

**Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia Biomédica**

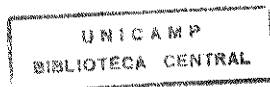
OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DO FILTRO BUTTERWORTH NA RECONSTRUÇÃO TOMOGRÁFICA EM SPECT CARDÍACO

Rubens Abe

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica

Este exemplar corresponde a redação final da tese
defendida por RUBENS ABE
e aprovada pela Comissão
Julgada em 02.10.99
Orientador

**Campinas
Julho - 1999**



**Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia Biomédica**

**OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DO FILTRO
BUTTERWORTH NA RECONSTRUÇÃO
TOMOGRÁFICA EM SPECT CARDÍACO**

Rubens Abe

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP, para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Sérgio S. Furuie

**Comissão Julgadora : Prof. Dr. Lincoln de Assis Moura Jr.
Prof. Dr. Eduardo Tavares Costa**

**Campinas
Julho - 1999**

UNIDADE	BC
N.º CHAMADA:	8.011.111
	01.000
V.	Ex.
TOMBO BC/	38993
PROC.	229199
C	☐
D	☒
VALOR	R\$ 11,00
	09/10/99
CPD	

CM-00126436-0

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

Ab33o Abe, Rubens
Otimização dos parâmetros do filtro butterworth na
reconstrução tomográfica em spect cardíaco. / Rubens
Abe.--Campinas, SP: [s.n.], 1999.

Orientador: Sérgio S. Furuie.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação.

1. Processamento de imagens. 2. Medicina nuclear.
3. Tomografia. 4. Diagnóstico por imagem. I. Furuie,
Sérgio S. II. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III.
Título.

RESUMO

Têm sido formulados vários filtros digitais que levam em consideração a natureza estatística do ruído para a melhoria da qualidade final das imagens de SPECT (tomografia por emissão de fóton único). Este trabalho avalia a estimativa das projeções (filtro de Maeda), que leva em consideração o modelo de ruído de Poisson e melhora a qualidade das reconstruções tomográficas com baixa relação sinal-ruído, que é o caso de imagens de SPECT. Diversos artigos sobre processamento de imagens de medicina nuclear afirmam que o ruído nas imagens segue a distribuição de Poisson. Portanto, é muito importante conhecer a característica do ruído em toda faixa de contagem nas projeções (com e sem correção de atenuação) de SPECT utilizadas em imagens clínicas, para aplicar eficientemente a estimativa das projeções.

Na primeira parte deste trabalho foi feito um estudo da caracterização do ruído, usando imagens reais obtidas de "phantom" (simulador) cilíndrico.

A análise estatística das contagens utilizando o "Goodness of Fit Test" mostrou os seguintes resultados: 1) A distribuição de ruído é de Poisson na faixa de 20 a 150 contagens/pixel e não é Poisson mas Gaussiana na faixa de 200 a 400 nas projeções sem pré-processamento; 2) As projeções com correção de atenuação não têm distribuição de Poisson em nenhum nível de contagem, mas é Gaussiana na faixa de 200 a 400.

Como nas projeções de SPECT clínico as contagens/pixel são < 150 , conclui-se que se pode utilizar a estimativa das projeções ou outro filtro que considere o ruído com distribuição de Poisson. Para contagens entre 200 e 400 deve-se empregar um filtro que considere a distribuição Gaussiana, e para as projeções com correção de atenuação e contagens inferiores a 150 não se deve aplicar filtros do tipo Poisson ou Gaussiana.

A segunda parte deste trabalho consiste em otimizar o SPECT cardíaco aplicando a estimativa das projeções em "phantoms" sintéticos. Na maioria dos sistemas comerciais de SPECT, utiliza-se para reconstrução tomográfica, a Retroprojeção Filtrada com filtro Butterworth. Este filtro possui dois parâmetros livres que são usados nos exames clínicos sem otimização, fazendo-se uma comparação visual das imagens reconstruídas com diferentes parâmetros e escolhidas qualitativamente. Os parâmetros do filtro Butterworth foram otimizados para retroprojeção filtrada com e sem estimativa das projeções, para detectabilidade de infartos (menor concentração radioativa no miocárdio) ou áreas frias, através da determinação do valor máximo da figura de mérito de detectabilidade de áreas frias. Também foi avaliado o comportamento das figuras de mérito de precisão estrutural e detectabilidade de áreas quentes (maior concentração) em função dos parâmetros do filtro. Os resultados obtidos foram:

1) Com estimativa das projeções : frequência de corte $= 0,25$ Nyquist e ordem $= 7$.

2) Somente com filtro Butterworth : frequência de corte $= 0,25$ Nyquist e ordem $= 7$.

Nota-se que os parâmetros otimizados para as reconstruções foram os mesmos, com e sem estimativa das projeções. As figuras de mérito de detectabilidade de áreas frias e quentes para reconstruções com estimativa das projeções variam pouco com a ordem e a frequência de corte.

Conclui-se que a utilização da estimativa das projeções nas reconstruções de SPECT melhora significativamente ($p < 0,005$) a precisão estrutural sem resultar em melhoria na detectabilidade de áreas frias e quentes, e traz a vantagem adicional de se obter imagens tomográficas que não dependam tanto do filtro de reconstrução.

ABSTRACT

OPTIMIZATION OF BUTTERWORTH FILTER PARAMETERS IN THE TOMOGRAPHIC RECONSTRUCTION IN CARDIAC SPECT

Several digital filters that take into account the statistical nature of the noise have been formulated for the improvement of the final quality of SPECT images (Single Photon Emission Tomography). This work evaluates the projection estimation (Maeda filter), that takes in consideration the Poisson noise model and improves the quality of the tomographic reconstructions with low signal-noise ratio, which is the case of SPECT images. Several articles on processing of nuclear medicine images state that this type of noise follows the Poisson distribution. Therefore, it is very important to know the characteristics of the noise in all count range in SPECT projections (with and without attenuation correction) considered in the clinical images, in order to use efficiently the projection estimation.

In the first part of this work, a study of the noise characterization was carried out, using real images obtained from a cylindrical phantom.

The statistical analysis of the measured counts using Goodness of Fit Test showed the following results: 1) The noise distribution is Poisson in the range from 20 to 150 counts/pixel and it is not Poisson but Gaussian in the range from 200 to 400 in projections without any pre-processing; 2) The projections with attenuation correction do not have Poisson distribution in any count level, but it is Gaussian in the range from 200 to 400.

Since in clinical SPECT projections the counts/pixel is < 150 , the projection estimation or other filter that considers the Poisson distribution noise can be used. For counts between 200 and 400 a filter that considers the Gaussian distribution should be used, and for projections with attenuation correction and counts < 150 we should not apply Poisson or Gaussian type filters.

The second part of this work consists in optimizing the cardiac SPECT using the projection estimation in synthetic phantoms. In most of the commercial SPECT systems, Filtered Backprojection with Butterworth filter is used for tomographic reconstruction. This filter has two free parameters that are used in the clinical exams without optimization, one makes a visual comparison of the reconstructed images with different parameters and these are qualitatively chosen. The Butterworth filter parameters were optimized for both the cases, with and without projection estimation, for infarcts or cold areas detectability (smaller concentration of radioactivity in myocardium), through the maximum value of the figure of merit determination for cold spot detectability. The behaviour of the figure of merit for structural precision and hot spot detectability (larger concentration) were also evaluated as function of the filter parameters. The obtained results were:

- 1) With projections estimation : cut off frequency $= 0.25$ Nyquist and order $= 7$.
- 2) With only Butterworth filter : cut off frequency $= 0.25$ Nyquist and order $= 7$.

It is noticed that the optimized parameters for the reconstructions were the same, with and without the projection estimation. For reconstruction with projection estimation the figures of merit for cold and hot spots detectability vary little with order and cut off frequency.

In conclusion, the use of the projection estimation in SPECT reconstruction improves significantly ($p < 0.005$) the structural precision without resulting in improvement in detectability of cold and hot spots and brings the additional advantage of obtaining tomographic images that are less sensitive to the reconstruction filter.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Prof. Dr. Sérgio Shiguemi Furuie, pela orientação dedicada, objetiva, e a transferência de conhecimentos ao longo de todo o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Lincoln de Assis Moura Jr., pelo incentivo e orientação inicial deste trabalho.

À Marina de Fátima de Sá Rebelo, pelo trabalho de implementação do algoritmo de reconstrução tomográfica.

Ao Matthias L. Egger, pelo auxílio nos refinamentos do algoritmo de reconstrução.

À Prof. Dra. Cecil Chow Robilotta, pelas valiosas sugestões e discussões dadas no final deste trabalho.

Ao Dr. José Cláudio Meneghetti, por permitir a realização do curso de Pós-graduação na UNICAMP.

A todos os meus colegas do Serviço de Radioisótopos do INCOR, Adicléia, Agda, Alessandra, Edemar, Eliana, Gerson, Hamilton, Iris, Ivone, Lorena, Marco, Nilton e Silvana, que de alguma maneira contribuíram para a conclusão deste trabalho.

À minha família pela paciência e compreensão ao longo desses anos de estudo.

SUMÁRIO

Resumo	I
"Abstract"	II
Agradecimentos.....	III
Sumário.....	IV
Índice de Figuras	VI

CAPÍTULO 1

Introdução.....	1
1.1. Imagens de Medicina Nuclear.....	1
1.2. A Qualidade das Imagens de Medicina Nuclear	2
1.3. Tomografia em Medicina Nuclear.....	3
1.4. Objetivos deste Trabalho	5
1.5. Contribuições dadas por este Trabalho.....	5
1.6. Organização desta Dissertação.....	7

CAPÍTULO 2

Caracterização do Ruído nas Imagens de Projeção.....	8
2.1. Correção de Atenuação.....	9
2.2. Materiais e Métodos	10
2.3. Hipótese de Ruído Poisson	12
2.4. Cálculo da Média e Variância	13
2.5. Medidas após Correção de Atenuação de Sorenson.....	15
2.6. "Goodness of Fit Test "	19
2.7. Resultados e Conclusões.....	21

CAPÍTULO 3

Reconstrução Tomográfica em SPECT	23
3.1. O Problema de Reconstrução	23
3.2. Retroprojeção Filtrada	25
3.3. Estimativa das Projeções	30
3.4. Transformação não-linear de Anscombe	31

CAPÍTULO 4

"Phantom" Cardíaco e Projeções Correspondentes	32
4.1. Geração do "Phantom" Sintético.....	33
4.2. Geração das Projeções do "Phantom".....	35
4.3. Figuras de Mérito	36

CAPÍTULO 5

Materiais e Métodos.....	39
5.1. Geração dos "phantoms" e das projeções	39
5.2. Reconstrução das projeções	39
5.3. Otimização das reconstruções tomográficas.....	41
5.4. Reconstrução utilizando parâmetros otimizados.....	48
5.5. Cálculo da significância estatística.....	49
5.6. Resultados e Discussões	50

CAPÍTULO 6

Conclusões.....	53
------------------------	-----------

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	55
---	-----------

APÊNDICES	59
------------------------	-----------

a) Tabelas de contagens do "phantom" sem correção de atenuação e prevista da distribuição de Poisson.	59
b) Tabelas de contagens do "phantom" com correção de atenuação de Sorenson e prevista da distribuição de Poisson.	62
c) Tabelas de Distribuição de Resíduos entre contagens obtidas e prevista da distribuição Gaussiana.	65
d) Tabelas e gráficos de figuras de mérito em função da frequência para o filtro Butterworth para diferentes número de ordem.	66
e) Tabelas e gráficos de figuras de mérito em função da frequência para o filtro Maeda com Butterworth para diferentes número de ordem.	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 a) Imagem do "phantom", contagem média/pixel=20	12
b) Região homogênea do "phantom"	12
Figura 2.2 a) Curva de valor médio em função de $x(i)$	13
b) Curva da variância em função de $x(i)$	13
Figura 2.3 Curva da razão variância/ média	14
Figura 2.4 Esquema para correção de atenuação	15
Figura 2.5 a) Imagem do "phantom" após a correção de atenuação de Sorenson	16
b) Região homogênea do "phantom" após a correção de atenuação	16
Figura 2.6 a) Curva de valor médio em função de $x(i)$ após correção de atenuação	17
b) Curva da variância em função de $x(i)$ após correção de atenuação.....	17
Figura 2.7 Curva da razão variância/ média, após a correção de atenuação.....	17
Figura 3.1 Visualização de um corte transversal $f(x,y)$ e a projeção ou perfil correspondente $P_{\theta}(r)$	24
Figura 3.2 Diagrama da retroprojeção de uma fonte pontual	26
Figura 3.3 Filtro rampa no domínio de frequências em a) e espacial em b).	27
Figura 3.4 Representação gráfica dos filtros na retroprojeção filtrada.....	28
Figura 3.5 Diagrama de blocos da Retroprojeção Filtrada.....	29
Figura 3.6 Diagrama de blocos da Estimativa das Projeções	31
Figura 4.1 "Phantom" sintético, vista em 3 dimensões.	33
Figura 4.2 Distribuição geométrica das esferas do "phantom" no miocárdio.....	34
Figura 4.3 Exemplo de um "phantom" com estruturas de elipsóides, quentes (vermelhas) e frias (amarelas) com tamanhos e direções aleatórios, no miocárdio (laranja).....	35
Figura 4.4 Projeções do "phantom" correspondentes a 0, 45, 90 e 180 graus.	36
Figura 5.1 Diagramas das técnicas de reconstrução utilizadas.....	40
Figura 5.2 Diagrama para obtenção das figuras de mérito.....	41
Figura 5.3 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 7. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,25$ Nyquist.....	43

<i>Figura 5.4 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 7, com filtro de Maeda. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,25$ Nyquist.</i>	44
<i>Figura 5.5 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro rampa. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,3$ Nyquist.</i>	45
<i>Figura 5.6 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito máximas em função da ordem do filtro Butterworth.</i>	46
<i>Figura 5.7 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito máximas em função da ordem do filtro Butterworth com filtro de Maeda.</i>	47

Capítulo 1

Introdução

As imagens médicas vêm desempenhando cada vez mais um papel central no diagnóstico clínico ao longo dos últimos anos.

Foram desenvolvidas várias técnicas de obtenção dessas imagens, através da utilização de fenômenos físicos, como a atenuação dos raios X para imagens radiológicas e tomografia computadorizada (CT), absorção e reflexão de ondas mecânicas para imagens de ultra-sonografia (US), absorção de energia pelo núcleo atômico numa específica radio-freqüência sujeito a um forte campo magnético para imagens de ressonância nuclear magnética (NMR) e emissão de raios gama para imagens de medicina nuclear ou cintilográficas, tomografia por emissão de fóton único (SPECT) e tomografia por emissão de pósitron (PET).

