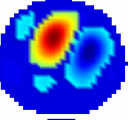
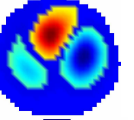
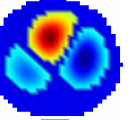
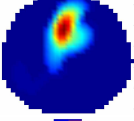
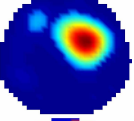
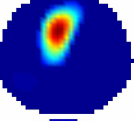
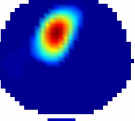
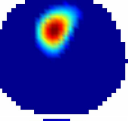
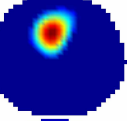
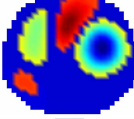
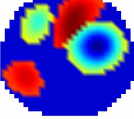
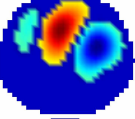
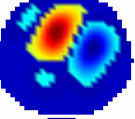
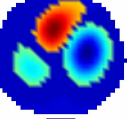
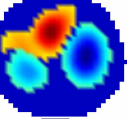
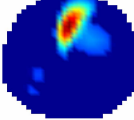
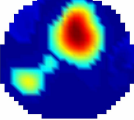
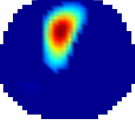
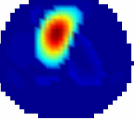
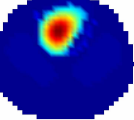
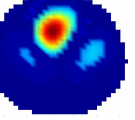
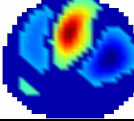
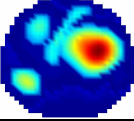
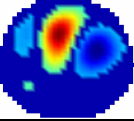
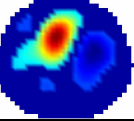
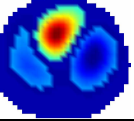
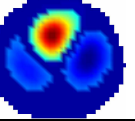
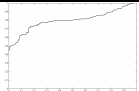
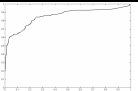
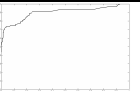
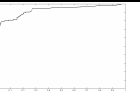
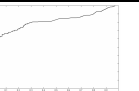
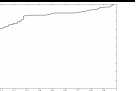
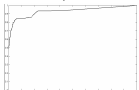
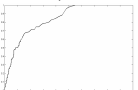
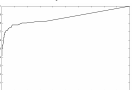
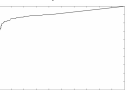
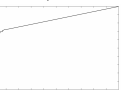
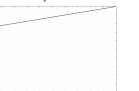
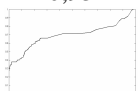
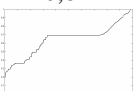
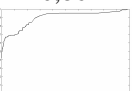

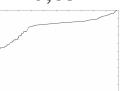

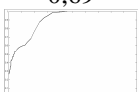

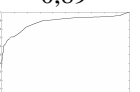
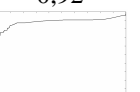
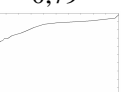
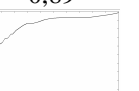
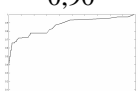



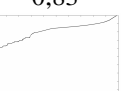

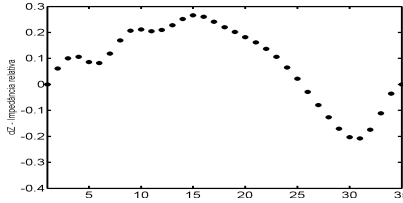
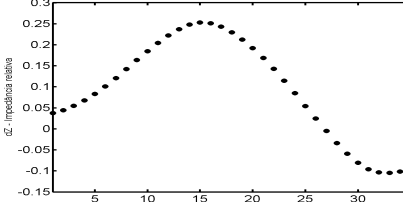
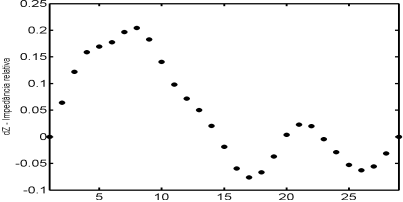
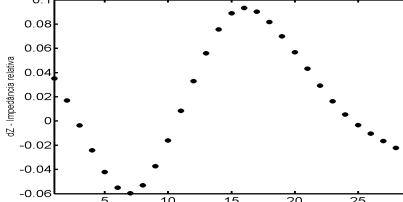
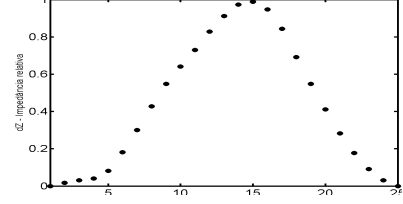
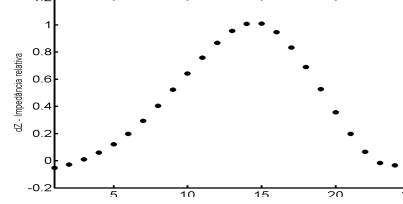
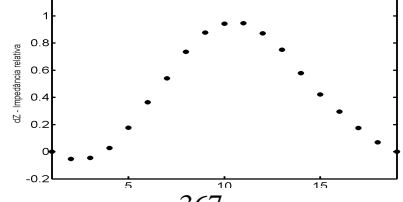
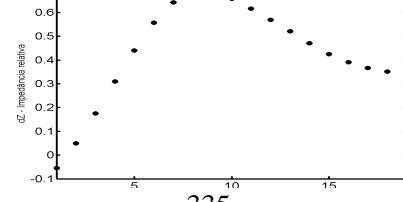
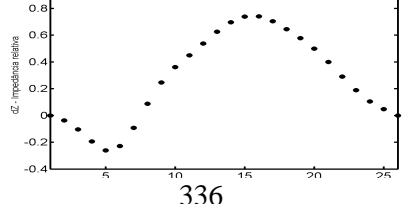
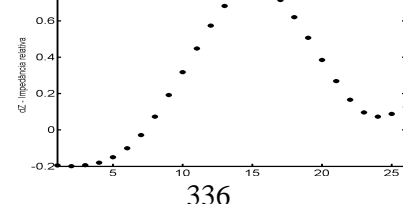
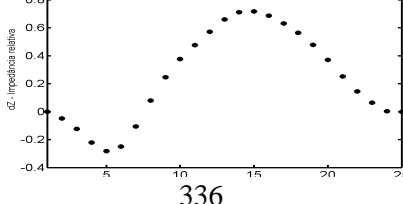
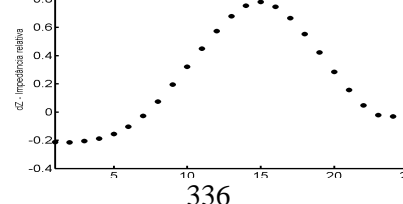
MÉTODOS	Bb1	Bb2	Bn1	Bn2	Br1	Br2
SALINA						
MÉTODO1						
MÉTODO2						
MÉTODO3						
MÉTODO4						
MÉTODO5						

Tabela 5.12 As curvas ROC correspondentes aos mapas *wavelet* (do porco P2), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3). Os números que aparecem abaixo dos gráficos são os valores das áreas sob as curvas

MÉTODOS	Bb1	Bb2	Bn1	Bn2	Br1	Br2
MÉTODO1	 0,79	 0,85	 0,90	 0,93	 0,81	 0,85
MÉTODO2	 0,93	 0,84	 0,86	 0,91	 0,83	 0,87
MÉTODO3	 0,69	 0,64	 0,89	 0,92	 0,79	 0,89
MÉTODO4	 0,90	 0,89	 0,88	 0,88	 0,83	 0,85
MÉTODO5	 0,87	 0,78	 0,88	 0,91	 0,80	 0,86

A tabela 5.13 apresenta os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 para cada um dos experimentos supracitados.

Tabela 5.13 *Pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P2

MÉTODOS	MÉTODOS 1,2	MÉTODOS 5
Bb1	 304	 272
Bb2	 242	 557
Bn1	 335	 335
Bn2	 367	 335
Br1	 336	 336
Br2	 336	 336

### Resultados com o porco P3

Tabela 5.14 Mapas TIE resultantes dos cinco métodos *wavelet* e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P3. Com relação à escala de cores: quanto mais vermelho, maior a possibilidade do *pixel* pertencer à região cardíaca e quanto mais azul, menor esta possibilidade