Dentre as diversas modalidades de imagens médicas a medicina nuclear tem uma importância fundamental, pois é a única que utiliza substâncias que são metabolizadas num órgão de interesse, e nos fornece informações metabólicas, fisiológicas e funcionais. Contudo uma limitação é a baixa qualidade das imagens obtidas, devido principalmente à baixa resolução espacial e ao ruído de Poisson.

Este trabalho pretende contribuir para melhorar a qualidade das imagens tomográficas do coração utilizadas em medicina nuclear, através da otimização do filtro de reconstrução tomográfica.

1.1. Imagens de Medicina Nuclear

As imagens de medicina nuclear (cintilográficas) são obtidas atualmente com equipamento denominado de câmara de cintilação, que fornece imagens sobre a distribuição de um radiofármaco (fármaco marcado com um isótopo radioativo), que tem uma preferência de se fixar num determinado tecido do corpo humano. Portanto, pode-se visualizar diferentes órgãos, dependendo do radiofármaco que é administrado por via endovenosa, oral ou respiratória.

A distribuição espacial do radiofármaco no corpo pode ser mapeada através da detecção dos fótons emitidos pelo decaimento radioativo do isótopo. Esta distribuição nos órgãos informa-nos sobre a função fisiológica e metabólica, através da concentração radioativa, enquanto que nas imagens de raios X, por exemplo, temos informações anatômicas.

As imagens de medicina nuclear são denominadas de emissão, pois a fonte de radiação está dentro do corpo humano, enquanto que as radiografias são denominadas de transmissão.

A imagem plana de medicina nuclear é uma projeção em duas dimensões de um objeto de três dimensões, similar a uma radiografia de raios X. Às vezes é impossível identificar uma lesão em uma imagem plana, pois toda a informação de profundidade é superposta em um plano. Podemos eliminar esta deficiência usando uma técnica denominada de tomografia, pois através desta obtemos imagens de cortes transversais do corpo humano. Atualmente, a maioria das técnicas de diagnóstico por imagem utiliza a tomografia, como a Tomografia Computadorizada na radiologia, o SPECT e PET na medicina nuclear e a Tomografia na ressonância nuclear magnética e no ultra-som.

1.2. A Qualidade das Imagens de Medicina Nuclear

A qualidade das imagens cintilográficas é limitada principalmente por dois fatores: baixa resolução espacial devido às características do sistema de detecção utilizado na câmara de cintilação e ao ruído de Poisson decorrente da flutuação estatística de emissão dos fótons pelo radiofármaco, inerente ao processo de decaimento radioativo (SORENSEN 90).

A resolução espacial é pobre e diminui à medida que o órgão se afasta do detetor, um valor típico é de 4mm à face do detetor e de 8mm a uma distância de 10cm, devido principalmente à necessidade do uso de um colimador para adquirir imagens cintilográficas.

O colimador é uma peça feita de chumbo, com as seguintes características típicas: algumas dezenas de milhares de furos paralelos de poucos milímetros (2mm) de diâmetro e alguns centímetros (3cm) de comprimento e septos de décimos de milímetro (0,2mm) e tem a função de deixar passar somente os fótons que incidem perpendicularmente à sua face .

Em medicina nuclear diagnóstica, administra-se radiofármaco com baixa atividade, a fim de evitar uma alta dose de radiação absorvida, como na radiologia diagnóstica, por consequência o número de fótons emitidos pelo paciente é baixo. Além disso a câmara de cintilação detecta uma pequena fração dos fótons que são emitidos pelos órgãos visualizados, somente os que atravessarem os furos do colimador, resultando em uma baixa eficiência de contagem.

Um modo de melhorar a qualidade das imagens é fazer um processamento digital, levando em consideração o tipo de ruído que está presente nas imagens de medicina nuclear, o que requer um conhecimento da natureza do ruído.

Através do conhecimento das características do ruído, pode-se aplicar um filtro que melhora a relação sinal-ruído, isto é, uma suavização da imagem, sem perda significativa da resolução espacial.

Foram propostos vários filtros digitais para diminuir o ruído e restaurar a perda da qualidade das imagens de medicina nuclear: filtro de WIENER, filtro de METZ (KING 84, TODD-POKROPEK 80), equalização do espectro de potência (KING 83), filtro de MAEDA (MAEDA 87, FURUIE 92), etc.

Um outro fator físico que degrada a qualidade das imagens é a atenuação dos fótons pelos tecidos humanos. Na condição ideal, a amplitude do sinal não deveria depender da profundidade, isto é, quantidades iguais de fótons ou de contagens por volume deveriam ser detectadas, a menos da flutuação estatística, independentemente da distância entre a fonte radioativa e o detector.

1.3. Tomografia em Medicina Nuclear

Em medicina nuclear, temos duas modalidades de tomografia: A tomografia por emissão de fóton único (SPECT: Single Photon Emission Computed Tomography), e a tomografia por emissão de pósitron (PET: Positron Emission Tomography).

O número de equipamentos de tomografia por emissão de fóton único (SPECT) tem aumentado muito no Brasil, atualmente temos mais câmaras de SPECT que a convencional e ainda não temos equipamento do tipo PET, devido ao alto custo e a necessidade de isótopos de emissão de pósitrons, de meia-vida física curta, isto é, desde segundos até alguns minutos, por exemplo:

^{11}C , ^{13}N , ^{15}O , e ^{18}F , produzidos por um ciclotron que deve situar próximo ao serviço de medicina nuclear (SORENSEN 90).

A câmara de SPECT utiliza radioisótopos de meia-vida relativamente longa (6 horas), isto é, o tempo em que a atividade decai para a metade, por exemplo, o mais utilizado é o $^{99\text{m}}\text{Tc}$ (isótopo meta-estável de tecnécio).

O sistema de SPECT é basicamente constituído de uma câmara de cintilação, na qual o detetor é fixado num sistema mecânico, de tal modo que o detetor gire em torno do paciente. A aquisição das projeções pode ser feita com o detetor parado ou em movimento, com arco de varredura de 180 ou 360 graus.

Após a aquisição das projeções, deve-se utilizar um programa de reconstrução tomográfica para se obter as imagens dos cortes transversais do corpo. O algoritmo mais utilizado nos sistemas comerciais é a retroprojeção filtrada.

A atenuação dos fótons é mais significativa no SPECT, pois ela reduz a taxa de contagem de modo não uniforme, tal que menores contagens são detectadas para fontes mais profundas. A deficiência de contagem nas projeções produz um grande defeito, isto é, menor contagem na região central da imagem reconstruída, principalmente de órgãos do abdome.

Vários métodos de correção de atenuação foram propostos. Uma das mais utilizadas em SPECT é a correção de CHANG (CHANG 78) que é aplicada pós-reconstrução, isto é, nos cortes transversais. O segundo método é a correção pré-reconstrução de SORENSON (SORENSEN 74) aplicada nas projeções.

Para obtermos imagens reconstruídas sem artefatos o paciente deve ficar imóvel durante a aquisição das projeções do SPECT, o que limita o tempo máximo por exame em aproximadamente 30 minutos.

Numa aquisição SPECT são adquiridas no mínimo 60 projeções em 360 graus, o que limita o tempo de cada imagem em aproximadamente 30 segundos, resultando numa baixa contagem por pixel (elemento de imagem), em torno de $n=40$ contagens. Supondo que o ruído siga a distribuição de Poisson, a incerteza do valor do pixel é igual à raiz quadrada de n ($\sqrt{n} = 6,3$), portanto uma baixa relação sinal-ruído ($S/R=\sqrt{n}$) (GELFAND 88).

1.4. Objetivos deste Trabalho

Dado que o filtro Butterworth é o mais utilizado em sistemas comerciais para reconstruções do tipo SPECT e que este filtro possui dois parâmetros livres: frequência de corte e ordem, tem-se a pergunta: Quais devem ser os valores ótimos para os parâmetros livres numa reconstrução de SPECT cardíaco?

O objetivo deste trabalho é descrever uma metodologia para a otimização dos parâmetros do filtro Butterworth, na reconstrução por retroprojeção filtrada (FBP).

Também é avaliada a utilização da estimativa nas projeções (filtro de MAEDA) em conjunto com reconstrução por FBP com parâmetros otimizados.

Para aplicar o filtro de Maeda, deve-se conhecer a distribuição do ruído nas imagens de projeção, pois este filtro considera que a estatística dos pixels segue uma distribuição de Poisson, portanto será feita a caracterização do ruído no capítulo 2.

Vários trabalhos sobre processamento de imagens de medicina nuclear afirmam que o ruído nas imagens seguem a distribuição de Poisson. Neste trabalho utilizaremos uma metodologia para demonstrar que o ruído é Poisson sob determinadas condições, através da análise estatística dos dados reais de imagens de projeções de um "phantom" físico cilíndrico, que consiste de um cilindro de acrílico contendo uma solução de água e ^{99m}Tc e simula uma fonte radioativa homogênea.

1.5. Contribuições dadas por este Trabalho

Vários artigos sobre processamento de imagens de medicina nuclear afirmam que o ruído nas imagens de projeções do SPECT segue a distribuição de Poisson. Contudo, esta afirmação não é verdadeira em algumas situações de aquisição e de pré-processamento, conforme os resultados obtidos.

Neste trabalho é estudada a característica do ruído em toda faixa de contagem nas projeções de SPECT, com e sem correção de atenuação, utilizadas em imagens clínicas.

Imagens de um “phantom” (simulador) físico cilíndrico foram adquiridas e, através da análise estatística das contagens utilizando o “Goodness of Fit Test”, os seguintes resultados foram obtidos:

1) A distribuição de ruído é de Poisson na faixa de 20 a 150 contagens/pixel e não é Poisson mas Gaussiana na faixa de 200 a 400 nas projeções sem pré-processamento.

2) O ruído das projeções com correção de atenuação não seguem a distribuição de Poisson em nenhum nível de contagem, mas é Gaussiano na faixa de 200 a 400 contagens/pixel.

Como nas projeções de SPECT clínica as contagens/pixel são <150 (em torno de 50 contagens/pixel), conclui-se que se pode utilizar a estimativa das projeções ou outro filtro que considere o ruído com distribuição de Poisson. Portanto, com a utilização do filtro de Maeda, que é um filtro ótimo para ruído do tipo Poisson (FURUIE 90), obtêm-se imagens de projeções com melhor relação sinal-ruído, que é muito amplificado na reconstrução por retroprojeção filtrada, resultando em imagens reconstruídas de melhor qualidade.

Para contagens entre 200 e 400, deve ser utilizado um filtro que considere a distribuição Gaussiana, e para as projeções com correção de atenuação e contagens inferiores a 150, não se deve aplicar filtros do tipo Poisson ou Gauss.

O filtro Butterworth é o mais utilizado em sistemas comerciais para reconstruções em SPECT e ele possui dois parâmetros livres: frequência de corte e ordem, que são utilizados em exames clínicos sem otimização. Neste trabalho é descrita uma metodologia para otimizar os parâmetros de filtro Butterworth em SPECT através da utilização de *Figuras de Mérito*.

Foram utilizados “phantoms” (simuladores) numéricos de um torso e suas respectivas projeções com ruído de Poisson contendo o coração com estruturas de menor e maior contagem que o miocárdio, para as reconstruções.

Os resultados obtidos através da maximização da detectabilidade de áreas frias foram:

1) Com estimativa das projeções : frequência de corte $=0,25$ Nyquist e ordem $=7$

2) Somente com filtro Butterworth : frequência de corte $=0,25$ Nyquist e ordem $=7$

Nota-se que os parâmetros otimizados para as reconstruções foram os mesmos, com e sem estimativa das projeções, mas com o uso da estimativa das projeções as *Figuras de Mérito* variam pouco com a ordem e a frequência de corte.

Conclui-se que a utilização da estimativa das projeções nas reconstruções de SPECT melhora significativamente ($p < 0,005$) a precisão estrutural sem resultar em melhoria na detectabilidade de áreas frias e quentes, e traz a vantagem adicional de se obter imagens tomográficas que não dependam tanto do filtro de reconstrução.

1.6. Organização desta Dissertação

No capítulo 2 deste trabalho é descrita uma metodologia para demonstrar que o ruído nas imagens adquiridas de um "phantom" cilíndrico é de Poisson em determinadas condições. Após a correção de atenuação de Sorenson nas projeções do "phantom" utilizamos a mesma metodologia para avaliar as características do ruído.

No capítulo 3 é feita uma descrição do filtro de Maeda ou estimativa das projeções e da técnica de reconstrução tomográfica utilizando a retroprojeção filtrada.

No capítulo 4 são descritas as características do "phantom" cardíaco sintético, a geração de suas projeções correspondentes e as figuras de mérito que serão utilizadas para a otimização das reconstruções.

No capítulo 5 são descritos os materiais e a metodologia empregada para otimização do filtro Butterworth com e sem estimativa das projeções e para o filtro rampa. Após a obtenção dos parâmetros otimizados serão comparadas pares de reconstruções otimizadas através do teste-t pareado e obtendo os níveis de significância para as figuras de mérito.

No capítulo 6 são avaliados os resultados obtidos e expostas as conclusões e considerações finais.

No final do trabalho, são listadas as referências bibliográficas e os apêndices contendo tabelas e gráficos utilizados.

Capítulo 2

Caracterização do Ruído nas Imagens de Projeção

Um dos fatores que limita a qualidade das imagens cintilográficas é o ruído, devido à flutuação estatística da taxa de contagem inerente ao processo de decaimento radioativo (MAEDA 87). Vários trabalhos sobre processamento de imagens de medicina nuclear supõem que o ruído nas imagens segue a distribuição de Poisson. Neste capítulo será descrita uma metodologia para a caracterização do ruído nas imagens de projeção de um "phantom" cilíndrico, obtidas com uma câmara Siemens modelo Orbiter. Essa caracterização foi feita em toda faixa de contagens por pixel utilizada nas imagens clínicas, isto é, entre 20 e 400 contagens por pixel.

As imagens de projeção de medicina nuclear são atenuadas pelo tecidos humanos, portanto devem ser corrigidas, através de fatores de multiplicação que corrijam as atenuações nas projeções, (correção de atenuação de Sorenson) (GELFAND 88). Portanto o ruído deve ser caracterizado antes e após a correção de atenuação.

Um modo de melhorar a qualidade das imagens é fazer um processamento digital, levando-se em consideração o tipo de ruído que está presente nas imagens, logo é muito importante o conhecimento da natureza do ruído.

Vários filtros digitais têm sido formulados para a restauração da perda da qualidade da imagem, inerente ao processo de formação e para a supressão do ruído (KING 83). Através do conhecimento exato das características do ruído, pode-se obter um filtro que melhore a relação sinal-ruído, e uma suavização da imagem, sem perda significativa da resolução espacial.