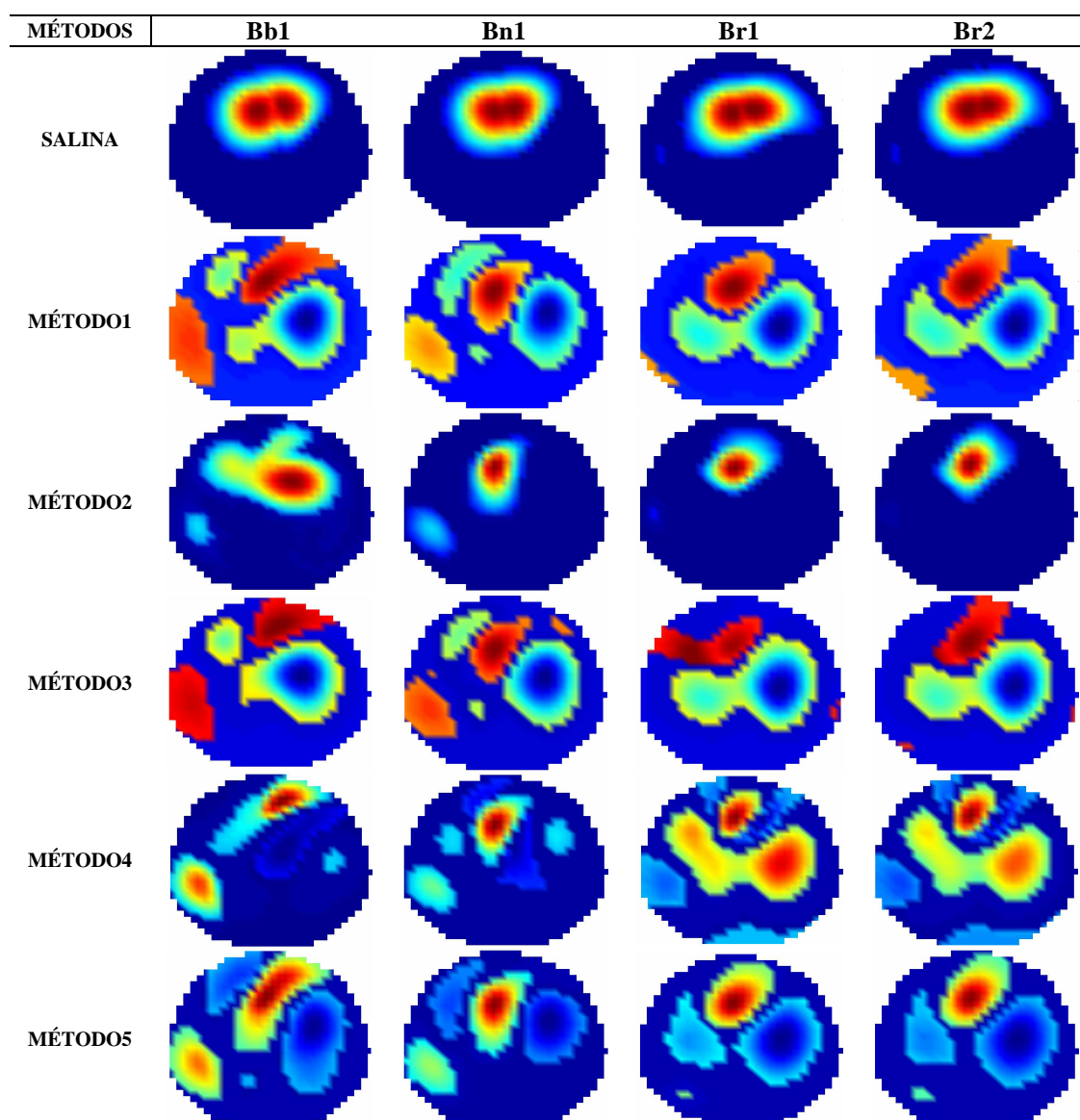
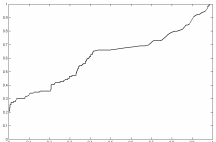
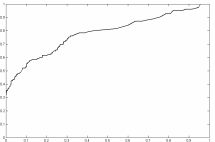
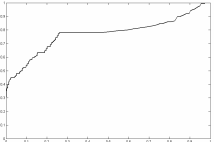
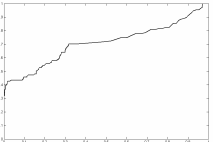
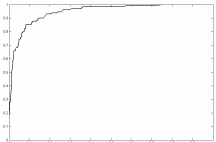
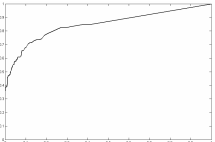
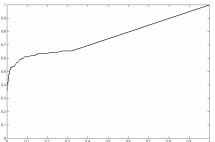
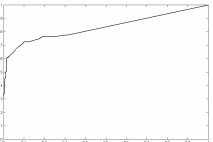
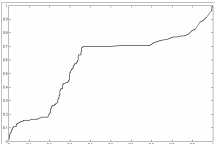
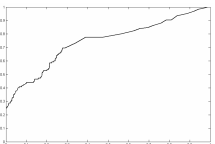
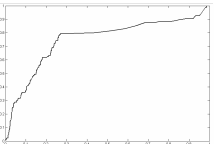
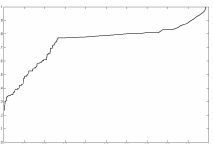
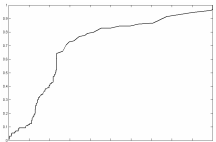
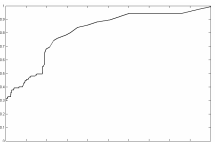
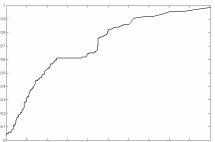
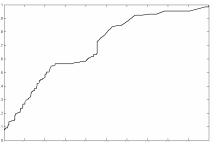
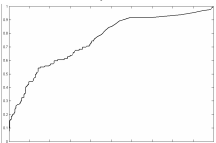
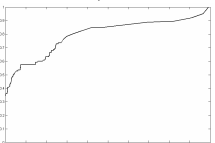
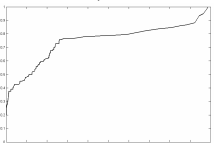
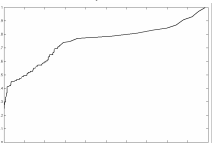
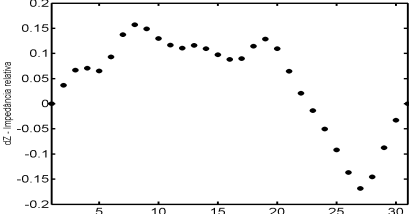
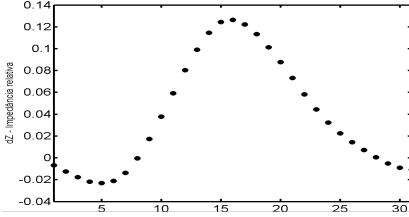
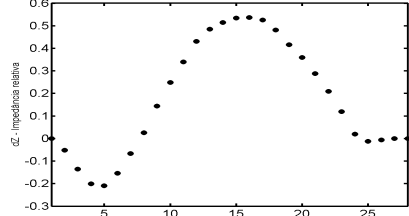
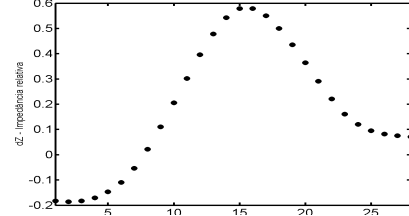
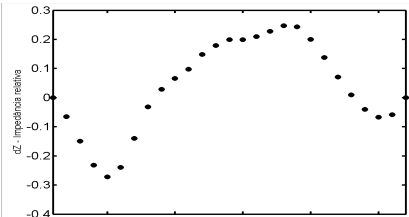
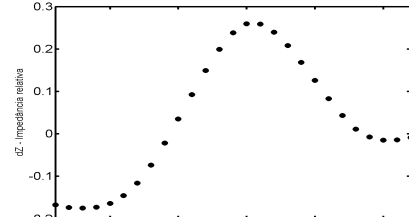
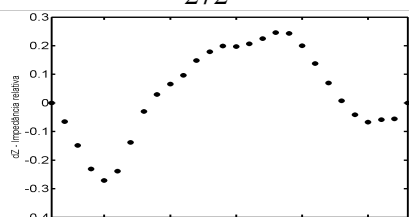
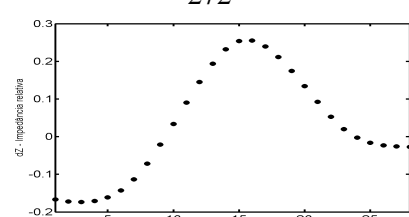


Tabela 5.15 As curvas ROC correspondentes aos mapas *wavelet* (do porco P3), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3). Os números que aparecem abaixo dos gráficos são os valores das áreas sob as curvas

MÉTODOS	Bb1	Bn1	Br1	Br2
MÉTODO1	 0,61	 0,78	 0,77	 0,70
MÉTODO2	 0,94	 0,84	 0,75	 0,83
MÉTODO3	 0,58	 0,74	 0,74	 0,74
MÉTODO4	 0,70	 0,80	 0,71	 0,69
MÉTODOS	 0,75	 0,79	 0,74	 0,74

A tabela 5.16 apresenta os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 para cada um dos experimentos supracitados.

Tabela 5.16 *Pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5. Todos obtidos do porco P3

MÉTODOS	MÉTODOS 1,2	MÉTODOS 5
Bb1	 <p style="text-align: center;">241</p>	 <p style="text-align: center;">647</p>
Bn1	 <p style="text-align: center;">335</p>	 <p style="text-align: center;">303</p>
Br1	 <p style="text-align: center;">272</p>	 <p style="text-align: center;">272</p>
Br2	 <p style="text-align: center;">272</p>	 <p style="text-align: center;">272</p>

### Resultados com o porco P4

Tabela 5.17 Mapas TIE resultantes dos cinco métodos *wavelet* e também imagens TIE obtidas pela salina. Todos obtidos do porco P4. Com relação à escala de cores: quanto mais vermelho, maior a possibilidade do *pixel* pertencer à região cardíaca e quanto mais azul, menor esta possibilidade

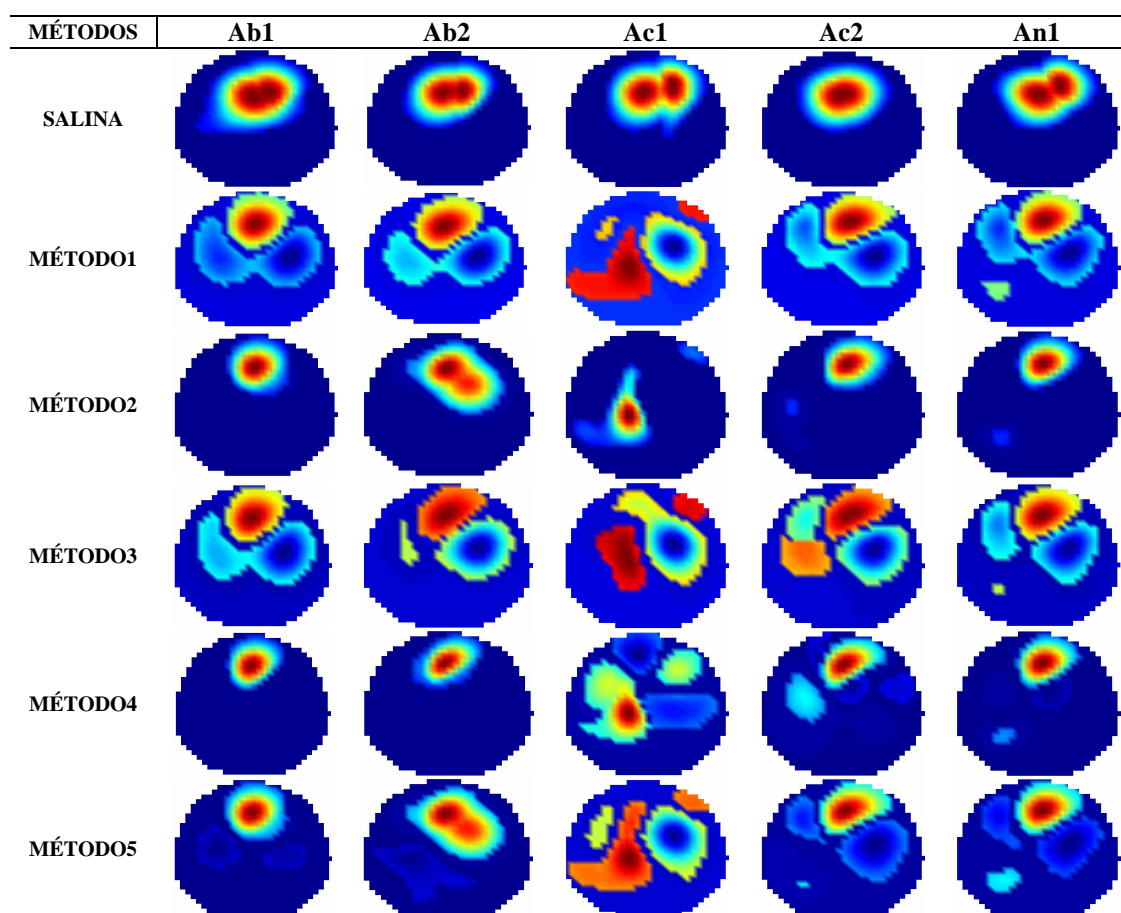
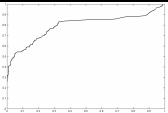
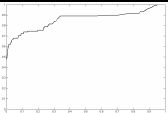
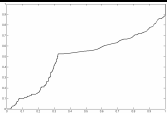
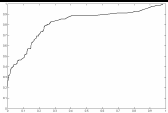
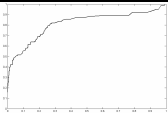
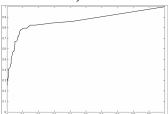
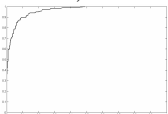
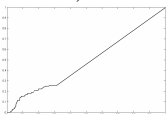
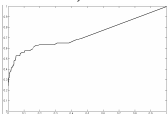
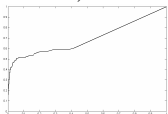
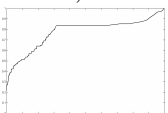
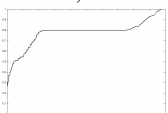
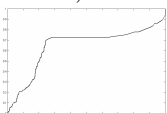
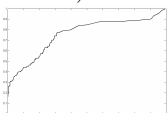
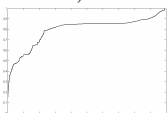
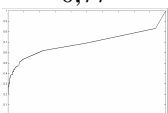
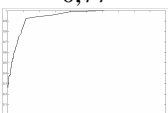
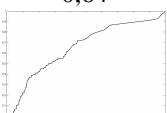
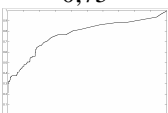
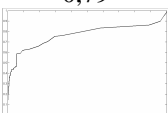
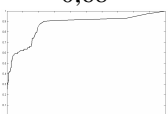
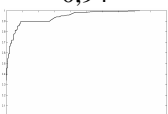
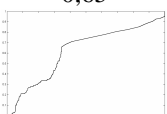
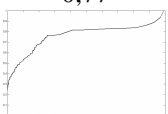
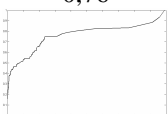


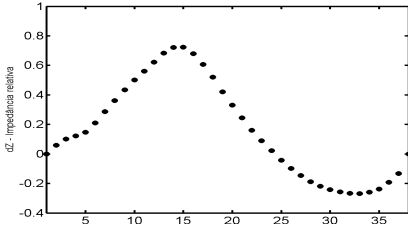
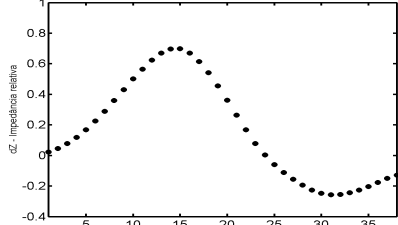
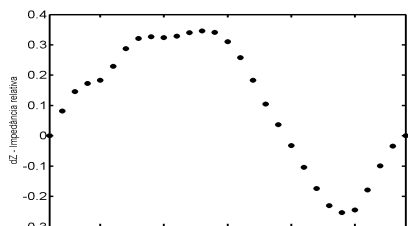
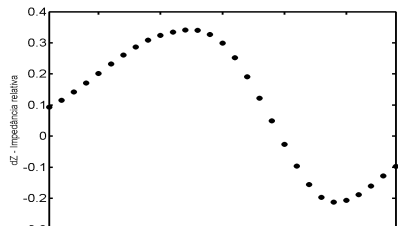
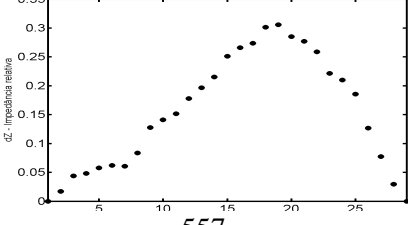
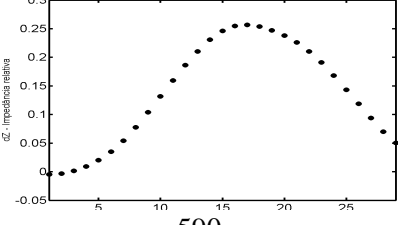
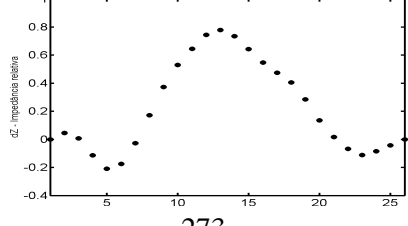
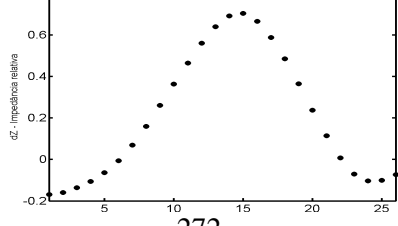
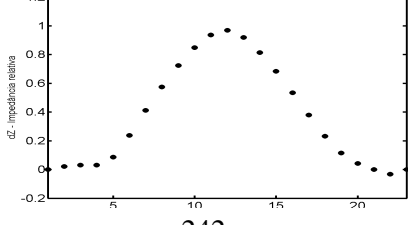
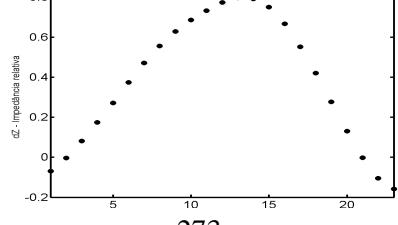
Tabela 5.18 As curvas ROC correspondentes aos mapas *wavelet* (do porco P4), tomando como referência as imagens TIE da salina (nível de corte 0,3). Os números que aparecem abaixo dos gráficos são os valores das áreas sob as curvas

MÉTODOS	Ab1	Ab2	Ac1	Ac2	An1
MÉTODO1	 0,79	 0,85	 0,49	 0,81	 0,81
MÉTODO2	 0,86	 0,96	 0,48	 0,73	 0,69
MÉTODO3	 0,77	 0,77	 0,64	 0,75	 0,79
MÉTODO4	 0,68	 0,94	 0,65	 0,77	 0,76
MÉTODO5	 0,87	 0,94	 0,62	 0,76	 0,76

A tabela 5.19 apresenta os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 para cada um dos experimentos supracitados.



Tabela 5.19 *Pixels* de referência encontrados pelos métodos 1,2 e 5. Todos obtidos do porco P4

EXPERIMENTOS	MÉTODOS 1,2	MÉTODO 5
Ab1	 <p style="text-align: center;">272</p>	 <p style="text-align: center;">272</p>
Ab2	 <p style="text-align: center;">240</p>	 <p style="text-align: center;">240</p>
Ac1	 <p style="text-align: center;">557</p>	 <p style="text-align: center;">590</p>
Ac2	 <p style="text-align: center;">273</p>	 <p style="text-align: center;">272</p>
An1	 <p style="text-align: center;">242</p>	 <p style="text-align: center;">273</p>

### 5.2.3 Resultados obtidos com as medidas de desempenho de processamento

A tabela 5.20 apresenta as medidas tempo de CPU e *wall clock time* gastos no processamento de cada método *wavelet* para dois experimentos.

Tabela 5.20 Duas medidas de desempenho, tempo de CPU e *wall clock time*, encontradas nos cinco métodos *wavelet* para dois experimentos

MÉTODOS	POPEEP18			
	(valores expressos em segundos)			
	TEMPO DE CPU		WALL CLOCK TIME	
	Média	Desvio padrão	Média	Desvio padrão
1	8.3031	0.1784	8.4082	0.0221
2	8.2937	0.1140	8.3728	0.1079
3	3.9344	0.1262	4.0034	0.1176
4	5.2875	0.0591	5.3937	0.1493
5	15.2563	0.1549	15.3365	0.0598

MÉTODOS	P1_Bb1			
	(valores expressos em segundos)			
	TEMPO DE CPU		WALL CLOCK TIME	
	Média	Desvio padrão	Média	Desvio padrão
1	8.9156	0.0650	8.9879	0.0578
2	8.9969	0.1166	9.0364	0.0982
3	3.9469	0.0237	3.9781	0.0285
4	5.3375	0.2155	5.4038	0.1718
5	16.0906	0.1129	16.2104	0.0325

## 6 DISCUSSÃO

A discussão e análise dos resultados seguirão a ordem de apresentação dos mesmos realizada no capítulo Resultados.

### 6.1 Estudos preliminares para identificação de características intrínsecas dos pixels

#### 6.1.1 Análise qualitativa dos sinais TIE

Esta análise nos permitiu segmentar o mapa em regiões, conforme nos mostra o mapa 5.1 e a tabela 5.1, de tal forma a distinguir diferentes unidades anatômicas e funcionais da região torácica.

A identificação dos sinais característicos nos possibilitou extrair importantes informações intrínsecas de cada região. Um destes em particular foi o *pixel* 214 (gráfico 5.1), considerado após esta análise, como padrão de região cardíaca, mais especificamente da região ventricular, onde se pode observar de forma bem definida as diferentes fases do ciclo cardíaco.

Com relação à pertinência não houve dúvida quanto aos sinais característicos do ventrículo e dos pulmões, visto se tratarem de grandes unidades. No entanto, já os demais, devido à baixa resolução espacial, a identificação anatômica ou funcional do órgão ao qual pertenceria tal *pixel* tornou-se muito difícil. A parte posterior do tórax é dominada pela região pulmonar e, portanto, as variações de impedância, apesar das

diferenças de fase encontradas entre os *pixels* localizados nas regiões centrais de cada pulmão em relação aos localizados nas extremidades de cada pulmão, possuem um comportamento padrão, conforme apresentado na tabela 5.1. Entretanto, a parte anterior do tórax, devido à presença de grandes vasos nessa região, acaba levando, por causa da perfusão, a uma complexidade na interpretação da variação de impedância. Estes grandes vasos sanguíneos fazem com que os *pixels* por onde eles passam apresentem um comportamento similar ao apresentado pela região cardíaca.

Não se trata apenas de um problema de resolução espacial, mas também há a questão dos deslocamentos dos órgãos durante os ciclos cardíaco e respiratório, além da adequada posição da cinta de eletrodos que cobre a área de seção transversal sob análise.

É importante destacar que o sincronismo dos sinais TIE com o pico da onda *R* do sinal ECG, além da necessidade na promediação, permitiu a correlação entre as diferentes fases do ciclo cardíaco com as variações de impedância indicadas pelos sinais TIE.

## **6.1.2 Abordagens acerca da distribuição de energia**

### ***Distribuição de energia em cada pixel***

Ao analisarmos o gráfico 5.2 e o mapa 5.2, que mostram a energia de cada *pixel*, pode-se observar a presença de três grandes regiões centralizadas próximas aos *pixels* 200, 550 e 600. Estas regiões parecem indicar o coração e os dois pulmões, sendo que em uma delas (provavelmente o pulmão esquerdo), a energia é relativamente bem maior

que nas outras duas. Vimos pela análise fisiológica que de fato estes *pixels* se encontram nestas grandes regiões. A razão pela qual a energia foi maior em uma das regiões, provavelmente o pulmão esquerdo, é porque, durante a perfusão pulmonar, a impedância desta região sofreu uma variação maior durante a passagem do fluxo sanguíneo.

Esta abordagem não forneceu informações importantes que pudessem ser exploradas no desenvolvimento dos métodos, a não ser a confirmação das macro-regiões: coração e pulmões.

### ***Distribuição de energia de cada coeficiente obtido pela decomposição via wavelet para cada sinal TIE***

A alta concentração de energia nas aproximações de nível A3 dos sinais TIE chama a atenção na tabela 5.2 e também nos gráficos da tabela 5.3. Esta característica foi explorada no desenvolvimento dos métodos *wavelet* 4 e 5. Para o porco P0, utilizado na fase de desenvolvimento, a frequência fundamental de seus sinais TIE foi da ordem de 1,56 Hz (equação 4.5), para uma banda de 5 Hz (tabela 5.4), o que justifica, após a decomposição *wavelet*, a concentração de energia nas bandas de frequências correspondentes às aproximações do sinal, visto que nos detalhes se concentram os componentes de frequências mais altas.