Ao se concluir que o ruído das imagens de projeção em SPECT segue uma distribuição de Poisson, pode-se utilizar a estimativa das projeções (filtro de MAEDA) (FURUIE 92) na reconstrução tomográfica, que deverá produzir uma melhoria na qualidade das imagens finais, isto é, com menor ruído e melhor definição, já que o ruído é muito amplificado no processo de reconstrução (HERMAN 80).

Neste trabalho iremos utilizar o filtro de MAEDA, que leva em consideração a estatística dos pixels, isto é, a distribuição de POISSON, e consiste em aplicar uma combinação linear entre a média e a mediana locais, onde o peso é calculado de acordo com a variância local.

2.1. Correção de Atenuação

Um fator físico que degrada a qualidade da imagem em SPECT é a atenuação dos fótons pelos tecidos humanos.

Na condição ideal, a amplitude do sinal detectado independe da profundidade, isto é, quantidades iguais de radioatividade ou números de contagens devem ser detectadas para volumes com mesma atividade, a menos da flutuação estatística, independentemente da variação da distância entre a fonte radioativa e o detetor.

Em SPECT, a atenuação dos fótons é bastante significativa, pois as imagens tomográficas são obtidas a partir das imagens planas de projeções, através de processos de reconstrução. Nas imagens planas, menores contagens são detectadas de tecidos mais profundos, devido à atenuação dos fótons. Esta deficiência de contagem nas projeções produz um grande defeito, isto é, menor contagem na região central das imagens reconstruídas, principalmente de órgãos do abdome.

Vários métodos de correção de atenuação foram propostos. Uma das mais utilizadas em SPECT é a correção de CHANG (CHANG 78) que é aplicada pós-reconstrução, isto é, nos cortes transversais. Através da imagem do corte transversal, delimita-se uma área contendo a borda do meio atenuador, que é considerado uniforme. Com a área é criada uma matriz de correção, cujos valores são dados por:

$$F(x, y) = \frac{k}{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \exp[-\mu l_i(x, y) - a]}$$

onde:

$F(x, y)$ = valor da matriz de correção no ponto (x, y)

$l(x, y)$ = distância do ponto (x, y) à borda

μ = coeficiente de atenuação linear

a = constante para diminuir o efeito de borda

$2n$ = número de projeções em 360 graus

k = fator de escala

Cada imagem do corte transversal é multiplicada pela matriz de correção e se obtém a imagem corrigida.

O segundo método é a correção pré-reconstrução de SORENSON (GELFAND 88), aplicada nas projeções, através da seguinte fórmula:

$$P'(r,\theta) = P(r,\theta) \frac{\mu l(r,\theta)}{1 - e^{-\mu l(r,\theta)}}$$

Onde : $P'(r,\theta)$ = projeção corrigida

$P(r,\theta)$ = projeção original

μ = coeficiente de atenuação linear

$l(r,\theta)$ = espessura do meio atenuador

O coeficiente de atenuação do tecido humano é aproximadamente igual ao da água, que é de $0,15 \text{ cm}^{-1}$ para o radionuclídeo tecnécio-99m, que é um emissor gama puro com fótons de 140keV, mas considerando o efeito de espalhamento deve-se utilizar $\mu=0,12 \text{ cm}^{-1}$ (HARRIS 84). Este é o valor mais utilizado nas correções de atenuação em medicina nuclear.

Neste trabalho, estudaremos o ruído nas imagens de projeção de SPECT e nas projeções corrigidas para atenuação pelo método de Sorenson, através da análise estatística da média e da variância da contagem em cada pixel.

2.2. Materiais e Métodos

Para o estudo da caracterização do ruído, foi utilizado um “phantom” físico cilíndrico, que simula uma fonte radioativa homogênea cilíndrica.

O “phantom” possui 25cm de diâmetro e 22cm de altura, que é preenchido com uma solução de 370 MBq de ^{99m}Tc e água.

Para a aquisição das imagens foi utilizada uma câmara de SPECT, marca Siemens, modelo Orbiter, acoplada ao computador MicroDELTA, com os seguintes parâmetros de aquisição:

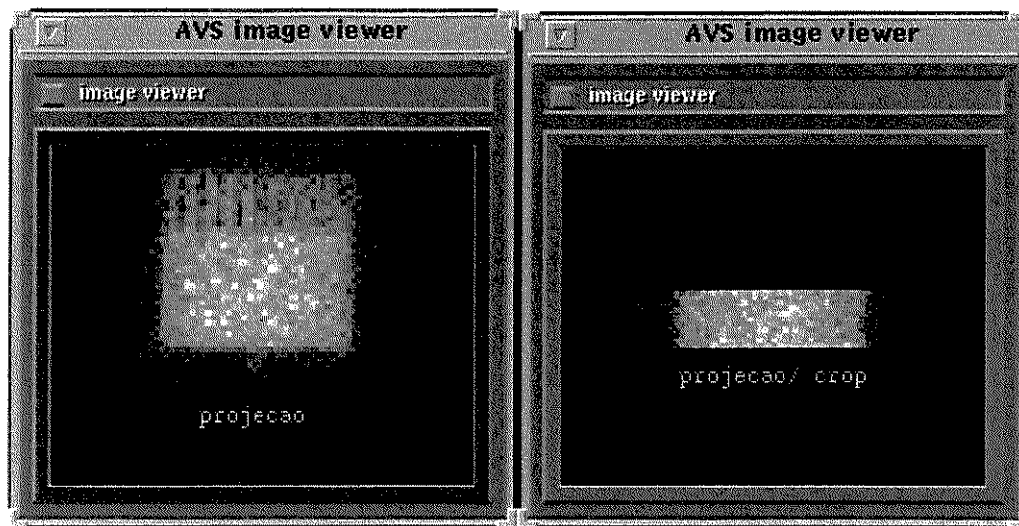
- 1) Colimador de alta resolução espacial (6,3mm a 10cm de distância entre a fonte radioativa e o colimador) e para baixa energia (140keV).
- 2) Analisador de altura de pulso centrada em 140keV com 15% de largura (21keV).
- 3) Matriz de aquisição da imagem: 64 x 64.
- 4) Número de projeções: 64.
- 5) Tempo por imagem adquirida: 1,26s. a 25,4s.
- 6) Tamanho do pixel: 6,09mm.

O cilindro foi posicionado de tal forma que o seu eixo coincida com o eixo Y de coordenadas do detetor, para se obter todos os perfis de cada projeção alinhados entre si.

Foram adquiridas 8 seqüências de 64 imagens do “phantom” com contagens médias por pixel aproximadamente iguais a: 20, 40, 60, 80, 100, 150, 200 e 400, correspondentes à faixa de contagem utilizadas em imagens clínicas. Para se obter essas contagens médias por pixel, o tempo de aquisição em cada uma das seqüências das 64 imagens variam de 1,26 a 25,6 segundos.

Foram escolhidas 11 linhas horizontais de pixels para formarem os perfis de contagens em cada imagem, correspondentes à região homogênea do “phantom”, e para o perfil médio, foram utilizadas as 64 imagens de cada seqüência, portanto resultando em 704 perfis, suficientes para calcular o valor médio e a variância em cada posição $x(i)$.

Como exemplo, pode-se ver na figura 2.1 a imagem do “phantom” com contagem média aproximadamente igual a 20 (experimento 1) e a imagem correspondente a 11 linhas da região homogênea.



a)

b)

Figura 2.1 a) Imagem do “phantom”, contagem média/pixel=20
b) Região homogênea do “phantom”

2.3. Hipótese de Ruído Poisson

Considerando que um processo x siga a distribuição de probabilidade Poisson, com parâmetro λ , tem-se :

$$\text{Prob}[x=k] = e^{-\lambda} (\lambda)^k / k!$$

O valor médio e a variância são dados respectivamente por :

$$E(x) = \lambda$$

$$\text{Var}(x) = \lambda$$

Portanto, a média e a variância de uma distribuição de Poisson são iguais. Sendo assim, uma condição necessária para que o ruído seja Poisson é avaliar a razão $\text{Var}(x)/E(x)$, cujo valor esperado deve ser igual a 1.

2.4. Cálculo da Média e Variância

Sejam n pixels com valores x_i , o valor médio $\bar{X}$ é igual a:

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$$

e a variância é igual a:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{X})^2}{n-1} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{n-1} - \frac{n}{n-1} \bar{X}^2$$

Para cada nível de contagens/pixel, foram calculadas as médias e as variâncias das 64 colunas $x(i)$, $i=1..64$, correspondentes a 11 linhas e 64 imagens adquiridas nas mesmas condições, e obtidos os perfis da média e da variância, como ilustra a figura 2.2, para o experimento 1.

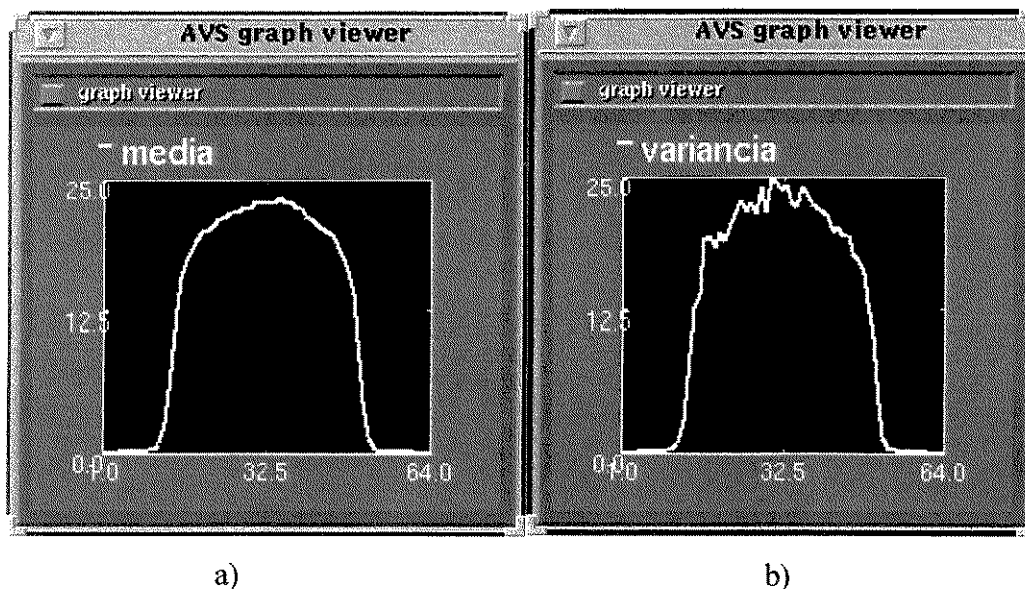


Figura 2.2 a) Curva de valor médio em função de $x(i)$
b) Curva da variância em função de $x(i)$

Pode-se observar que os dois perfis são bastante semelhantes, tanto qualitativamente como quantitativamente, isto é, a média é muito próximo da variância.

Para fazer uma análise dos valores dos perfis da média e da variância, foram calculadas as razões $R = \sigma^2 / \bar{X}$ (variância/média) das colunas $x(i)$ dos perfis, como mostra a figura 2.3.

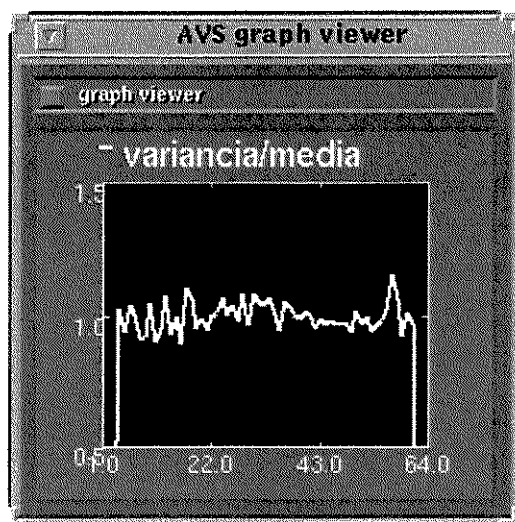


Figura 2.3 Curva da razão variância/ média

Foram escolhidas $n=33$ colunas, correspondentes a região central e homogênea do cilindro, para calcular a média, a variância e a razão R.

Se a média de $R=1$, isto é, a variância for igual à média, pode se inferir que possivelmente a distribuição é Poisson (NETER 79).

A tabela 1 lista os valores obtidos para a razão média ($\bar{R}$) e variância (σ^2), dos experimentos realizados.

Experimento	Contagem média/pixel	Razão ($\bar{R}$)	Variância (σ^2)
1	20,78	1,0055	0,0023
2	41,43	1,0160	0,0029
3	61,87	0,9998	0,0032
4	82,81	1,0100	0,0020
5	102,72	0,9894	0,0039
6	154,95	1,0361	0,0042
7	206,44	1,0309	0,0040
8	407,57	1,1297	0,0065

Tabela 1- Valores obtidos, sem correção de atenuação

Através da tabela 1 podemos verificar que, para os níveis de contagem média/pixel de 20 até 200, os valores de $(\bar{R}) \cong 1$, portanto a variância pode ser considerada igual a média, assim pode-se inferir que possivelmente a distribuição é Poisson.

Para os níveis de contagem média maiores que 200 até 400, os valores de $(\bar{R}) \neq 1$, portanto a distribuição não é Poisson.

Esta análise indica que o ruído tende a ter um comportamento Poissoniano para contagem média/pixel até 200 e não Poissoniano para valores maiores.

Na seção 2.6, comprovam-se estas constatações através do teste estatístico “goodness of fit test”.

2.5. Medidas após Correção de Atenuação de Sorenson

Para aplicar a correção de atenuação foi calculada a espessura do cilindro em função da posição $x(i)$ ou coluna de acordo com a figura 2.4.

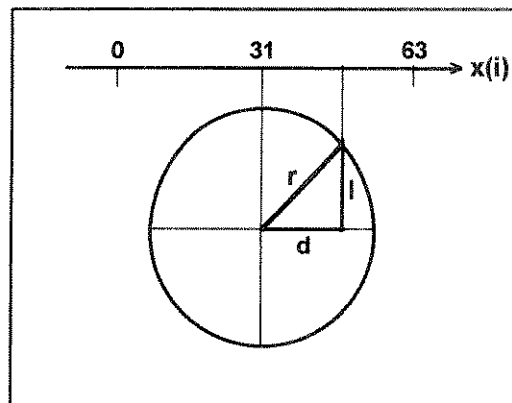


Figura 2.4 Esquema para correção de atenuação

onde: $l = \sqrt{r^2 - d^2}$, sendo $d = |31 - x(i)|$ e $r = 20$ pixels (raio do cilindro)

Calculada a espessura do cilindro ($2l$) em função da posição $x(i)$ e aplicando a formula para correção de atenuação de Sorenson dada por:

$$P'(r,\theta) = P(r,\theta) \frac{\mu l(r,\theta)}{1 - e^{-\mu l(r,\theta)}},$$

e utilizando a constante de atenuação $\mu = 0,12\text{cm}^{-1}$ de acordo com (HARRIS 84), foram obtidas as projeções corrigidas.