A quantidade de coeficientes de cada nível de decomposição indicada na tabela 5.2 nos informa que menos de um quarto dos coeficientes concentram mais de 80% da energia total, mesmo considerando diferentes *wavelets-mãe* na decomposição.

Na tabela 5.3 as porcentagens da energia total dos coeficientes de cada sinal TIE característico foram colocadas no gráfico segundo a ordem inversa de seus correspondentes níveis de decomposição. Assim sendo, as porcentagens dos coeficientes de cada *pixel* foram colocados em um único gráfico na seguinte ordem A3, D3, D2 e D1. O objetivo foi verificar alguma característica de energia em um particular coeficiente ou grupo de coeficientes que pudessem nos permitir distinguir a que unidade anatômica cada *pixel* pertenceria. Infelizmente não foi possível identificar algo que os diferenciasse.

### ***Densidade espectral de potência (Periodograma)***

Ao observarmos a tabela 5.4 vê-se que a banda de frequências dos sinais TIE é limitada a 5 Hz, sendo que suas potências decaem à medida que se aumenta a frequência, de acordo com Holder (2005, p.384). Há uma diferença considerável entre as potências dos sinais TIE dos *pixels* 214 (região cardíaca) e 630 (região pulmonar), o que poderia nos fornecer algo que os diferenciasse. Entretanto, apenas para contradizer esta consideração, o periodograma do *pixel* 618, que também corresponde a uma região pulmonar, não apresenta uma diferença acentuada em relação ao do *pixel* 214.

Conforme visto, para o porco P0, a frequência fundamental de seus sinais TIE é cerca de 1,56 Hz, o que está coerente com a banda de frequências encontradas nos gráficos da tabela 5.4.

A colaboração desse estudo no desenvolvimento dos métodos se restringiu ao conhecimento adquirido do espectro de frequências dos sinais TIE que foi útil naqueles métodos que envolveram filtragem em seus procedimentos.

### 6.1.3 Análise dos coeficientes obtidos pela decomposição via *wavelet*

As decomposições dos dois principais sinais TIE característicos, correspondentes às regiões cardíaca e pulmonar, por meio da transformada *wavelet* contínua, nos mostraram pelas figuras 5.1 e 5.2 diferenças fundamentais nas amplitudes de seus coeficientes quando dispostos no plano deslocamento-escala. Nota-se que na região central deste plano, enquanto a decomposição do pixel 214 (típico de coração) possui coeficientes elevados, a do pixel 630 (típico de pulmão) possui coeficientes baixos. Visto que ambos os sinais no domínio do tempo são praticamente simétricos, enquanto em um a variação de impedância aumenta, no outro ela diminui e vice-versa; não é de estranhar esta representação no plano deslocamento-escala observado. Esta característica foi explorada pelos métodos 1, 2 e 5 usando várias escalas e pelo método 3 usando uma única escala.

Este estudo de investigação de características intrínsecas dos sinais TIE, associado à análise fisiológica, foram fundamentais para a maioria dos métodos desenvolvidos.

As decomposições dos mesmos sinais TIE mencionados acima por meio da transformada *wavelet* discreta são apresentadas nas figuras 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6. O objetivo foi observar se, em algum dos níveis de decomposição, havia algo que permitisse caracterizar um sinal TIE como pertencente à região cardíaca. Observam-se nas figuras 5.3 e 5.5, os sinais TIE e suas correspondentes aproximações no nível A3. Vê-se que estas aproximações são versões “suavizadas” do sinal TIE original, onde os detalhes foram descartados. Os métodos 4 e 5 exploram esta filtragem dos detalhes,

procurando analisar as tendências de duração mais longa, ou melhor, os componentes do sinal de frequências mais baixas.

## **6.2 O desenvolvimento dos métodos *wavelet***

A discussão foi dividida quanto aos grupos de experimentos. O primeiro conjunto de experimentos utilizou apenas um porco P0, para o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos métodos *wavelet*, enquanto os outros experimentos, envolvendo os porcos P1 à P4, foram utilizados para avaliar a robustez dos métodos. Serão discutidas também as medidas de desempenho de processamento realizadas com os cinco métodos.

### **6.2.1 Resultados com o porco P0**

Observando os mapas *wavelet* da tabela 5.5 e as curvas ROC apresentadas na tabela 5.6, podemos afirmar que todos os métodos *wavelet* foram capazes de identificar a região cardíaca no porco P0 submetido a três valores diferentes de PEEP, com resultados excelentes. As áreas sob as curvas ROC foram altas, o que demonstra que os métodos foram capazes de encontrar uma região muito próxima àquela apontada pelas imagens TIE do agente de contraste como sendo a região cardíaca e conforme esperado pela anatomia normal de um porco que está na posição supina.

Ainda não se pode definir qual deles é o melhor. No entanto, o método 3 foi aquele que apresentou, em comparação com os outros métodos, resultados inferiores quanto à qualidade de suas imagens: na parte anterior do tórax, sua imagem do coração avança em regiões onde provavelmente há grandes vasos sanguíneos.



Os melhores resultados foram obtidos com a pressão PEEP12, depois com a PEEP18 e por último com a ZEEP. É razoável supor que as variações nos valores de PEEP podem ter alterado a posição da cinta de eletrodos no sentido crânio-caudal e, por conseguinte, a seção transversal que cobria o coração. E dentro desta suposição, a PEEP12 foi aquela que melhor favoreceu a identificação da região cardíaca.

Com relação à comparação com o modelo *fuzzy*, podemos afirmar que em termos de resultados da curva ROC, eles foram equivalentes. Entretanto, a resolução anatômica obtida com os métodos *wavelet* foi superior à do modelo *fuzzy*, onde se percebe nas imagens *wavelet* os contornos, delimitando a região cardíaca, mais bem definidos e de formato circular. Nas imagens *fuzzy* a região cardíaca não possui um contorno delineado, seus *pixels* estão mais espalhados. É bom salientar que o modelo *fuzzy* faz uma mediana das imagens de coração a partir dos experimentos aos quais o porco fora submetido. Embora os experimentos tenham sido poucos nesta fase inicial do desenvolvimento, apenas três em um único porco, os resultados obtidos com os métodos *wavelet* foram excelentes apesar da variação dos valores de PEEP.

Quanto aos *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 (tabela 5.7) é notória a suavização naqueles que sofreram a pré-filtragem (método 5) e também que estes apresentam uma forma de onda mais próxima do sinal TIE considerado como típico de região cardíaca (sinal TIE do *pixel* 214 no experimento PEEP18) em comparação com os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1 e 2. Entretanto, esta filtragem não apresentou vantagens significativas diante dos resultados observados.

Em resumo, com base apenas nestes resultados iniciais obtidos com o porco P0, ainda não é possível afirmar qual dos métodos *wavelet* desenvolvidos foi o melhor.

Disso decorre a necessidade de mais experimentos envolvendo mais porcos em diferentes condições fisiológicas, não apenas para definirmos o melhor método, mas também para verificarmos se os objetivos inicialmente propostos foram todos satisfeitos.

## **6.2.2 Resultados obtidos com os outros porcos P1, P2, P3 e P4**

A análise dos resultados obtidos com estes porcos foi dividida segundo os protocolos dos experimentos.

### ***Resultados obtidos com os porcos P1, P2 e P3***

Estes porcos foram submetidos ao protocolo B de experimentos (descrito na seção 4.1.3 do capítulo Métodos). Nestes experimentos houve indução de lesão pulmonar e titulação de PEEP ótimo. Houve coleta dos dados brutos TIE em seis fases diferentes: durante a condição basal (duas coletas); logo após a infusão de nitroprussiato de sódio (duas coletas) e após a manobra de recrutamento pulmonar (duas coletas). As segundas coletas do porco P3, durante a condição basal e logo após a infusão de nitroprussiato, foram descartadas, devido a erros na coleta dos dados.

Observando os mapas *wavelet* das tabelas 5.8, 5.11 e 5.14 e as respectivas curvas ROC apresentadas nas tabelas 5.9, 5.12 e 5.15, podemos afirmar que todos os métodos *wavelet* foram capazes de identificar a região cardíaca nos três porcos (P1, P2 e P3), submetidos a diferentes condições fisiológicas. Os resultados obtidos com os dois primeiros porcos foram excelentes em todas as fases, e com o terceiro porco, um pouco inferior.

A área média da curva ROC para cada uma das três condições fisiológicas diferentes (condição basal, infusão de nitroprussiato de sódio e manobra de recrutamento pulmonar), considerando as primeiras e segundas coletas, foram respectivamente para o porco P1, (0,84; 0,88; 0,83); para o porco P2, (0,82; 0,90; 0,84) e para o porco P3, (0,72; 0,79; 0,74).

Observa-se também que independentemente dos porcos, obtivemos os melhores resultados com os dados coletados após a infusão de nitroprussiato de sódio. Esta droga é um potente vasodilatador, tanto de veias como artérias. Segundo Martins (1994), o relaxamento do músculo liso de artérias e veias pode levar a um aumento da contratilidade miocárdica e aumentar a fração de ejeção cardíaca.

É importante destacar que os resultados observados após a infusão de nitroprussiato de sódio foram relevantes e consistentes, agregando dessa forma mais confiabilidade aos métodos no sentido de apontar para sua robustez.

Comparando os resultados da condição basal com os obtidos após a manobra de recrutamento pulmonar, não foram observadas diferenças significativas, diante da indução de lesão pulmonar e titulação de PEEP ótimo. Ou seja, o fato de se recrutar mais alvéolos, e depois se coletar os dados, mantendo uma titulação de PEEP ótimo e diante de uma lesão pulmonar, não alterou os resultados em relação à condição basal.

Quanto aos *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 (tabelas 5.10, 5.13 e 5.16), independentemente dos porcos e dos experimentos, todos eles, apresentaram uma forma de onda próxima à do sinal TIE considerado como típico de região cardíaca, sendo os encontrados pelo método 5, um pouco melhores. Entretanto seus resultados não foram superiores aos resultados dos métodos 1 e 2.

### ***Resultados obtidos com o porco P4***

Este porco foi submetido ao protocolo A de experimentos (descrito na seção 4.1.3 do capítulo Métodos). Nestes experimentos não houve indução de lesão pulmonar e os dados foram coletados em seis fases diferentes: durante a condição basal (duas coletas); com colapso unilateral do pulmão esquerdo (duas coletas); e logo após a infusão de nitroprussiato de sódio com colapso unilateral do pulmão esquerdo (duas coletas).

Observando os mapas *wavelet* da tabela 5.17 e as curvas ROC apresentadas na tabela 5.18, podemos afirmar que todos os métodos *wavelet* foram capazes de identificar a região cardíaca. Com exceção dos resultados obtidos na fase Ac1, os demais foram muito bons ou excelentes. Esta fase corresponde à primeira coleta de dados com colapso unilateral do pulmão esquerdo. Com a fase Ac2, que corresponde à segunda coleta, os resultados já foram satisfatórios. Uma possível hipótese para os maus resultados obtidos na fase Ac1, é ter ocorrido algum erro na coleta de dados deste experimento.