Como exemplo, pode-se ver na figura 2.5 a imagem do “phantom” e a imagem dos 11 cortes da região homogênea corrigida para atenuação.

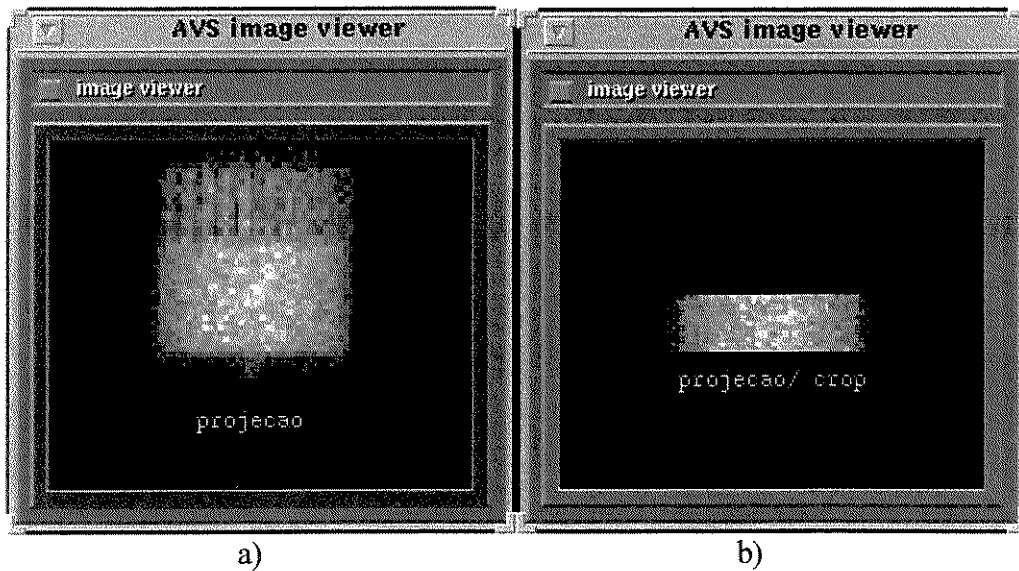


Figura 2.5 a) Imagem do “phantom” após a correção de atenuação de Sorenson
b) Região homogênea do “phantom” após a correção de atenuação

Após a correção de atenuação nas projeções, pode-se visualizar na figura 2.5 maior contagem na região central, devido a uma correção maior de atenuação.

Novamente foram calculadas, para cada nível de contagens/pixel, as médias e as variâncias nas 64 colunas $x(i)$ da região homogênea correspondentes a 11 cortes das 64 imagens adquiridas nas mesmas condições, e temos como resultados os perfis da média e da variância, com correção de atenuação, como ilustra a figura 2.6, para o experimento 1.

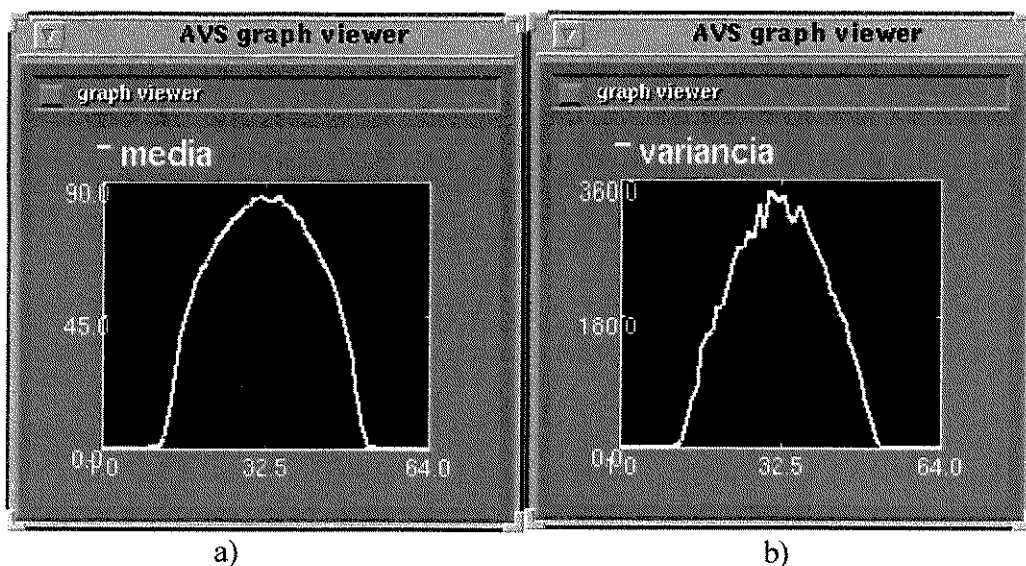


Figura 2.6 a) Curva de valor médio em função de $x(i)$ após correção de atenuação
b) Curva da variância em função de $x(i)$ após correção de atenuação

Pode-se observar que os dois perfis são bastante diferentes, tanto qualitativamente como quantitativamente, isto é, a variância é muito maior que a média.

Para fazer uma análise estatística dos valores dos perfis da média e da variância com correção de atenuação, foram calculadas novamente a razão $R = \sigma^2 / \bar{X}$ (variância/média) para cada coluna $x(i)$ dos perfis, como mostra a figura 2.7.

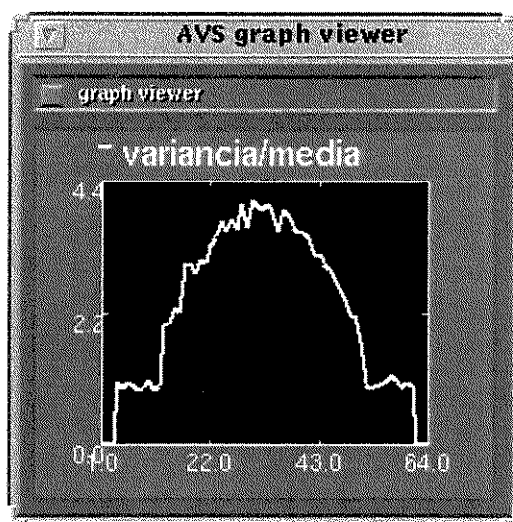


Figura 2.7 Curva da razão variância/ média, após a correção de atenuação

Foram obtidos para cada experimento os seguintes valores para a razão ($\bar{R}$) e variância (σ^2), com a correção de atenuação, conforme a tabela 2.

Experimento c/correção de atenuação	Contagem média/pixel	Razão ($\bar{R}$)	Variância (σ^2)
1	57,62	2,8151	0,1410
2	115,37	2,8230	0,1452
3	172,52	2,7627	0,1090
4	231,01	2,7979	0,1080
5	286,76	2,7418	0,1338
6	432,82	2,8669	0,1463
7	576,79	2,8529	0,1444
8	1139,08	3,1323	0,2301

Tabela 2- Valores obtidos com correção de atenuação.

De acordo com os valores da tabela 2, observa-se que todos os valores de ($\bar{R}$) $\neq 1$, portanto concluímos que o ruído das projeções com a correção de atenuação não segue a distribuição de Poisson.

Esta análise indica que o ruído tende a ter um comportamento não Poissoniano para projeções com a correção de atenuação e também seção 2.6, comprovam-se estas constatações através do teste estatístico “goodness of fit test”.

2.6. “Goodness of Fit Test “

Uma das formas para afirmar que a distribuição do ruído é de Poisson ou Gaussiana, é aplicar o “Goodness of Fit Test” (NETER 79). O teste consiste em obter o histograma de freqüências dos valores obtido e esperado (Poissoniana ou Gaussiana), e calcular o qui-quadrado da diferença quadrática relativa entre os histogramas, conforme o esquema abaixo:

Classes	Freqüência Observada	Freqüência Esperada (Poisson)	Diferença Quadrática Relativa
1	f 1	F 1	$(f1-F1)^2/F1$
2	f 2	F 2	$(f2-F2)^2/F2$
:	:	:	:
k	f k	F k	$(fk-Fk)^2/Fk$
Total	n	n	$X^2 = \sum (fi-Fi)^2/Fi$

Estrutura básica do teste do qui-quadrado

Se $X^2 \leq \chi^2 (1-\alpha; k-m-1) \Rightarrow H_0$: A distribuição é de Poisson

Se $X^2 > \chi^2 (1-\alpha; k-m-1) \Rightarrow H_1$: A distribuição não é de Poisson

Onde $\alpha = 0,05$ (Nível de significância)

k = Número de classes

m = Número de parâmetros estimados

Para aplicar o teste do qui-quadrado, foram escolhidos 11 pixels da região homogênea correspondente ao eixo do cilindro, como foram adquiridas 64 imagens, obtém-se no total 704 valores de pixels para cada nível de contagem.

Os 704 valores de cada experimento foram divididos em k classes com intervalos iguais, sendo $k=1+3,32 \log n$, onde k é inteiro e n é o valor médio dos pixels (NETER 79), a fim de se

obter o histograma de frequência. Abaixo tem-se como exemplo (tabela 3) os valores obtidos para o experimento 5, denominada de amostra 100, sendo o valor médio dos pixels=113.

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença Quadrática Relativa
1	79 87	4	3,6	0,05
2	88 96	27	31,1	0,54
3	97 105	117	120,0	0,08
4	106 114	228	219,8	0,30
5	115 123	201	201,9	0,00
6	124 132	109	97,5	1,37
7	133 141	14	25,7	5,33
8	142 150	3	3,7	0,14
Total	-	703	703,3	X² =7,81

Tabela 3- Valores obtidos com a amostra 100

A partir dos valores tabulados para χ^2 , extraímos $\chi^2 (0,95;6) = 12,59$

Portanto: $X^2 < \chi^2 \Rightarrow H_0$: A distribuição é de Poisson com nível de significância $p=0,05$

As tabelas para outras amostras estão nos apêndices *a*, *b*, e *c*.

Para cada experimento foram aplicados o teste do qui-quadrado e obtiveram-se os seguintes valores X^2 para as distribuições de Poisson e Gaussiana, respectivamente, conforme a tabela 4. Após a correção de atenuação de Sorenson, foram obtidos os valores listados na tabela 5.

Amostra	Valor médio	X ² (Poisson)	X ² (Gaussiana)
20	22	7,18	63,61
40	46	3,78	22,55
60	68	4,88	33,16
80	92	6,10	23,18
100	113	7,81	22,86
150	172	10,02	16,33
200	228	23,00	8,82
400	435	89,59	5,44

Tabela 4- Amostras sem correção

Amostra	Valor médio	χ^2 (Poisson)	χ^2 (Gaussiana)
20	69	564,35	63,61
40	142	783,35	32,31
60	210	1844,78	33,16
80	284	672,27	23,18
100	350	323,45	12,86
150	530	1240,83	15,82
200	704	2418,07	9,97
400	1397	1691,28	8,33

Tabela 5- Amostras com correção de Sorenson

A partir dos valores tabulados para χ^2 , extraímos $\chi^2(0,95;6) = 12,59$, portanto para:

$\chi^2 \leq 12,59 \Rightarrow$ A distribuição provavelmente é de Poisson ou Gaussiana

$\chi^2 > 12,59 \Rightarrow$ A distribuição não é de Poisson nem Gaussiana

2.7. Resultados e Conclusões

Através dos resultados obtidos não se pode rejeitar, (com nível de significância $p=0,05$), que o ruído estatístico nas imagens de projeção sem correção de atenuação com valores de pixels ≤ 150 segue a distribuição de Poisson, e para imagens com valores de pixels ≥ 200 segue a distribuição Gaussiana.

Sabe-se que, em aplicações clínicas de SPECT, o valor máximo dos pixels nas projeções é < 150 , e considerando-se o processo de Poisson, pode-se aplicar a estimativa das projeções do tipo Maeda para diminuir o ruído nas imagens de projeção e, portanto, obter uma melhor qualidade das imagens reconstruídas.

Após a correção de atenuação de Sorenson nas projeções, conclui-se que o ruído não é Poisson em nenhum nível de contagem, logo não se deve aplicar a estimativa das projeções do tipo Maeda.

Com os resultados obtidos após a correção, não se pode rejeitar, (com nível de significância $p=0,05$), que o ruído estatístico segue a distribuição Gaussiana nas imagens de projeção com correção de atenuação para valores de pixels ≥ 200 .

Os estudos relativos as seções 2.4 e 2.5 onde foram calculadas se a razão media ($\bar{R}$) $\cong 1$, também mostraram as mesmas tendências do comportamento das distribuições.

Conclui-se que se pode aplicar a estimativa das projeções do tipo Maeda, baseadas nesta hipótese, somente nas projeções de SPECT sem correção de atenuação.

Para corrigir a atenuação dos fótons aplicando a estimativa das projeções de Maeda deve-se aplicar a correção de atenuação de Chang pós-reconstrução, isto é, nos cortes transversais.

A conclusão do capítulo 2 é que o ruído das imagens de projeção sem pré-processamento do SPECT segue uma distribuição de Poisson, em determinada faixa de contagem por pixel, isto é, para contagens menores que 150, portanto iremos utilizar a estimativa das projeções ou filtro de MAEDA proposta pôr FURUIE (FURUIE 90), na otimização de reconstrução tomográfica, porque é esperado uma melhoria de qualidade das imagens finais, isto é, com menor ruído e melhor definição, pois o ruído é muito amplificado no processo de reconstrução (HERMAN).

Capítulo 3

Reconstrução Tomográfica em SPECT

As imagens planas de medicina nuclear são distribuições em duas dimensões da distribuição radioativa tridimensional de um determinado radiofármaco no corpo humano. Esta imagem é formada pela soma dos fótons emitidos pelos tecidos, provenientes de varias profundidades e direção perpendicular à face do detetor

Às vezes é impossível identificar uma pequena lesão em uma imagem plana, pois toda a informação de profundidade é superposta em um plano, resultando em imagem com baixo contraste. Usando uma técnica denominada de tomografia, podemos eliminar esta deficiência, pois através desta obtemos imagens de cortes transversais do corpo humano, isto é, imagens sem superposição de estruturas e portanto imagens com alto contraste.

Atualmente a maioria das técnicas de diagnóstico por imagem, utiliza a tomografia, como a radiologia, a medicina nuclear, a ressonância nuclear magnética e o ultra-som.

Em SPECT, o objetivo consiste em encontrar a distribuição de um radiofármaco no interior de um determinado órgão de estudo a partir das medidas externas ou projeções deste em vários ângulos ao seu redor.

3.1. O Problema de Reconstrução

Os dados adquiridos por uma câmara tomográfica em SPECT são denominados de projeções, que são, em principio, a soma de todas emissões de um determinado órgão previamente metabolizado por um radiofármaco num determinado ângulo do detetor em relação a um plano das coordenadas cartesianas. Através da aquisição das projeções, comprime-se os dados em uma de suas dimensões.

Na figura 3.1, pode ser visto o caso de uma seção de 2 dimensões ser convertida para projeção de uma dimensão ou perfil.

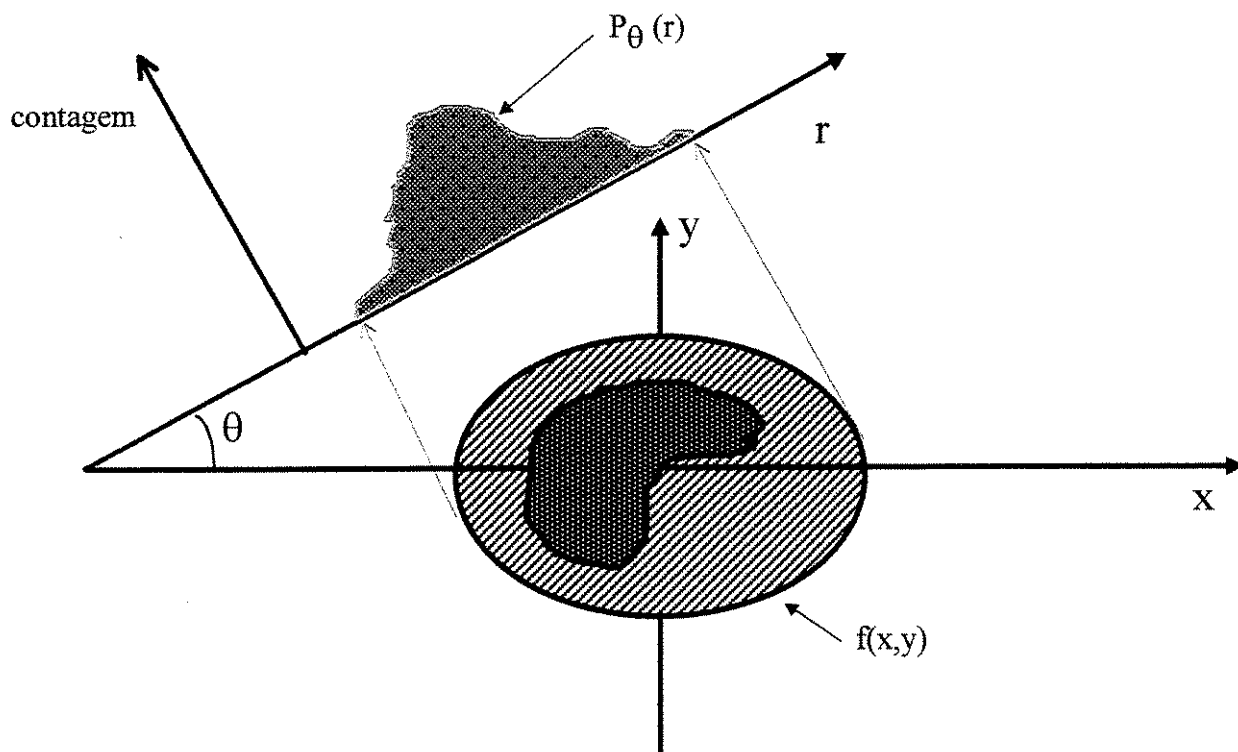


Figura 3.1 Visualização de um corte transversal $f(x,y)$ e a projeção ou perfil correspondente $P_\theta(r)$.

Neste caso um corte transversal $f(x,y)$ de 2 dimensões deve ser convertido em uma projeção de uma dimensão ou perfil. $P_\theta(r)$. Uma câmara tomográfica adquire projeções planas, em muitos ângulos, tipicamente maior que 60, que são na realidade vários perfis paralelos de 1 dimensão.

Cada valor de $P_\theta(r)$ é o somatório da atividade radioativa contida em uma faixa de 1 pixel, perpendicular ao detetor na posição r , onde $r = x \cos\theta + y \sin\theta$. Desprezando a atenuação, o espalhamento, o ruído de Poisson e a resposta do detetor pode-se expressar matematicamente que:

$$P_\theta(r) = \sum f(x,y)$$

O problema da reconstrução é encontrar uma distribuição desconhecida em duas dimensões a partir dos dados de projeções em uma dimensão, também chamado de problema inverso.

Existem muitas técnicas matemáticas para realizar a reconstrução, o primeiro método foi a retroprojeção simples, que produz imagens com muitos artefatos (SORENSEN 90), e atualmente não é utilizado. O segundo método é o iterativo, que é um método baseado em estimativa, isto é, estima-se a distribuição radioativa e compara de alguma forma com a estimativa original, até que a diferença seja minimizada.

A grande vantagem do algoritmo iterativo é que fatores como atenuação, espalhamento, perda de resolução com a distância, etc. podem ser incorporadas ao algoritmo de reconstrução, resultando em reconstruções melhores. A desvantagem em relação aos outros métodos é o tempo de reconstrução, que para cada iteração é aproximadamente o mesmo tempo que a reconstrução por retroprojeção filtrada. As vezes são necessários mais de 50 iterações, por isso somente os computadores comerciais atuais de medicina nuclear estão utilizando a reconstrução iterativa.

O terceiro método são os analíticos, isto é, baseados em solução matemática exata para as equações, pela aplicação direta da transformada de Fourier e pela retroprojeção filtrada.

Neste trabalho será utilizada somente a reconstrução por retroprojeção filtrada, que é descrita no próximo item.

3.2. Retroprojeção Filtrada

Para entender o que é a retroprojeção, vamos representar na figura 3.2, a retroprojeção de uma fonte pontual,

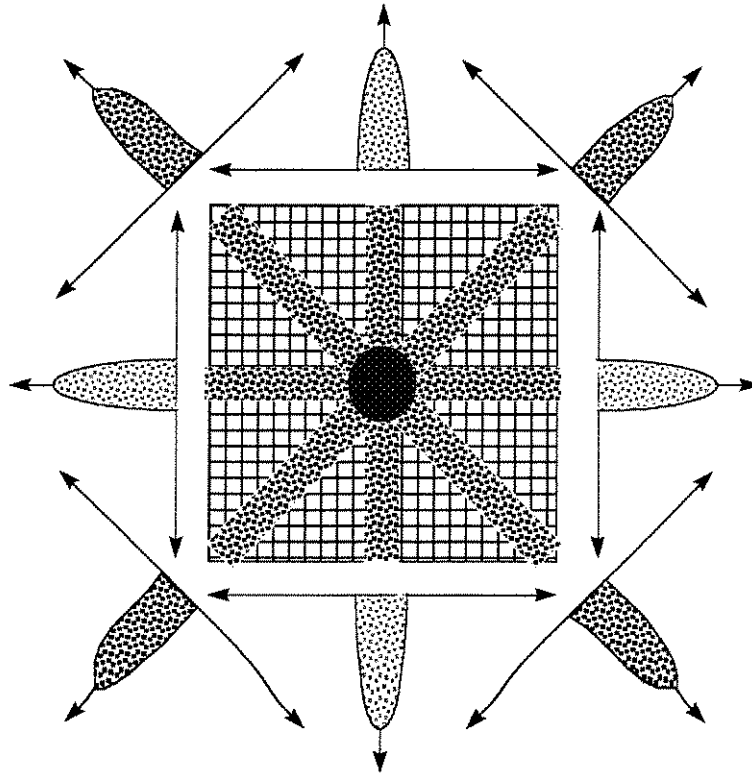


Figura 3.2 Diagrama da retroprojeção de uma fonte pontual.

A retroprojeção simples é um processo no qual se consideram todos os valores do perfil de cada projeção e colocam-se esses valores em cada elemento de matriz (pixel) que intercepta em cada ângulo ou projeção. A imagem obtida não corresponde à imagem original, pois ela é formada pela superposição linear de valores correspondentes às projeções em 360 graus, resultando numa imagem muito borrada e com efeito estrela.

A função de espalhamento que descreve este borramento é proporcional a $1/r$, onde r é a distância radial da fonte pontual (HERMAN 80)

Matematicamente tem-se a relação:

$$\text{Imagem retroprojetada} = \text{Imagem real} * (1/r) \quad (3.1)$$

onde $*$ é a operação de convolução (SORENSEN 90)

Aplicando-se a transformada de Fourier em ambos os lados obtém-se:

$$\mathfrak{F}(\text{Imagem retroprojetada}) = \mathfrak{F}(\text{Imagem real}) * \mathfrak{F}(1/r) \quad (3.2)$$

portanto:

$$\mathfrak{F}(\text{Imagem real}) = \mathfrak{F}(\text{Imagem retroprojetada}) / [\mathfrak{F}(1/r)] \quad (3.3)$$

sendo a transformada de Fourier da função $(1/r)$ dada por:

$$\mathfrak{F}(1/r) = 1/v \quad (3.4)$$

onde v = frequência espacial, portanto:

$$\mathfrak{F}(\text{Imagem real}) = \mathfrak{F}(\text{Imagem retroprojetada}) \times v \quad (3.5)$$

fazendo a transformada de Fourier inversa em ambos lados obtém-se finalmente:

$$\text{Imagem real} = \text{Imagem retroprojetada} * g \quad (3.6)$$

onde g é a função no domínio espacial cuja transformada de Fourier é igual a v no domínio de frequência.

A função g é um filtro de correção tal que, quando convoluido com os perfis das projeções eliminam o efeito de borramento de $1/r$.

O filtro de correção também pode ser aplicada fazendo-se a transformada de Fourier dos perfis e multiplicando cada componente de frequência por um fator proporcional a frequência espacial. Os dois métodos de correção são equivalentes, mas o filtro no domínio de frequência é mais simples de ser implementado pois temos somente uma operação de multiplicação, e no outro temos uma operação de convolução.

O filtro de correção tem uma forma de rampa no domínio de frequência e uma forma da função sinc no domínio espacial (figura 3.3). Por causa da forma do filtro no domínio de frequência, este filtro é conhecido como filtro rampa.

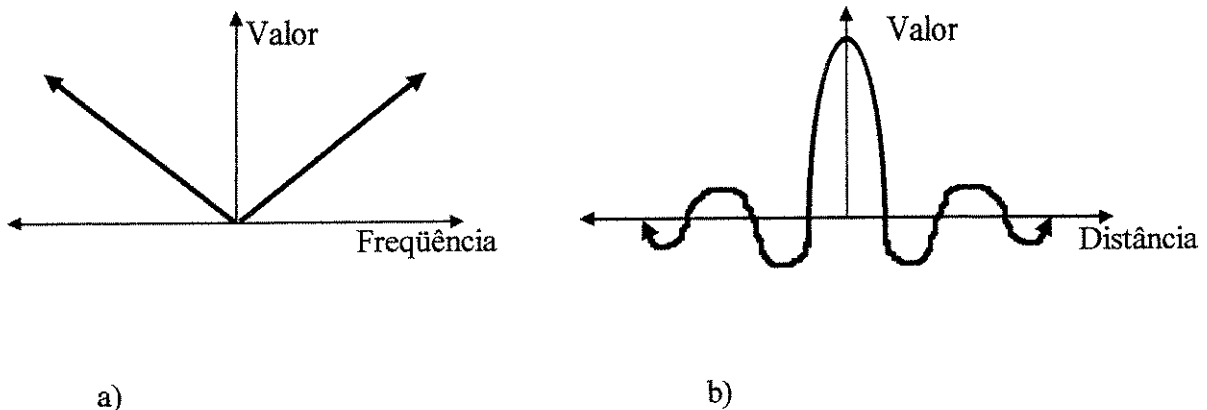


Figura 3.3 Filtro rampa no domínio de frequências em a) e espacial em b).

A forma do filtro no domínio espacial mostra como este filtro funciona: todos os pontos centrais são multiplicados por um valor alto positivo, e os pontos em volta são multiplicados por

um valor ligeiramente negativo. O efeito final é o cancelamento parcial das contribuições positivas que não pertencem à fonte emissora, e depois de muitas operações (igual ao número de projeções) de retroprojeção, o fundo fica próximo de zero.

As projeções são filtradas ou convoluídas antes de serem retroprojetadas, por essa razão temos o nome de retroprojeção filtrada.

O filtro rampa no domínio de frequência mostra que ele suprime as componentes de baixa frequência e realça as altas frequências. Infelizmente, o ruído estatístico ou de Poisson devido ao decaimento radioativo é um ruído branco, isto é, o nível de ruído é constante em toda faixa de frequências. Assim, o filtro rampa tem o efeito de amplificar o ruído na reconstrução, especialmente as altas frequências.

As componentes de alta frequência de uma imagem são os detalhes finos, ou contornos que às vezes estão acima da capacidade de resolução de uma câmara de SPECT. Portanto, deve-se utilizar um outro filtro para impedir a amplificação das componentes de altas frequências, que não contribuem para uma melhoria da resolução.

Estes filtro são chamados de janela para o filtro rampa, que podem ter várias formas, os mais conhecidos são: Butterworth, Hann, Hamming, Parzen e Shepp-Logan.

A combinação da janela com o filtro rampa faz com que ela atue como rampa até uma certa frequência, denominada de frequência de corte ou crítica (dependendo do filtro e é determinada pela contagem total, resolução do sistema e o nível de sinal-ruído desejado na reconstrução), e a partir desta frequência ela tem uma amplificação diminuída, de acordo com a figura 3.4.

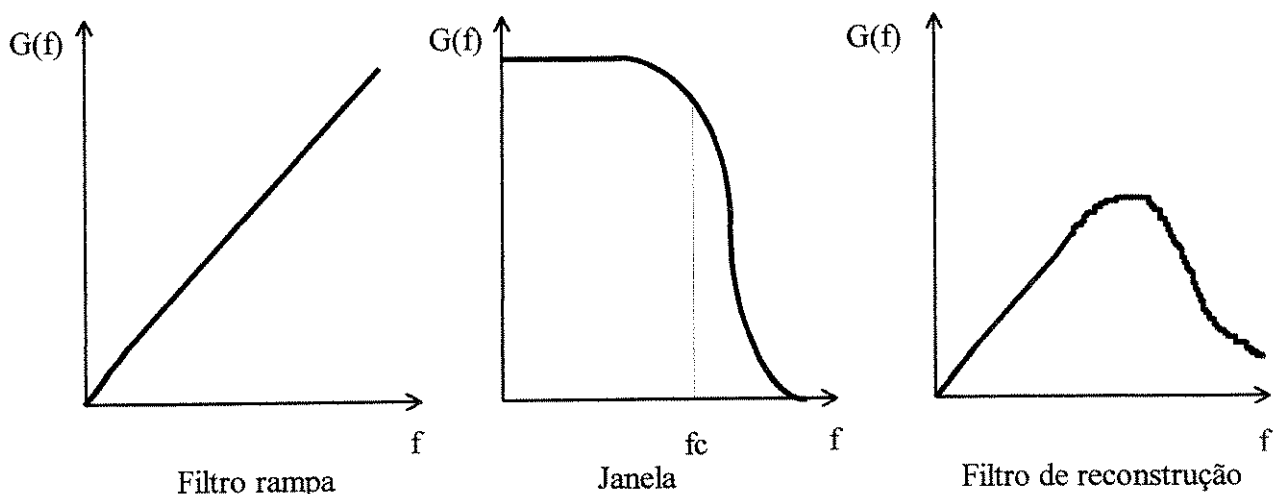


Figura 3.4 Representação gráfica dos filtros na retroprojeção filtrada.