As áreas médias da curva ROC para cada uma das três condições fisiológicas diferentes (condição basal, colapso unilateral do pulmão esquerdo e infusão de nitroprussiato de sódio com colapso unilateral do pulmão esquerdo), foram para o porco P4, (0,84; 0,76; 0,76), respectivamente. Os resultados na condição basal foram excelentes. Entretanto, com o colapso unilateral do pulmão esquerdo, com infusão ou não de nitroprussiato de sódio, os resultados foram muito bons e iguais em 0,76. Isto significa que diante do colapso unilateral do pulmão esquerdo, a infusão de nitroprussiato de sódio não melhorou os resultados como nos experimentos anteriores, realizados com os porcos P1, P2 e P3.

Observando os *pixels* de referência encontrados pelos métodos 1, 2 e 5 (tabela 5.19), vemos que os únicos sinais TIE não encontrados em regiões típicas de coração foram na fase Ac1. Conforme já comentado, uma possível hipótese é ter ocorrido algum erro na coleta de dados. E de fato, analisando os sinais TIE, um por um, dispostos em um mapa 32x32 *pixels*, não foi possível encontrar coerência dos sinais quanto aos *pixels* pertencerem à região cardíaca ou à pulmonar. O que se pode afirmar é que os métodos foram coerentes em seus algoritmos; e os que necessitam encontrar um *pixel* de referência, foram capazes de encontrar os sinais TIE que se conformam de acordo com o sinal característico de coração.

### **6.2.3 Resultados obtidos com as medidas de desempenho de processamento**

Observando a tabela 5.20 vê-se que há diferenças significativas nas medidas de desempenho dos cinco métodos *wavelet*. O que apresentou o melhor desempenho nesta avaliação foi o método 3. Contudo, nas avaliações anteriores, mais qualitativas, ele não obteve tão bons resultados, principalmente no tocante à qualidade das imagens *wavelet*. Os métodos 1 e 2 apresentaram praticamente os mesmos resultados, pois o que os diferencia nos procedimentos é apenas a seleção do valor médio ou do valor máximo dos coeficientes. O método 5 foi o de pior desempenho e suas medidas são aproximadamente 81% acima das medidas dos métodos 1 e 2. Isto significa que o processo de filtragem foi o responsável pelo excesso de consumo no tempo de processamento, visto que o método 5 consiste em aplicar uma pré-filtragem no método 2.

### 6.3 A metodologia *wavelet* selecionada

Com base na análise dos resultados acima, os métodos que obtiveram, no geral, os melhores resultados foram os métodos 2 e 5. Uma diferença que se observa entre estes métodos é a segmentação das imagens: o método 2 dentre todos os métodos, e em particular na comparação com o método 5, foi aquele que processando os mapas TIE de perfusão, mais isolou o coração, deixando poucos vestígios dos outros órgãos, em especial dos pulmões. Podemos dizer que ele extraiu melhor os *pixels* de coração que os outros métodos.

Se considerarmos as medidas de desempenho de processamento obtidas de cada método, que nos fornecem o tempo gasto na execução de seus algoritmos, o método 2 teve um desempenho bem superior ao método 5.

Portanto, considerando todas as avaliações, o método 2 foi o melhor. Tendo em vista que o método 5 é o método 2 com uma pré-filtragem, entendemos que esta filtragem descartou detalhes que se mostraram importantes para a identificação da região cardíaca, pelo menos para este universo de experimentos.

## 7 CONCLUSÕES

A metodologia *wavelet* foi capaz de identificar a região cardíaca de cinco porcos submetidos a diversas condições fisiológicas, demonstrando robustez e resultados muito satisfatórios, não apenas em termos quantitativos, com uma área média da curva ROC de 0,86, mas também na qualidade das imagens obtidas, onde os contornos delimitando a região cardíaca ficaram bem definidos e de formato circular, de acordo com o que se esperava.

As limitações do modelo *fuzzy*, mencionadas na parte introdutória e que motivaram o desenvolvimento deste trabalho, foram superadas, pelo menos dentro do universo de experimentos considerados, por meio da transformada *wavelet*, conforme fora prognosticado pelo trabalho antecessor.

Portanto, o objetivo maior deste trabalho, que era melhorar a resolução espacial de imagens TIE de perfusão pulmonar, foi atingido com excelentes resultados e vantagens adicionais, como por exemplo, a possibilidade de sua implementação em equipamentos TIE de monitoramento do tórax e desta forma colaborar no aperfeiçoamento de sistemas de apoio à decisão médica em ambientes críticos, como é o caso das Unidades de Terapia Intensiva .

Embora o método *wavelet* tenha sido desenvolvido com o objetivo de identificar a região cardíaca, a identificação dos pulmões, segundo procedimentos semelhantes, não parece oferecer maiores dificuldades, com perspectivas de bons resultados.

Quanto às limitações encontradas, podemos citar a dependência do sincronismo dos sinais TIE com o pico da onda *R* do sinal ECG e também que somente as cavidades ventriculares foram exploradas pela metodologia.

Com relação às perspectivas futuras no seguimento deste trabalho, podemos enumerar alguns passos:

- Identificar os pulmões segundo procedimentos semelhantes aos desenvolvidos na identificação da região cardíaca;
- Analisar outras cavidades cardíacas (átrios), além das ventriculares;
- Realizar experimentos em humanos;
- Eliminar a dependência do sincronismo dos sinais TIE com o pico da onda *R* do sinal ECG;
- Implementação em equipamentos.



## 8 REFERÊNCIAS

Addison PS. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance*. London: Institute of Physics Publishing; 2002.

Adler A, Amyot R, Guardo R, Bates JHT, Berthiaume Y. Monitoring changes in lung air and liquid volumes with electrical impedance tomography. *J. Appl. Phys.* 1997; 83:1762-67

Aya JCC, Moura FS, Nan PC, Schweder RK, Lima RG. Regularizations for a black box back-projection eit algorithm. *Technology Meets Surgery International*. 2005; 1.

Barber DC, Brown BH. Applied potential tomography. *Journal of Physics E: Scientific Instruments*. 1984; 17:723-33.

Beiguelman B. *Curso Prático de Bioestatística*. 5ª ed. revisada. Ribeirão Preto: Fundação de Pesquisas Científicas de Ribeirão Preto; 2002.

Bertemes Filho P, Stiz RA. Sistema de compensação da capacitância parasita para tomografia de impedância elétrica. In: XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2008, Salvador. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2008.

Bodenstein M, David M, Markstaller K. Principles of electrical impedance tomography and its clinical application. *Crit Care Med*. 2009; 37,2:713-24.

Bolfe VJ, Ribas SI, Montebelo MIL, Guirro RRJ. Comportamento da impedância elétrica dos tecidos biológicos durante estimulação elétrica transcutânea. *Rev. bras. fisioter.* (São Carlos). mar/abr. 2007; 11, 2:153-9.

Boggess A, Narcowich FJ. *A First Course in Wavelets with Fourier Analysis*. Texas: Prentice Hall; 2001.

Bolzan MJA. Transformada em ondeleta: Uma necessidade. *Revista Brasileira de Ensino de Física*. 2006; 28,4:563-7.

Brown BH. Electrical impedance tomography (eit): A review. *J Med Eng Technol*. 2003; 27,3:97-108.

Burrus CS, Gopinath RA, Guo H. *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*. New Jersey: Prentice Hall; 1998.

Callioli CA, Domingues HH, Costa RCF. *Álgebra Linear e Aplicações*. 2ª ed. São Paulo: Atual Editora; 1978.

Carlson AB. *Sistemas de comunicação: uma introdução aos sinais e ruído em comunicação elétrica*. Tradução de José Fabiano Rocha. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1981.

Cheney M, Isaacson D, Newell JC. Electrical Impedance Tomography. *Siam Review*. 1999; 4,1:85–101.

Cherepenin V, Karpov A, Korjenevsky A, Kornienko V, Mazaletskaya A, Mazourov D, Meister D. A 3D electrical impedance tomography (EIT) system for breast cancer detection. *Physiol. Meas.* February 2001; 22,1:9-18.

Choi MH, Kao TJ, Isaacson D, Saulnier GJ, Newell JC. A reconstruction algorithm for breast cancer imaging with electrical impedance tomography in mammography geometry. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2007 Apr; 54,4:700–10.

Çilesiz I. *Course BYM504E Biomedical Imaging Systems*. (CRN: 20888). Term Project. Andım Doldurucu. 090010130 – 2008. Disponível em: <http://www2.itu.edu.tr/~cilesiz/courses/BYM504E/BYM504E-2006-Elec-imp-tomography.pdf>

Conraria LA, Azevedo N, Soares MJ. Using *Wavelets* to Decompose the Time-Frequency Effects of Monetary Policy. *Physica A*. 2008; 387,12:2863-78.

Costa ELV, Chaves CN, Gomes S, Beraldo MA, Volpe MS, Tucci MR, Schettino IAL, Böhm SH, Carvalho CRR, Tanaka H, Lima RG, Amato MBP. Real-time detection of pneumothorax using electrical impedance tomography. *Critical Care Medicine*. 2008; 36:1230-38.

Daubechies I. *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM); 1992.

Edminister JA. *Circuitos Elétricos*. São Paulo: Editora McGraw-Hill do Brasil, Ltda; 1978.

Enderle J, Blanchard SM, Bronzino J. *Introduction to Biomedical Engineering*. 2nd ed. San Diego: Elsevier Academic Press; 2005.

Ereno, D. Proteção em tempo real [entrevista de Marcelo Britto Passos Amato]. *Revista Pesquisa Fapesp*, São Paulo. Setembro 2008; Edição Impressa 151,p.68-72. Disponível em: <http://www.revistapesquisa.fapesp.br/?art=3636&bd=1&pg=1&lg=>.

Esteban A, Anzueto A, Frutos F, Alia I, Brochard L, Stewart TE, Benito S, Epstein SK, Apezteguia C, Nightingale P, Arroliga AC, Tobin MJ. Characteristics and outcomes in adult patients receiving mechanical ventilation: a 28-day international study. *JAMA*. 2002; 287:345–55.

Eyüboğlu BM, Brown BH, Barber DC. In vivo imaging of cardiac related impedance changes. *IEEE Eng Med Biol Mag*. 1989 March; 8,1:39–45.

Fugal L. *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing*. Space & Signals Technologies LLC; 2009. Disponível em: <http://www.conceptualwavelets.com/download.html>

Getreuer P. *Filter Coefficients to Popular Wavelets*. Matlab Central; 2006. Disponível em: [http://www.mathworks.com/matlabcentral/ftp\\_files/5502/1/popwav.pdf](http://www.mathworks.com/matlabcentral/ftp_files/5502/1/popwav.pdf).

Holder DS. *Clinical and Physiological Applications of Electrical Impedance Tomography*. London: UCL Press; 1993.

Holder D S. *Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications*. London: Institute of Physics Publishing; 2005.

Hsu HP. *Teoria e problemas de sinais e sistemas*. Tradução de Anatólio Laschuk. Porto Alegre: Bookman; 2004.