Neste trabalho, será adotado o filtro Butterworth como janela, por ser o filtro mais utilizado em sistemas comerciais devido principalmente às suas características, pois possui dois parâmetros livres: a ordem, que determina a taxa de atenuação das altas frequências, e a frequência de corte, dando muita maleabilidade na forma do filtro atuar no domínio espacial.

Filtro rampa: $G(f) = f$ (3.7)

Filtro Butterworth: $G(f) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^{2n}}}$; $0 < n \leq 30$ e $0 < f \leq f_0$ (3.8)

$$G(f) = 0 ; f > f_0$$

onde : f pode ter valores entre 0 e 1 da frequência de Nyquist, f_0 é a frequência de Nyquist, f_c é a frequência de corte ou crítica e para o filtro Butterworth é a frequência na qual função cai para o valor de 0,707 do máximo, e n é a ordem do filtro, que determina quanto rápido a função cai com a frequência.

O filtro de reconstrução utilizado neste trabalho será o filtro rampa vezes o Butterworth e é igual a :

Filtro de reconstrução: $G(f) = \frac{f}{\sqrt{1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^{2n}}}$ (3.9)

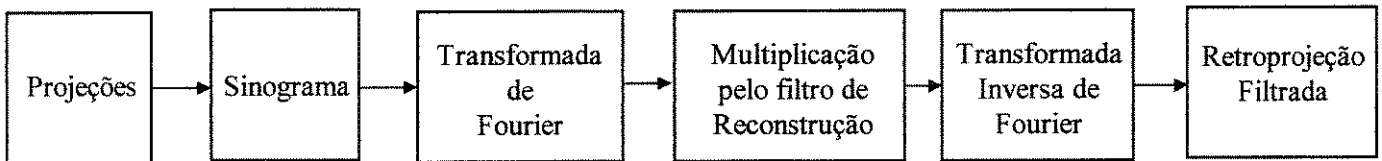


Figura 3.5 Diagrama de blocos da Retroprojeção Filtrada

No diagrama de blocos da figura 3.5, temos um bloco denominado sinograma, que é uma forma mais conveniente de representar todas as projeções correspondentes a um determinado corte a ser reconstruído. Ela é uma imagem na qual a primeira linha corresponde ao perfil da primeira projeção do corte a ser reconstruído, a segunda linha corresponde ao perfil da segunda projeção e assim até a última linha. Portanto, o sinograma é uma imagem com número de linhas

igual ao número de projeções e o número de colunas igual ao número de colunas das imagens de projeções.

A transformada de Fourier é a conversão do sinograma no domínio espacial para o domínio de frequências e a transformada inversa é a conversão para o domínio espacial.

3.3. Estimativa das Projeções

O método de reconstrução por retroprojeção filtrada somente reduz as altas frequências do ruído, portanto não considera convenientemente a natureza do ruído de Poisson. Os métodos iterativos de reconstrução como o EM_ML, “Expectation-Maximization, Maximum Likelihood” leva em consideração o modelo estatístico da contagem dos fótons, isto é, o ruído de Poisson, mas as reconstruções são demoradas, pois geralmente necessitam de várias iterações para se obter imagens razoáveis.

Neste trabalho será utilizado um método alternativo que leva em consideração o ruído de Poisson, através da estimativa das projeções, isto é, aplicar um filtro antes da reconstrução por retroprojeção filtrada.

Existem vários estimadores lineares para o processo de Poisson. Os mais conhecidos são os métodos ótimos como: Bayesiano Maximum a Posteriori (MAP) e o de menor erro médio quadrático (filtro local de Wiener). Neste trabalho foi escolhido o estimador não linear (heurístico) ou filtro de Maeda, proposto por Maeda e Murata (MAEDA 87), que tem um desempenho superior ao filtro de Wiener (KING 83).

O filtro de Maeda combina a média local e a mediana local, e é dado por:

$$s_i = \beta_i \tilde{z}_i + (1 - \beta_i) \bar{z}_i \quad (3.10)$$

onde: $\tilde{z}_i$ é a mediana local, $\bar{z}_i$ é a média local e $\beta_i = \frac{\text{variância local}}{\text{variância máxima}}$

A variância local normalizada β_i é obtida dos dados das projeções, portanto, se β_i for próxima de zero, indica que estamos numa região homogênea e, conseqüentemente, a média

prevalece sobre a mediana, por outro lado, se β_i for próxima de 1, indica que estamos numa região de borda, portanto prevalece o filtro de mediana.

O tamanho da janela ideal para o filtro depende do conteúdo e da relação sinal-ruído da imagem, isto é, janelas pequenas para estruturas finas e alta relação S/R. Foi utilizada uma janela de 3x3 pixels, que produz bons resultados (REBELO 96).

3.4. Transformação não-linear de Anscombe

O ruído de Poisson tem a natureza de ser sinal dependente, de acordo com o capítulo 2, e o filtro de Maeda não considera a dependência com o sinal, portanto deve-se transformar o ruído de Poisson independente do sinal antes de aplicar o filtro de Maeda.

Utilizando a transformação não-linear proposta por Anscombe (ANSCOMBE 48):

$$Z_i = 2\sqrt{Y_i + \frac{3}{8}} \quad (3.11)$$

a distribuição de Poisson torna aproximadamente Gaussiana com média igual a:

$$2\sqrt{g_i + \frac{1}{8}} \quad \text{e variância igual a 1, onde: } g_i = E[Y_i].$$

Seja uma projeção com valor Y_i , após a transformação de Anscombe será Z_i , aplicando-se o filtro de Maeda, tem-se S_i , e finalmente aplica-se a transformação inversa de Anscombe:

$$\hat{Y}_i = \left(\frac{S_i}{2}\right)^2 - \frac{1}{8} \quad (3.12)$$

e obtém-se a estimativa de Y_i .

Na figura 3.6, tem-se um diagrama de blocos indicando as operações para aplicar a estimativa das projeções, utilizando a transformação não linear de Anscombe.

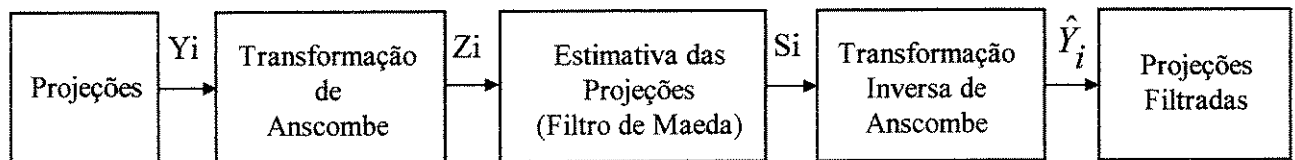


Figura 3.6 Diagrama de blocos da Estimativa das Projeções

Capítulo 4

"Phantom" Cardíaco e Projeções Correspondentes

Neste capítulo descreveremos o "phantom" cardíaco sintético, isto é, um modelo que simula o tórax de uma pessoa, com uma distribuição de um radiofármaco, MIBI- ^{99m}Tc (2-metoxi-isobutil-isonitrila marcado com tecnécio), que é metabolizado principalmente pelo miocárdio, isto é, pelas células da musculatura do coração.

A distribuição deste radiofármaco (elemento similar ao potássio), ou perfusão miocárdica, depende do fluxo sanguíneo regional, portanto podemos ter região com menor concentração do traçador, correspondente a uma área isquêmica ou necrosada, isto é, região fria; caso contrário denominamos de região quente.

A região isquêmica corresponde à parte do músculo cardíaco que é irrigada por uma artéria parcialmente obstruída, e a necrosada corresponde àquela sem nenhuma irrigação sanguínea, isto é, tecido morto (MURRAY 94).

Foi escolhido o "phantom" cardíaco sintético, pois o exame de perfusão miocárdica é o mais importante dentro da cardiologia nuclear e o diagnóstico é feito através da detecção de áreas frias no miocárdio. Além disso com o "phantom" sintético, sabemos exatamente como são suas estruturas, isto é, dimensões e densidade de contagem em cada pixel, portanto podemos comparar com as imagens reconstruídas.

Teoricamente, quanto menor a diferença entre a imagem reconstruída e a do "phantom", melhor é a reconstrução, mas do ponto de vista de diagnóstico clínico o mais importante é determinar se existem áreas frias ou quentes. Portanto para determinar qual é o melhor método de reconstrução, devemos quantificar como uma reconstrução detecta melhor áreas frias ou quentes, o que é feito através de figuras de mérito descritas no item 4.3.

Para utilizar as figuras de mérito, devemos ter um "phantom" com várias estruturas que simulem áreas frias, quentes e normais, e estas devem estar localizadas aleatoriamente no miocárdio para que a quantificação não fique com alguma tendência devido à localização das estruturas.

4.1. Geração do "Phantom" Sintético

O "phantom" sintético é uma simulação numérica do torso, ele é constituído de elipsóides e possui 140 mm de altura (z), 256 mm de largura (x) e 206 mm de profundidade (y). Na figura 4.1 tem-se uma vista do "phantom" em 3 dimensões que foi chanfrado para visibilizar o miocárdio e as regiões frias e quentes.

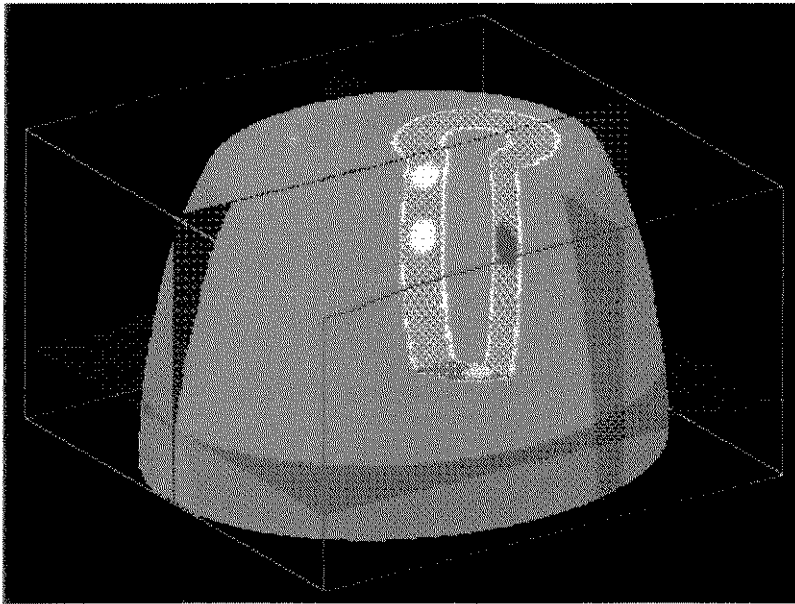


Figura 4.1 "Phantom" sintético, vista em 3 dimensões.

Na região central do lado esquerdo do "phantom", foram criadas a estrutura correspondente ao miocárdio, que consiste de uma elipsóide dentro de outra menor, com uma diferença de raios de 2cm, originando o miocárdio com uma espessura de 2 cm.

No miocárdio foram criadas 26 estruturas (elipsóides), que simulam presença ou não de regiões frias ou quentes em posições conhecidas, isto é, as elipsóides estão contidas dentro de esferas de 20mm de diâmetro com centros fixos e conhecidos.

A distribuição geométrica das esferas pode ser vista na figura 4.2, as esferas estão localizadas dentro do miocárdio, sendo 6 na coordenada $z=5$; 8 em $z=20$; 6 em $z=35$ e 6 em $z=50$.

Essas estruturas podem ser regiões quentes ou frias ou normais, isto é, com maior, menor ou igual concentração que o miocárdio respectivamente. São de tamanhos arbitrários, isto é, cada um dos 3 raios de cada elipse pode variar entre 50% a 100% do raio da esfera. A orientação dos

eixos das elipsóides também é selecionada arbitrariamente, entre 0 e 180 graus. A aleatoriedade da presença, das dimensões e de orientação visam uma avaliação objetiva e sem privilegiar conhecimentos "a priori".

A região entre a elipsóide e a esfera é denominada de fundo e tem a mesma concentração do miocárdio. Foi escolhido um contraste de 15% para regiões quentes ou frias, isto é, a concentração é de 15% maior que o miocárdio para regiões quentes e de 15% menor para frias.

O valor relativo de concentração é igual a 1 em todo o tórax, no miocárdio tem valor igual a 4 e nas regiões frias de 3,4 e nas quentes de 4,6, correspondentes a -15% e +15% respectivamente.

Foi escolhido um baixo contraste para que a detectabilidade através das figuras de mérito, que será descrita em seguida, não atinja 100%, e para que possamos avaliar as reconstruções.

Na figura 4.3, temos um exemplo de um "phantom", onde se pode visualizar as estruturas quentes e frias dentro do miocárdio e as regiões normais não podem ser vistas, pois possuem a mesma concentração do miocárdio.

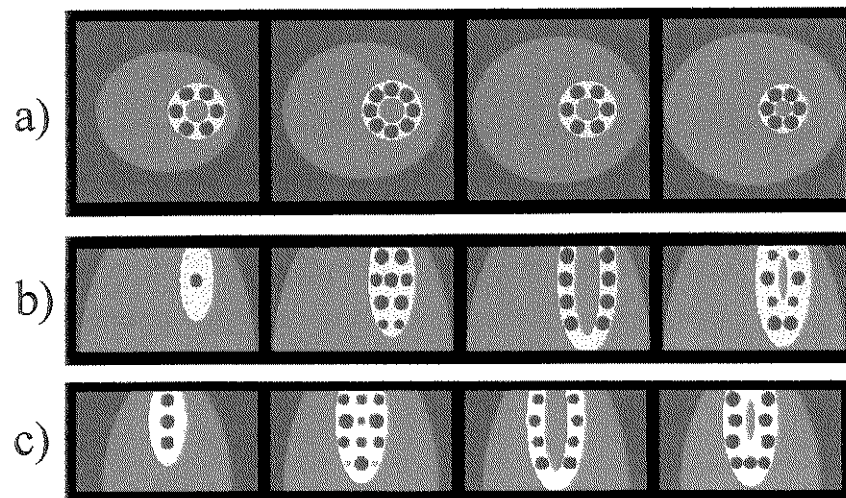


Figura 4.2 Distribuição geométrica das esferas do "phantom" no miocárdio

a) Cortes transversais em $z=5, 20, 35$ e 50 .

b) Cortes coronais em $y=46, 50, 64$ e 72 .

c) Cortes sagitais em $x=66, 73, 87$ e 92 .