Hubbard BB. *The World According to Wavelets: the Story of a Mathematical Technique in the Making*. 2nd ed. Natick: A K Peters, Ltd; 1998.

Istas J. Wavelet coefficients of a Gaussian process and applications. *Annales de l'I. H. P.* 1992; 28,4:537-56.

Ivorra A. *Bioimpedance monitoring for physicians: An overview*. Centre Nacional de Microelectronica: Biomedical Applications Group, July 2003. Disponível em: [http://www.lidteck.com/1PDF/7.%20%20Bioimpedance\\_for\\_physicians\\_rev1.pdf](http://www.lidteck.com/1PDF/7.%20%20Bioimpedance_for_physicians_rev1.pdf).

Korjenevsky A V. Reconstruction of absolute conductivity distribution in Electrical Impedance Tomograph. In: Proc. IX Int. Conf. Electrical Bio-Impedance. Heidelberg; 1995. p.532-35. Disponível em: <http://www.cplire.ru/tserver/paper1/>

Lima CR. *Estudo da obtenção de imagens de tomografia de impedância elétrica do pulmão pelo método de otimização topológica* [tese]. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo; 2006.

Lyons RG. *Understanding Digital Signal Processing*. 2nd ed. Delhi: Pearson Education, Inc.; 2005.

Lipschutz S. *Schaum's Outline of Theory and Problems of Linear Algebra*. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Companies Inc.; 1991.

Mallat SG. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 3rd ed.:The Sparse Way. Academic Press; 2008.

Malmivuo J, Plonsey R. *Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. New York: Oxford University Press; 1995.

Martins, CAS. Vasodilatadores. *Rev Bras Anesthesiol*. 1994; 44,1: 91 - 4

Mertins A. *Signal Analysis: Wavelets, Filter Banks, Time-Frequency Transforms, and Applications*. New York: John Willey & Sons Ltd.; 1999.

Misiti M, Misiti Y, Oppenheim G, Poggi JM. *Wavelet Toolbox 4 User's Guide. Version 4.4 (Release 2009a)*. The MathWorks, Inc. Disponível em: [http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/pdf\\_doc/wavelet/wavelet\\_ug.pdf](http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/pdf_doc/wavelet/wavelet_ug.pdf).

Morettin PA. *Ondas e ondaletas: da análise de Fourier à Análise de Ondaletas*. São Paulo: Edusp; 1999.

Noor JAE. *Electrical Impedance Tomograph at low frequencies* [thesis]. Sydney: Faculty of Science at University of New South Wales; 2007. Disponível em: <http://www.library.unsw.edu.au/~thesis/adt-NUN/uploads/approved/adtNUN20070927.141531/public/02whole.pdf>.

Pai CN, Moura FS, Schweder RK, Mirandola LAS, Aya JCC, Lima RG. *A black-box back-projection algorithm for electrical impedance tomography*. In: Proceedings of COBEM 2005, 18th International Congress of Mechanical Engineering. November 6-11, 2005, Ouro Preto, MG. Disponível em: [http://www.lim09.com.br/pdf/Cobem\\_Black\\_Box.pdf](http://www.lim09.com.br/pdf/Cobem_Black_Box.pdf).

Polikar R. *The Engineer's Ultimate Guide to Wavelet Analysis: The Wavelet Tutorial*. 2001. Disponível em: <http://engineering.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>.

Soman KP, Ramachandran KI. *Insight into Wavelets from Theory to Practice*. 2<sup>nd</sup> ed. New Delhi: Prentice Hall of India; 2006.

Stark HG. *Wavelets and Signal Processing: An Application-Based Introduction*. Berlin: Springer; 2005.

Strang G, Nguyen T. *Wavelets and filter banks*. Wellesley: Wellesley-Cambridge Press; 1996.

Tanaka H. *Estudo da perfusão e ventilação pulmonar em imagens de tomografia de impedância elétrica através de modelagem fuzzy* [tese]. São Paulo: Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo; 2007.

Tanaka H, Ortega NRS, Galizia MS, Borges JB, Amato MBP. Fuzzy modeling of electrical impedance tomography images of the lungs. *Clinics*. 2008; 63,3:363-70.

Torrence C, Compo G. A practical guide to *wavelet* analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 1998; 79:61-78.

Trigo FC. *Filtro estendido de Kalman aplicado à tomografia por impedância elétrica* [dissertação]. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo; 2001.

Valens C A. *Really Friendly Guide to Wavelets*. 2004. Disponível em: <http://perso.wanadoo.fr/polyvalens/clemens/wavelets/wavelets.html>.

Victorino JA *Tomografia de impedância elétrica: validação da ventilação regional através da tomografia computadorizada* [tese]. São Paulo: Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo; 2003.

Victorino JA, Borges JB, Okamoto VN, Matos GFJ, Tucci MR, Caraméz MPR, Tanaka H, Sipmann FS, Santos DCB, Barbas CSV, Carvalho CRR, Amato MBP. Imbalances in Regional Lung Ventilation: A Validation Study on Electrical Impedance Tomography. *Am J Respir Crit Care Med*. 2004; 169: 791–800.

Walnut DF. *An Introduction to Wavelet Analysis*. Boston: Birkhäuser Boston; 2004.

# APÊNDICES

## A) Ambiente de desenvolvimento

### *Sistema Operacional:*

- Microsoft Windows XP Professional;
- Service Pack: Service Pack 3

### *Computador pessoal:*

- Nome da Placa Mãe: Asus A8V Deluxe (5 PCI, 1 AGP, 4 DDR DIMM, Audio, Gigabit LAN, IEEE-1394);
- Tipo de processador: AMD Athlon 64, 2000 MHz (10 x 200) 3200+;
- Velocidade de clock do processador: 2002.6 MHz (original: 2000 MHz);
- Chipset da Placa Mãe: VIA K8T800Pro, AMD Hammer;
- Memória do Sistema: 2048 MB (PC3200 DDR SDRAM), DIMM2: Samsung M3 68L3223ETN-CB3 1 GB PC3200, DDR SDRAM (2.5-4-4-9 @ 200 MHz) (2.0-3-3-7 @ 166 MHz).

### *Software de programação:*

- MathWorks MATLAB versão 7.6.0.324 (R2008a);
- *Wavelet* Toolbox 4.2 do MATLAB.

## B) Wavelets Coiflets

São *wavelets* compactamente suportadas com o mais alto número de momentos nulos para uma dada largura de suporte, tanto para a função de escala como para a *wavelet* .

Algumas características desta família de *wavelets* são apresentadas a seguir:

- Família: *Coiflets*
- Nome curto: *coif*
- Ordem  $N$ :  $N=1,2,3,4,5$ .
- Exemplos: *coif2,coif4*
- É ortogonal
- É biortogonal
- Tem suporte compacto
- Largura do suporte é igual a  $6N-1$
- Tamanho dos filtros é igual a  $6N$
- Número de momentos nulos para a função escala é igual a  $2N-1$
- Número de momentos nulos para a função *wavelet* é igual a  $2N$
- É possível realizar a transformada *wavelet* contínua
- É possível realizar a transformada *wavelet* discreta

As funções escala e *wavelet* desta família são apresentadas na figura B.1:

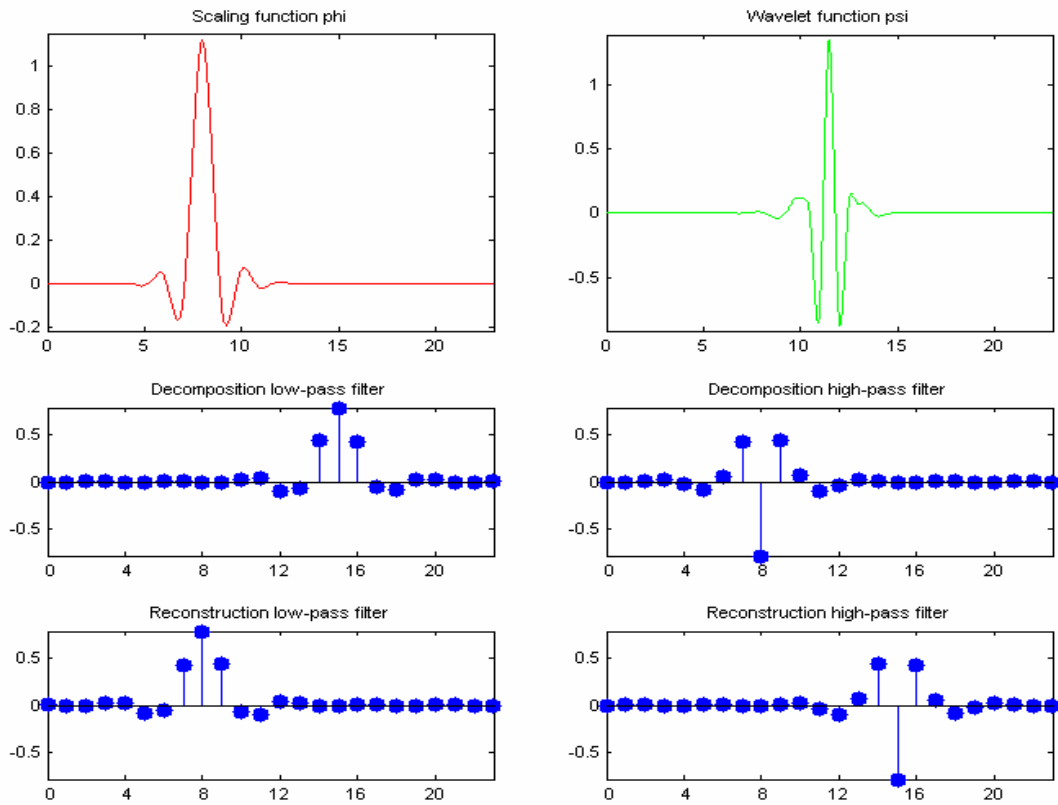


Figura B.1 As funções escala e *wavelet* da coiflet de ordem 4 (coif4), bem como seus correspondentes coeficientes dos filtros passa-baixa e passa-alta usados na AMR (e na WD)

As informações acima foram obtidas do Matlab, por meio do comando `waveinfo('coif')`. Outras informações podem ser obtidas em Daubechies (1992, p.258) e Misiti et al. (2009).