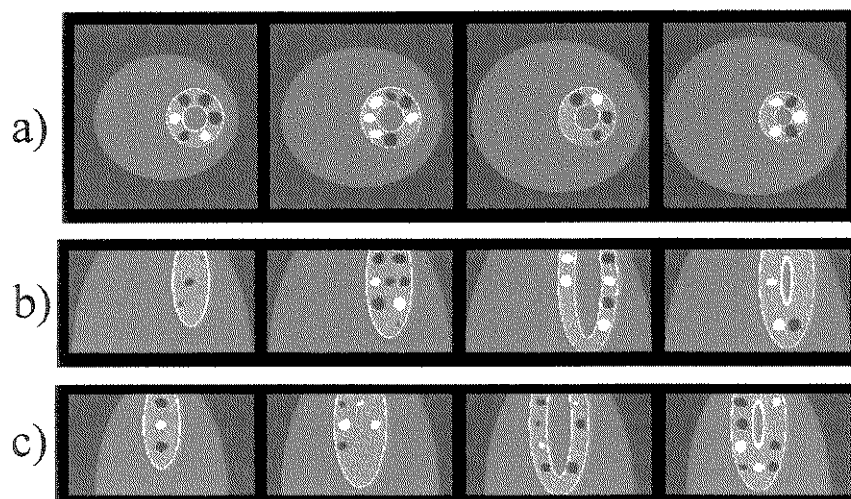


Figura 4.3 Exemplo de um "phantom" com estruturas de elipsóides, quentes (vermelhas) e frias (amarelas) com tamanhos e direções aleatórios, no miocárdio (laranja).
a) Cortes transversais. b) Cortes coronais. c) Cortes sagitais.

Para comparação de reconstruções o "phantom" é digitalizado num volume de $70 \times 128 \times 128$, com voxel (elemento de volume) cúbico com lado de 2mm.

4.2. Geração das Projeções do "Phantom"

Para gerar os dados de projeções foi simulado um detector retangular com 256mm de largura (x) e 140mm de altura (y), que gira em torno do "phantom", sendo que cada pixel tem 2mm de lado, portanto cada projeção corresponde a uma imagem com 128×70 pixels.

O detector gira 180 graus em torno do eixo z do "phantom", e produz 96 vistas, isto é, imagens de projeções.

O valor de cada pixel em cada projeção foi calculado analiticamente através da integração de atividade do "phantom" em cada linha perpendicular ao pixel correspondente.

A integral calculada é borrada com um filtro de suavização Gaussiano, com a largura à meia altura (FWHM: full-width at half-maximum) igual a 4mm, para simular a resolução espacial de um detector real de uma câmara de SPECT.

Para cada valor de pixel foi introduzido um ruído calculado pelo modelo da distribuição de Poisson, descrito no capítulo 2.

Foi fixado o número total de contagens em 8 milhões, para que a contagem por pixel no miocárdio seja de aproximadamente 50, que se assemelha à contagem nos exames de perfusão miocárdica de pacientes. Como temos 96 projeções, tem-se 83333 contagens por projeção e uma contagem média por pixel igual a 9 em toda imagem.

Na figura 4.4 temos um exemplo de projeções do "phantom" antes e após a introdução do ruído de Poisson.

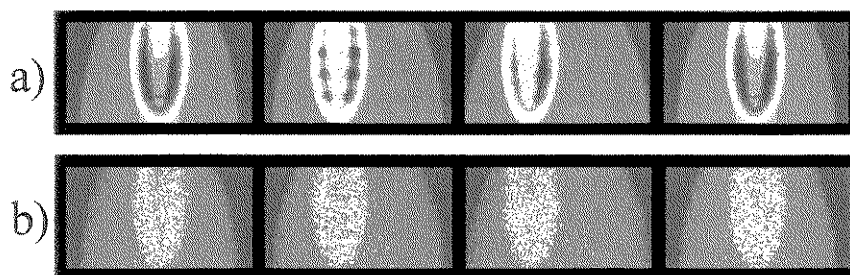


Figura 4.4 Projeções do "phantom" correspondentes a 0, 45, 90 e 180 graus.
a) Projeções sem ruído. b) Projeções com ruído de Poisson.

4.3. Figuras de Mérito

As figuras de mérito (FM) podem ser descritas como quantificações de tarefas para resolver um problema médico. (FURUIE 94)

Primeiro vamos descrever algumas notações e a seguir, definir as FMs usadas neste trabalho.

Sejam um "phantom" e suas projeções. Uma FM é a medida de quão próxima uma reconstrução em particular está do "phantom" original.

Consideremos um "phantom" com F estruturas (em todos os "phantoms" cardíacos utilizamos $F=26$ estruturas) e utilizemos f para referir à f -ésima estrutura. Para esta estrutura particular, utilizamos R_f para o raio da esfera, μ_f para a contagem média dentro da estrutura no "phantom" digitalizado, n_f para o número de voxels na estrutura, m_f e v_f para a média e a variância das contagens na estrutura reconstruída, $\underline{n}_f$ para o número de voxels no fundo da estrutura, isto é, entre a estrutura e a esfera que a contém, e $\underline{m}_f$ e $\underline{v}_f$ para a média e a variância das contagens de fundo relativo à estrutura reconstruída.

a) Definimos a FM de *precisão estrutural* de uma reconstrução o valor de :

$$1 - \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F |m_f - \mu_f| \quad (1)$$

Pode-se notar que quanto maior a precisão nos valores de contagens média nas estruturas na reconstrução, mais alto o valor da FM de *precisão estrutural*, sendo no máximo igual a 1, quando tivermos uma reconstrução perfeita.

b) Definimos a FM de *detectabilidade de área quente* (estruturas com contagem maior que a do miocárdio normal) de uma reconstrução como sendo igual à área sob a curva de ROC (Receiver Operating Characteristic) baseada no índice de detectabilidade $h_f = (m_f - \underline{m}_f)$ (SWETS 82, GREEN 88, HERMAN 89).

Supomos que temos M áreas quentes e N estruturas normais num determinado "phantom". Para algum número real h , denominamos $c(h)$ o número de estruturas quentes f no qual $h_f \geq h$. Denominamos de $f_1, \dots, f_N$ as estruturas normais, com a notação ordenada, tal que $h_{f1} \geq h_{f2}, \dots, h_{fN-1} \geq h_{fN}$. Portanto a *detectabilidade de área quente* é definida como sendo:

$$\frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N c(h_{f_n}) \quad (2)$$

c) Definimos a FM de *detectabilidade de área fria* (estruturas com contagem menor que a do miocárdio normal) de uma reconstrução como sendo igual à da *detectabilidade de área quente*, alterando obviamente a área quente por fria no item b).

As três FM definida nos itens a), b) e c) têm sido designadas para refletir várias tarefas médicas: a precisão estrutural é uma medida de quão boa é a estimativa do total de contagem nas estruturas e as outras duas indicam de quanto é boa a detectabilidade de áreas quentes e frias, respectivamente.

d) Para completar as FMs, tem-se uma medida de menor importância do ponto de vista médico, mas é muito útil para treinar os algoritmos de reconstrução. Por isso denominamos de FM de *treinamento* e é definida como:

$$1 - \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F e_f \quad (3)$$

onde e_f é a média nos voxels na f -ésima estrutura da diferença absoluta entre os valores do voxels correspondentes na reconstrução e no "phantom".

A FM de *treinamento* normalmente é utilizada para escolher os melhores parâmetros livre dos algoritmos de reconstrução tomográfica, como parâmetro de relaxação e número de iterações no método de reconstrução iterativa ou parâmetros do filtro de reconstrução, por exemplo, frequência de corte e ordem no filtro Butterworth utilizado na retroprojeção filtrada.

Capítulo 5

Materiais e Métodos

Neste capítulo será feita uma descrição de cada uma das etapas da metodologia empregada, isto é, geração dos "phantoms" e suas respectivas projeções com ruído de Poisson, reconstrução com 3 técnicas, obtenção das figuras de mérito, obtenção dos melhores parâmetros de reconstrução, utilização dos parâmetros otimizados na reconstrução de 12 "phantoms" para a comparação entre as técnicas através do cálculo da significância estatística e a análise dos resultados obtidos.

5.1. Geração dos "phantoms" e das projeções

Foram gerados cinco "phantoms" cardíacos e suas projeções correspondentes com um total de 8 milhões de contagens, com áreas frias, quentes e normais em forma elipsóides de tamanhos e posições aleatórias conforme descrito nos itens 4.1 e 4.2. O número de estruturas em cada "phantom" está descrito na tabela 5.1.

"phantom"	Áreas Frias	Áreas Normais	Áreas Quentes
1	9	8	9
2	8	9	9
3	7	9	10
4	11	8	7
5	9	9	8

Tabela 5.1. Correspondente aos 5 "phantoms" gerados aleatoriamente contendo os números de áreas frias, normais e quentes.

5.2. Reconstrução das projeções

A partir das projeções, os cinco "phantoms" foram reconstruídos através de um software implementado num computador SUN, modelo Spark-20 com uma plataforma AVS (Advanced

Visual System). Este software faz retroprojeção com filtro rampa, retroprojeção filtrada com filtro Butterworth, Hann, Hamming, e também pode fazer uma filtragem pré-reconstrução com o filtro de Maeda (estimativa das projeções).

Neste trabalho foram comparadas três técnicas de reconstrução:

- 1) Utilizando o filtro Butterworth para a retroprojeção filtrada, pois é o filtro mais utilizado nos sistemas comerciais de SPECT.
- 2) Utilizando o filtro de Maeda nas projeções e o filtro de Butterworth para a retroprojeção filtrada, pois de acordo com o capítulo 2, o ruído é de Poisson nas projeções com 50 contagens por pixel e de acordo com Furuie (REBELO, FURUIE 94), tem-se uma melhora significativa nas reconstruções com o filtro de Maeda.
- 3) Utilizando somente o filtro rampa da retroprojeção, sem nenhuma filtragem.

Na figura 5.1 podem ser vistas as 3 técnicas utilizadas:

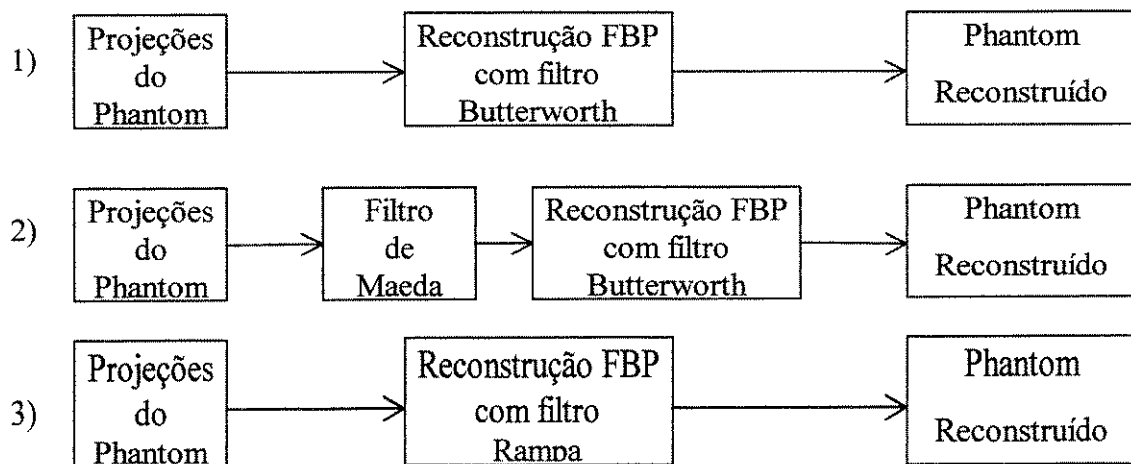


Figura 5.1 Diagramas das técnicas de reconstrução utilizadas

Para cada técnica de reconstrução, foram utilizados os parâmetros de frequência de corte iguais a: 0,01; 0,05; 0,10; 0,15.....0,50; 0,75 e 0,99 de Nyquist, totalizando 13 frequências diferentes. As ordens do filtro Butterworth utilizados foram 6: 1, 3, 5, 7, 9 e 13, sendo que a faixa ia de 1 a 30.

Foi utilizada uma janela do filtro de Maeda de 3 pixels, pois a janela de 5 pixels produzia uma forte suavização, como relatado em REBELO 96.

No total, cada conjunto de projeções foi reconstruído com 13 frequências de corte para o filtro rampa, 78 reconstruções para o filtro Butterworth e mais 78 reconstruções para o filtro Butterworth com estimativa das projeções (filtro de Maeda).

5.3. Otimização das reconstruções tomográficas

A otimização das reconstruções tomográficas, para obter os melhores parâmetros para cada tipo de reconstrução, foi realizada através da determinação do valor máximo das figuras de mérito.

Para cada tipo de reconstrução foram obtidas as figuras de mérito de treinamento, precisão estrutural, detectabilidade de áreas quentes e frias.

O cálculo das figuras de mérito foi feita através do software `eval3d`, descrito em (FURUIE 94), que utiliza e compara os seguintes arquivos: `phantom.img` ("phantom" gerado), `phantom.pde` (informações do "phantom": dimensões, posição, tamanho e atividade nas áreas) e `pharec.img` ("phantom" reconstruído) e devolve as figuras de mérito.

A figura de mérito para cada parâmetro de frequência de corte utilizado em cada técnica de reconstrução foi obtida fazendo-se a média aritmética das figuras de mérito obtidas para os 5 "phantoms".

Na figura 5.2 pode ser visto o diagrama para a obtenção das figuras de mérito.

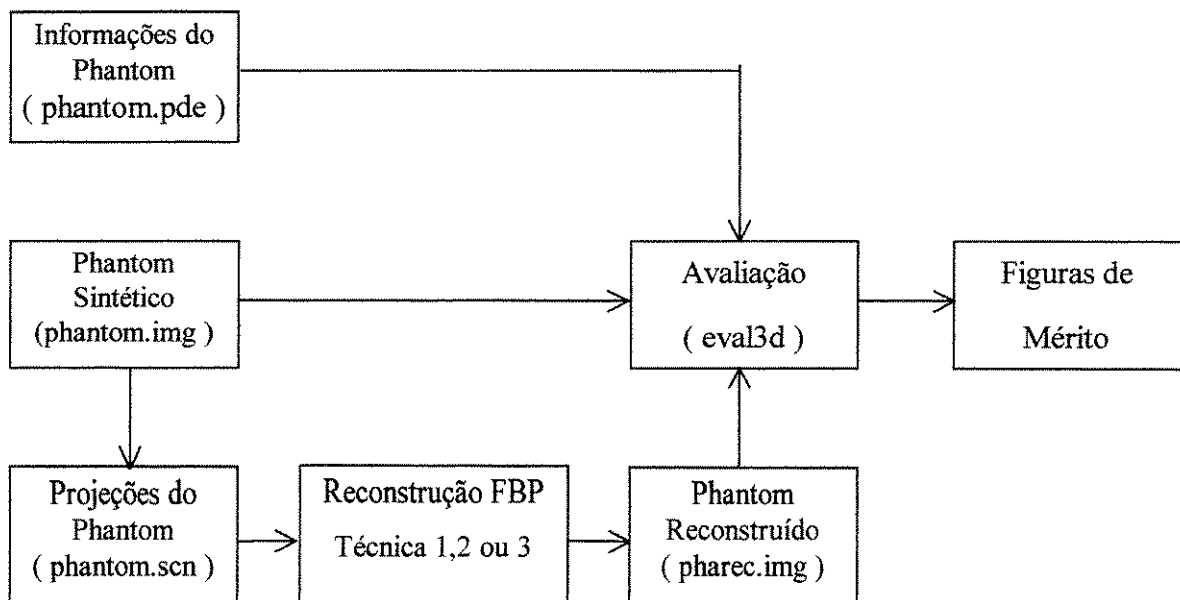


Figura 5.2 Diagrama para obtenção das figuras de mérito.