**C) Método1 - *Pixel* de referência (média dos coeficientes)**  
**Método2 - *Pixel* de referência (valor máximo dos coeficientes)**

```
function [saida] = IdCor()
%=====
clc;clear all;

%med
% cutCoef=0.70; %threshold usado pelo método 1
% medmax=1; %seleciona o método 1 (pegar o valor médio)
%=====
%max-cut06
cutCoef=0.6; %threshold usado pelo método 2
medmax=0; %seleciona o método 2 (pegar o valor máximo)
%=====
% O programa foi feito para rodar no desktop e também no notebook, por
% isso, há necessidade de especificar o diretório (com drive) correto
%
Path = sscanf(pwd,'%c');
drive = Path(1);
switch drive
    case 'G'
        addpath(genpath('G:\Estudo\Projeto\Excel Matlab\Parameter\ mfiles'));

    case 'I'
        addpath(genpath('I:\Programas\Libraries\mfiles'));

    case 'F'
        addpath(genpath('F:\Programas\Libraries\mfiles'));
end
%
% mfiles - são funções de interface com o usuário
%
%=====
%
ciclos={'P0Peep18','P0Peep12','P0Zeep',...
        'P1_Bb1','P1_Bb2','P1_Bn1','P1_Bn2','P1_Br1','P1_Br2',...
        'P2_Bb1','P2_Bb2','P2_Bn1','P2_Bn2','P2_Br1','P2_Br2',...
        'P3_Bb1','P3_Bn1','P3_Br1','P3_Br2',...
        'P4_Ab1','P4_Ab2','P4_Ac1','P4_Ac2','P4_An1',...
        'P5_C4pos','P5_C4pre','P5_C4_pos','P5_C4_pre','P5_COpos'...
        'P5_COpre',...};

wavelets={'gaus4','gaus1','gaus2','mor1','mexh','haar','db2','db3',...
          'sym4','sym6','coif1','coif2','bior1.3','bior1.5',...
          'rbio2.2','rbio2.4','rbio3.1','rbio3.3','rbio3.5'};

% Este programa permite selecionar outras wavelets-mãe, além da gaus4
%=====
% Interface de entrada de dados e seleção das saídas desejadas
```

```

%
p1=parameter('IdCor V3 - Identificador de Coração');
p1=add(p1,'pop-up menu','Selecione o ciclo',ciclos); % os ciclos aqui
são na verdade os mapas TIE de perfusão fornecidos pelo algoritmo de
construção de imagens

p1=add(p1,'pop-up menu','Selecione a wavelet',wavelets);

p1=add(p1,'bool','Gera arquivos MAT, MAP e SinalR'); % estes são
arquivos utilizados por um outro programa na geração de Mapa TIE
clivável.

p1=add(p1,'panel','Selecione as saídas',11);
p1=add(p1,'bool','Figura 10 - Impedância máxima - Impedância mínima
durante a primeira metade do ciclo cardíaco');
p1=add(p1,'bool','Figura 11 - Impedância no instante correspondente à
metade do ciclo - Impedância no instante inicial');
p1=add(p1,'bool','Figuras 100 - Mapas TIE para cada instante');
p1=add(p1,'bool','Figura 200 - Pixel de Referência');
p1=add(p1,'bool','Figura 300 - Mapa dos coeficientes WC sem
normalização');
p1=add(p1,'bool','Figura 301 - Mapa 3D dos coeficientes WC sem
normalização');
p1=add(p1,'bool','Figura 302 - Mapa normalizado dos coeficientes WC');
p1=add(p1,'bool','Figuras 303 e 304 - Máscaras - coeficientes acima do
threshold');
p1=add(p1,'bool','Figura 400 - Mapa normalizado da média dos
coeficientes acima do threshold',1);
p1=add(p1,'bool','Figura 401 - Mapa normalizado e contrastado da média
dos coeficientes acima do threshold',1);
p1=add(p1,'bool','Figura 500 - Histograma dos coeficientes do Mapa
normalizado após ZSCORE');

p1=add(p1,'bool','Fechar as Janelas',1);
p1=add(p1,'radiobutton','EXIT');
p1=add(p1,'button','OK','close');

p1=setmode(p1,'modal');
p1=parametergui(p1);
%=====
%
fim2 = get(p1, 'Fechar as Janelas');
if fim2 == 1 , close all; end

fim1 = get(p1, 'EXIT');
if fim1 == 1 , return; end

disp('INICIO');
%=====
% Início das medidas de desempenho de processamento
%
ftempo = fopen('Resultados\TIMES.txt','a+');
% fprintf (ftempo, 'MÉTODO 2\n');
% fprintf (ftempo, '%15s %7s
%15s\n','Experimentos','CPUTIME','WALLCLOCKTIME');
time0 = cputime;

```

```

tic;
% t0 = clock;
%=====
%
wavelet=get(p1,'Selecione a wavelet');
peep=get(p1,'Selecione o ciclo');
geraMAT = get(p1, 'Gera arquivos MAT');

fig10 = get(p1, 'Figura 10');
fig11 = get(p1, 'Figura 11');
figs100 = get(p1, 'Figuras 100');
fig200 = get(p1, 'Figura 200');
fig300 = get(p1, 'Figura 300');
fig301 = get(p1, 'Figura 301');
fig302 = get(p1, 'Figura 302');
figs303_304 = get(p1, 'Figuras 303 e 304');
fig400 = get(p1, 'Figura 400');
fig401 = get(p1, 'Figura 401');
fig500 = get(p1, 'Figura 500');
%=====
% Leitura do Mapa TIE de perfusão selecionado
%
switch peep
    case 'P0Peep18'
        load ('ciclos\ciclocardiaco.txt');
        pixels=ciclocardiaco;

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P0Peep18',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P0Peep12'
        load ('ciclos\OneCardCiclePeep12P2.txt');
        pixels=OneCardCiclePeep12P2;

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P0Peep12',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P0Zeep'
        load ('ciclos\OneCardCiclezeepP5.txt');
        pixels=OneCardCiclezeepP5;

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P0Zeep',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Bb1'
        load ('ciclos\P1_Bb1.txt');
        pixels=P1_Bb1;

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P1_Bb1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Bb2'
        load ('ciclos\P1_Bb2.txt');
        pixels=P1_Bb2;

```

```

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P1_Bb2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Bn1'
        load ('ciclos\P1_Bn1.txt');
        pixels=P1_Bn1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P1_Bn1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Bn2'
        load ('ciclos\P1_Bn2.txt');
        pixels=P1_Bn2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P1_Bn2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Br1'
        load ('ciclos\P1_Br1.txt');
        pixels=P1_Br1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P1_Br1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P1_Br2'
        load ('ciclos\P1_Br2.txt');
        pixels=P1_Br2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P1_Br2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Bb1'
        load ('ciclos\P2_Bb1.txt');
        pixels=P2_Bb1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Bb1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Bb2'
        load ('ciclos\P2_Bb2.txt');
        pixels=P2_Bb2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Bb2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Bn1'
        load ('ciclos\P2_Bn1.txt');
        pixels=P2_Bn1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Bn1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Bn2'
        load ('ciclos\P2_Bn2.txt');
        pixels=P2_Bn2;

```

```

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Bn2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Br1'
        load ('ciclos\P2_Br1.txt');
        pixels=P2_Br1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Br1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P2_Br2'
        load ('ciclos\P2_Br2.txt');
        pixels=P2_Br2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P2_Br2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P3_Bb1'
        load ('ciclos\P3_Bb1.txt');
        pixels=P3_Bb1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P3_Bb1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P3_Bn1'
        load ('ciclos\P3_Bn1.txt');
        pixels=P3_Bn1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P3_Bn1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P3_Br1'
        load ('ciclos\P3_Br1.txt');
        pixels=P3_Br1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P3_Br1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P3_Br2'
        load ('ciclos\P3_Br2.txt');
        pixels=P3_Br2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P3_Br2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P4_Ab1'
        load ('ciclos\P4_Ab1.txt');
        pixels=P4_Ab1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P4_Ab1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P4_Ab2'
        load ('ciclos\P4_Ab2.txt');
        pixels=P4_Ab2;

```

```

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P4_Ab2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P4_Ac1'
        load ('ciclos\P4_Ac1.txt');
        pixels=P4_Ac1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P4_Ac1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P4_Ac2'
        load ('ciclos\P4_Ac2.txt');
        pixels=P4_Ac2;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P4_Ac2',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P4_An1'
        load ('ciclos\P4_An1.txt');
        pixels=P4_An1;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P4_An1',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P5_C4pos'
        load ('ciclos\P5_C4pos.txt');
        pixels=P5_C4pos;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P5_C4pos',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P5_C4pre'
        load ('ciclos\P5_C4pre.txt');
        pixels=P5_C4pre;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P5_C4pre',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P5_C4_pos'
        load ('ciclos\P5_C4_pos.txt');
        pixels=P5_C4_pos;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P5_C4_pos',geraMAT,figs100,fig10
,fig11);

    case 'P5_C4_pre'
        load ('ciclos\P5_C4_pre.txt');
        pixels=P5_C4_pre;

[NewPixels,ROImask]=Gerfiles(pixels,'P5_C4_pre',geraMAT,figs100,fig10
,fig11);

    case 'P5_COpos'
        load ('ciclos\P5_COpos.txt');
        pixels=P5_COpos;

```

```

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P5_COpos',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

    case 'P5_COpre'
        load ('ciclos\P5_COpre.txt');
        pixels=P5_COpre;

[NewPixels,ROImask]=Gerarfiles(pixels,'P5_COpre',geraMAT,figs100,fig10,
fig11);

end

%=====
% Encontra o pixel que durante a 1ª metade do ciclo cardíaco obteve
% a maior variação positiva em sua amplitude.
%
% Todos os sinais TIE estão sincronizados com o pico da onda R, e
% portanto, dado que a partir deste momento ocorre a contração
% ventricular, é de se esperar que o sangue expulso desta cavidade
% faça aumentar a impedância durante este período. Visto que durante
% esta fase, as cavidades torácicas que mais perdem volume sanguíneo
% são os ventrículos, espera-se que ao identificar o pixel cujo sinal
% TIE tenha sofrido, durante esta fase sistólica, a máxima variação
% positiva em sua impedância, estaremos encontrando um pixel de região
% ventricular. Esta suposição está de acordo com a literatura
%
%
pixels = NewPixels;
[nl nc] =size (pixels);
Nescalas = nl;

half=fix(nl/2); % encontra-se o instante correspondente à metade do
ciclo
pixels_half = pixels(1:half,:); % Pega-se apenas a metade do ciclo

[MaxPixels iMaxPixels]= max(pixels_half); % Procura-se o máximo valor
da impedância e o instante em que ocorreu
[MinPixels iMinPixels]= min(pixels_half); % Procura-se o mínimo valor
da impedância e o instante em que ocorreu

VariacaoMax=MaxPixels - MinPixels; % Calcula-se a variação entre o
máximo e o mínimo valores
VariacaoInd=iMaxPixels - iMinPixels; % Calcula-se a diferença entre os
instantes. Ela será positiva se o valor máximo ocorreu depois do
mínimo e negativa em caso contrário
VariacaoInd_abs=abs(VariacaoInd);
Sinal=VariacaoInd ./ VariacaoInd_abs; % Calcula-se o sinal da
variação: positiva significa que a impedância aumentou e negativa que
ela diminuiu

Variacao=VariacaoMax .* Sinal;

[ValorMax PixelMax]= max(Variacao); % Procura-se o pixel que sofreu a
maior variação positiva em sua impedância

```

```

InstanteMax=iMaxPixels(PixelMax); % Procura-se o instante em que
ocorreu essa máxima variação

pad=pixels(:,PixelMax); % O pixel encontrado é tomado como padrão
(região ventricular)

    if fig200 == 1
        figure(200);
        plot(pad); % plota o pixel de Referência encontrado
        title(['Pixel de Referência = Pixel ' num2str(PixelMax)]);
    end

    coefpad = cwt(pad,1:half,wavelet); %COEFS = cwt(S,SCALES,'wname')
    % o pixel de referência é decomposto pela wavelet contínua

    [MaxCoef iScalas] = max(coefpad); % são encontrados os
coeficientes máximos

    [ValorMaxCoef iInstante]= max(MaxCoef);
    ScalaMax=iScalas(iInstante);

    if fig300 == 1
        figure(300); % Mapa dos coeficientes sem normalização
        pcolor(coefpad); % plota os coeficientes no plano
            % deslocamento-escala
        title('Mapa dos coeficientes WC sem normalização');
        xlabel('Instantes (unidades de 0,02s)');
        ylabel('Escalas');
        colormap(jet(16));
        colorbar;
        grid minor;
    end

    if fig301 == 1
        figure(301);
        coefpad1 = cwt(pad,1:Nescalas,wavelet,'3Dg1b');
        % plota os coeficientes no plano deslocamento-escala em 3D
        title('Mapa 3D dos coeficientes WC sem normalização');
        colormap(jet(16));
        colorbar;
    end

%===== Normalização dos Coeficientes =====
Coeftlinear01 = NormaCoef(coefpad);

    if fig302 == 1
        figure(302);
        pcolor(Coeftlinear01); %plota os coeficientes wavelet normalizados
        title('Mapa normalizado dos coeficientes CWT');
        xlabel('Instantes (unidades de 0,02s)');
        ylabel('Escalas');
        colormap(jet(16));
        colorbar;
        grid minor;
    end
end

```



```

%=====
% Constrói-se a máscara dos coeficientes que se encontram acima de um
% especificado threshold.
%
[nl nc] = size(coefpad);
tam=nc * nl;

ROICoefL=zeros(1,tam);
ROICoefM = zeros(nl,nc);
ROICoefM1 = zeros(nl,nc);
j=1;
for k=1:nl
    for m=1:nc
        if Coeflinear01(k,m) >= cutCoef
            ROICoefL(j)=1;
            j=j+1;
            ROICoefM(k,m)=1;
            if m <= half
                ROICoefM1(k,m)=1;
            end
        end
    end
end

end

end

if figs303_304 == 1
    figure(303);
    pcolor(ROICoefM);
    % plota a máscara dos coeficientes que estão acima do threshold
    title(['Máscara threshold = ' num2str(cutCoef)]);
    xlabel('Instantes (unidades de 0,02s)');
    ylabel('Escalas');
    colormap(jet(16));
    colorbar;
    grid minor;

    figure(304);
    pcolor(ROICoefM1);
    % plota a máscara dos coeficientes que estão acima do threshold
    % (metade do ciclo)
    title(['Máscara - metade do ciclo threshold = '
num2str(cutCoef)]);
    xlabel('Instantes (unidades de 0,02s)');
    ylabel('Escalas');
    colormap(jet(16));
    colorbar;
    grid minor;
end

%=====
% Decomposição de todos os sinais TIE pela Wavelet Contínua
%
for i=1:1024
    coefs = cwt(pixels(:,i),1:half,wavelet);
    [nl nc] = size(coefs);
    j=1;
    tam=nc * nl;

```

```

CoefM=zeros(tam,1024);
for k=1:nl
    for m=1:nc
        if ROICoefM1(k,m) == 1
            CoefM(j,i)=coefs(k,m);
            j=j+1;
        end
    end
end
Soma=0;

for k=1:j
    Soma= Soma+CoefM(k,i);
end

if medmax == 0
    [maior indic]= max(CoefM(1:j,i));
    Maps(i) = maior; % valor máximo usado pelo método 2
else
    Maps(i)= Soma/j; % valor médio usado pelo método 1
end

end

[NewMapNorm NewMapNormSeg] = MapNorm(Maps,fig500);
% normalização do mapa

if fig400 == 1
    title400= ['Mapa normalizado da média dos coeficientes
acima do threshold = ' num2str(cutCoef)];
    show(NewMapNorm,400,ROImask,title400); % plota o mapa
end

if fig401 == 1
    title401= ['Mapa normalizado da média dos coeficientes
acima do threshold = ' num2str(cutCoef) ' COM A REGIÃO CARDÍACA
IDENTIFICADA'];
    show(NewMapNormSeg,401,ROImask,title401); % plota o mapa
end

SaveMapFile (NewMapNormSeg,peep); % salva arquivo que será
usado por outro programa que gerará a curva ROC

disp('FIM');
=====
% Cômputo final das medidas de desempenho de processamento
%
% dclock = etime(clock,t0);
% dputime= cputime - time0;
% dclock=toc;

fprintf (ftempo,'%15s   %2.6f   %2.6f\n',peep, dputime, dclock);
% fprintf (ftempo,'-----\n');

```

```

    fclose(ftempo);
%-----
end

%=====
% Função show: Plota um mapa
%
function [saida]= show(Mapa,n1,ROImask,titulo)

for k=1:1:1024
    if ROImask(k) == 0
        Mapa(k) = nan;
    end
end

Matriz_fig=zeros(33,33);

for i=1:1024
    v=rem(i,32); %resto

    if v == 0
        v=32;
        h=fix(i/32); %quociente
    else
        h=fix(i/32)+1;
    end

    Matriz_fig(h,v)= Mapa(i);
end

set(0,'Units','pixels');
scnsz = get(0,'screenSize');

f=figure(n1); set(f,'Position',scnsz);
clf;
pcolor(Matriz_fig);
%   surfc(Matriz_fig);
%   colormap(jet(10));
%   colormap(gray(32));
colorbar;
axis ij;
grid minor;
%   title(num2str(n1));
%   title(titulo);

end

%=====
% Função Gerarfiles: dependendo da variável geraMAT, geram-se os
% arquivos MAT, MAP e SinalR usados por outro programa na geração do
% MAPA TIE clicável
% Também são gerados dois Mapas:
% fig10 - Mapa cujos pixels correspondem à diferença entre a
%         Impedância máxima e a mínima medidas durante a primeira
%         metade do ciclo cardíaco
% fig11 - Mapa cujos pixels correspondem à diferença entre a

```

```

%           Impedância no instante correspondente à metade do ciclo
%           cardíaco e a Impedância no instante inicial do mesmo ciclo.
% Estes mapas não fazem parte do método. Foram gerados apenas para
% observação de seus resultados
%
function [N,ROImask] =
Gerarfiles(ciclo,peep,geraMAT,figs100,fig10,fig11)

ROImask = load('ROImask');
%-----
[nl nc] = size(ciclo);
half=fix(nl/2);
maps=ciclo(1:half,:);
Vtdelta1=range(maps);
Vtdelta2=ciclo(half,:) - ciclo(1,:);

if fig10 == 1
    title10='Impedância máxima - Impedância mínima durante a primeira
metade do ciclo cardíaco';
    show(Vtdelta1,10,ROImask,title10);
end

if fig11 == 1
    title11='Impedância no instante correspondente à metade do ciclo -
Impedância no instante inicial';
    show(Vtdelta2,11,ROImask,title11);
end

N=ciclo;
if figs100 == 1
    [nl nc] = size(ciclo);
    for i=1:nl
        title1=['Mapa TIE no instante ' num2str(i)];
        show (ciclo(i,:),100+i,ROImask,title1);
    end
end

%=====

vroi = ciclo;

if geraMAT == 1

    PathCor=pwd;

    switch peep
    case 'P0Peep18'
        MAT = strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep18\MAT');
        MAP = strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep18\MAP');
        SinalR = strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep18\SinalR');
        cd(MAT);
    case 'P0Peep12'
        MAT = strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep12\MAT');
        MAP=strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep12\MAP');
        SinalR=strcat(PathCor,'\Resultados\CrossWave\P0Peep12\SinalR');
        cd(MAT);
end

```

```

case 'P0Zeep'
    MAT = strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P0Zeep\MAT');
    MAP=strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P0Zeep\MAP');
    SinalR=strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P0Zeep\SinalR');
    cd(MAT);

case 'P1_Bb1'
    MAT = strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P1_Bb1\MAT');
    MAP=strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P1_Bb1\MAP');
    SinalR=strcat(PathCor, '\Resultados\CrossWave\P1_Bb1\SinalR');
    cd(MAT);

%...

end

for i=1:1:1024
    IndFrame = sprintf('Pixel%d',i);
    pixel = vroi(:,i);
    save(IndFrame, 'pixel');
end

cd(MAP);

[nInstantes,nc] = size(vroi);

for i=1:nc
    clf;
    axis([1 nInstantes -1 1]);
    plot(vroi(:,i));
    title(['Pixel ', num2str(i)]);
    IndFrame = sprintf('Pixel%d',i);
    h=gcf;print(h, '-djpeg90', IndFrame);
end

scale=0.30;

for i=1:nc
    cd(MAP);
    IndFrame = sprintf('Pixel%d',i);
    IndF=strcat(IndFrame, '.jpg')
    A=imread(IndF);
    B = imresize(A, scale);
    cd(SinalR);
    imwrite(B, IndF);
end
cd(PathCor);
str=['PEEP ', peep];
disp(str);
end
end

```

```

%=====
% Função NormaCoef : normaliza os coeficientes para o espaço [0,1]
%
function Coeflinear01 = NormaCoef(coefpad)
    [nl nc] = size(coefpad);
    tam=nc * nl;
    coefs=reshape(coefpad,tam,1);
    Coefdelta=range(coefs);
    Coefmin=min(coefs);

    for k=1:tam
        if Coefdelta ~= 0
            Coeflinear(k)=(coefs(k)-Coefmin)/Coefdelta;
        else
            Coeflinear(k)= 0;
        end
    end

    Coeflinear01 = reshape(Coeflinear,nl,nc);

end

%=====
% Função MapNorm : segmenta o mapa, normalizando seus valores pelo
% método z-score
%
function [NewMapNorm NewMapNormSeg] = MapNorm(map,fig500)
    [nl nc] = size(map);
    tam=nc * nl;
    Coefdelta=range(map);
    Coefmin=min(map);
    %-----
    for k=1:tam
        if Coefdelta ~= 0
            NewMapNorm(k)=(map(k)-Coefmin)/Coefdelta;
        else
            NewMapNorm(k)= 0;
        end
    end
    %-----
    [Z,mu,sigma] = zscore(NewMapNorm);% zscore - função do Matlab

    if fig500 == 1
        figure(500);
        hist(Z); % Plota o histograma
        title('Histograma dos coeficientes do Mapa normalizado
após ZSCORE');
        xlabel('Coeficientes em unidades de desvios padrões');
        ylabel('Frequência absoluta dos coeficientes');
    end
    %-----
    for k=1:1024
        if abs(Z(k)) > 0.5
            NewMapNormSeg(k) = NewMapNorm(k);
        else NewMapNormSeg(k) = NewMapNorm(k)/5;
        end
    end

```

```

        end
    end
    %=====
    % Função saída : salva o arquivo do Mapa (wavelet) a ser usado pelo
    % programa que gerará a curva ROC
    %
    function saída = SaveMapFile (map,peep)

    PathCor=pwd;

    PEEPdir = strcat(peep,'\',peep,'_heart_wavelet.txt');
    heart_wavelet = strcat(PathCor,'\Resultados\IdCorV3\',PEEPdir);
    fid = fopen(heart_wavelet, 'wt');
    %-----
    for i=1:1:1024,
        fprintf( fid,'%2.6f\n', map(i));
    end;
    fclose(fid);
    %-----
end

```