Para determinar onde ocorria o máximo de cada figura de mérito foram construídas tabelas e gráficos para cada técnica de reconstrução, isto é, para cada ordem do filtro Butterworth com e sem estimativa e para o filtro rampa, em função da frequência de corte.

Após a maximização independente de cada figura de mérito, isto é, a obtenção do valor máximo de cada gráfico de figura de mérito, para cada ordem do filtro Butterworth, com e sem estimativa das projeções, que estão nos apêndices *d* e *e* ; foi extraído dois gráficos de figuras de mérito máximo, figura 5.6 e 5.7 respectivamente para cada uma das duas técnicas de reconstrução.

O valor máximo das figuras de mérito para o filtro rampa é extraído do gráfico da figura 5.5.

A figura de mérito escolhida para a otimização da reconstrução foi para a detectabilidade de áreas frias, pois nas imagens de perfusão do miocárdio, as regiões com menor contagem são que devem ser avaliadas, pois refletem as zonas hipo-perfundidas.

Todas as tabelas e os gráficos estão nos apêndices *d* e *e*, mas para ilustrar, os dados obtidos referentes ao filtro Butterworth ordem=7 estão apresentados na fig.5.3; para o filtro Butterworth ordem=7 com filtro de Maeda, na fig.5.4 e para o filtro rampa, na fig.5.5, que correspondem aos parâmetros maximizados para detectabilidade de áreas frias, para os 3 filtros, respectivamente.

Das tabelas e gráficos de figuras de mérito máximo, fig.5.6 e 5.7 e das figuras de mérito para o filtro rampa, fig. 5.5, obtêm-se respectivamente os seguintes parâmetros otimizados para detectabilidade de áreas frias:

- 1) Reconstrução com filtro Butterworth (BUTTERW.): ordem=7 e frequência de corte =0,25 Nyquist.
- 2) Reconstrução com filtro Butterworth com estimativa das projeções(MAEDA): ordem=7 e frequência de corte=0,25 Nyquist.
- 3) Reconstrução com filtro rampa(RAMPA): frequência de corte=0,30 Nyquist.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,242920	0,242900	0,574612	0,629097
0,05	0,743398	0,743388	0,800088	0,717957
0,10	0,912350	0,921011	0,679762	0,779429
0,15	0,901614	0,919400	0,778051	0,832079
0,20	0,905447	0,934889	0,873854	0,931209
0,25	0,896818	0,951029	0,917831	0,976932
0,30	0,872914	0,956058	0,915600	0,960714
0,35	0,845669	0,956182	0,886790	0,935878
0,40	0,816814	0,955982	0,870803	0,920531
0,45	0,787004	0,955746	0,849577	0,902209
0,50	0,757317	0,955442	0,825212	0,886071
0,75	0,620811	0,953245	0,767363	0,867617
0,99	0,526345	0,950191	0,734974	0,891551

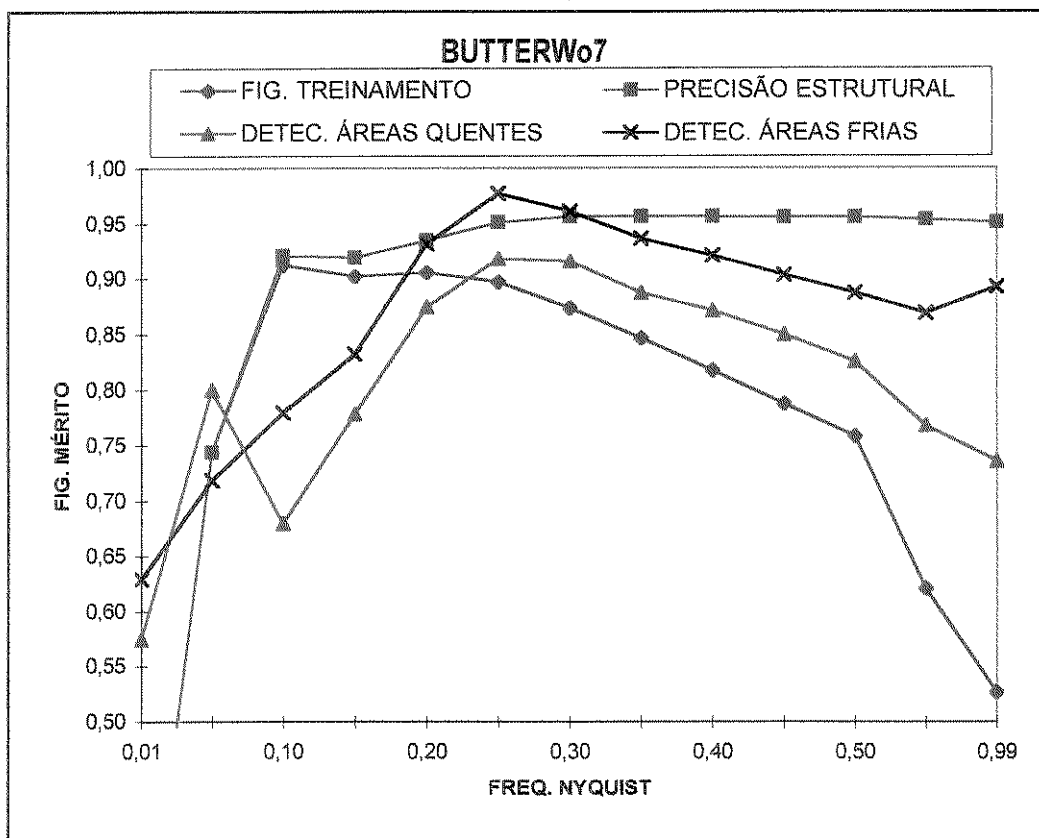


Figura 5.3 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 7. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,25$ Nyquist.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,243431	0,243411	0,566041	0,608814
0,05	0,742251	0,742231	0,775300	0,724190
0,10	0,912383	0,919246	0,673422	0,791947
0,15	0,910227	0,921901	0,790599	0,842524
0,20	0,922517	0,935220	0,884727	0,938264
0,25	0,931189	0,947609	0,929436	0,971180
0,30	0,926407	0,951424	0,928562	0,964975
0,35	0,919279	0,952295	0,920785	0,961332
0,40	0,913263	0,952652	0,915785	0,959059
0,45	0,908332	0,952808	0,912769	0,959059
0,50	0,904740	0,952914	0,915547	0,956281
0,75	0,897616	0,952895	0,915547	0,950132
0,99	0,886945	0,952669	0,913324	0,940340

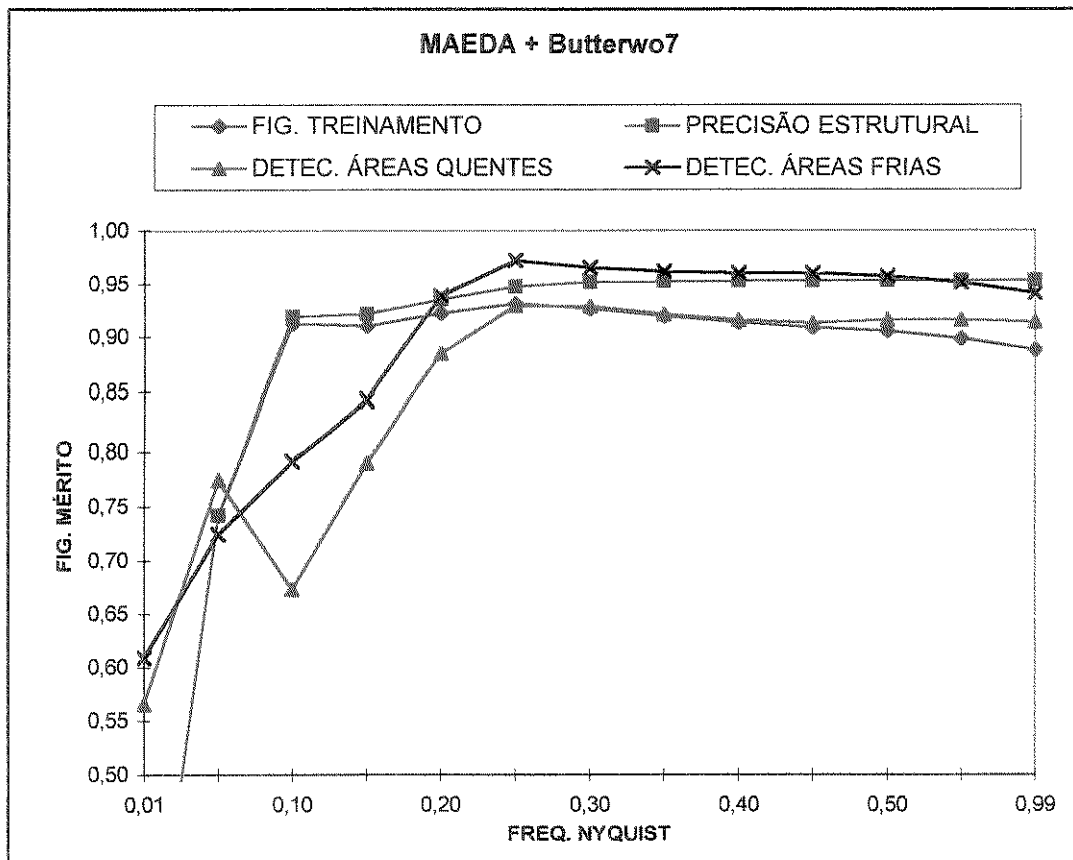


Figura 5.4 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 7, com filtro de Maeda. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,25$ Nyquist.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,236174	0,236154	0,573263	0,637233
0,05	0,730907	0,730895	0,766332	0,677585
0,10	0,903800	0,911069	0,617778	0,714322
0,15	0,894574	0,911589	0,719065	0,789979
0,20	0,893181	0,920322	0,828536	0,868058
0,25	0,896835	0,948335	0,861252	0,950834
0,30	0,879171	0,956069	0,911958	0,958441
0,35	0,852249	0,955892	0,881058	0,938656
0,40	0,823013	0,955663	0,872346	0,908353
0,45	0,795679	0,955920	0,872284	0,899627
0,50	0,763187	0,955601	0,840741	0,892020
0,75	0,627770	0,952586	0,788801	0,850465
0,99	0,512521	0,949491	0,724242	0,888376

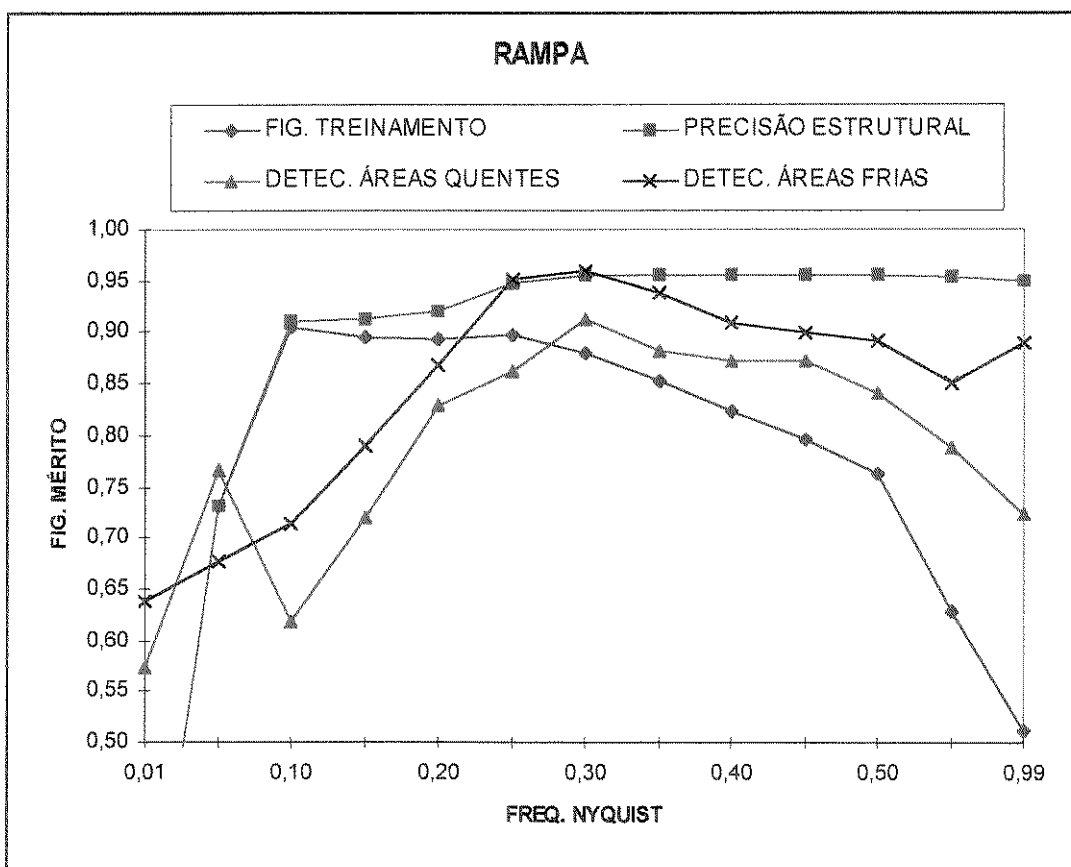


Figura 5.5 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro rampa. Máximo da detectabilidade de áreas frias para $f_c=0,3$ Nyquist.

ORDEM	FIG.TREINAM.	PREC.ESTRUT.	DET.QUENTES	DET. FRIAS
1	0,881066	0,955238	0,893774	0,931606
3	0,920007	0,955845	0,916164	0,955828
5	0,915086	0,956140	0,919726	0,974659
7	0,912350	0,956182	0,917831	0,976932
9	0,910676	0,956185	0,911155	0,973757
13	0,908732	0,956205	0,912504	0,973252

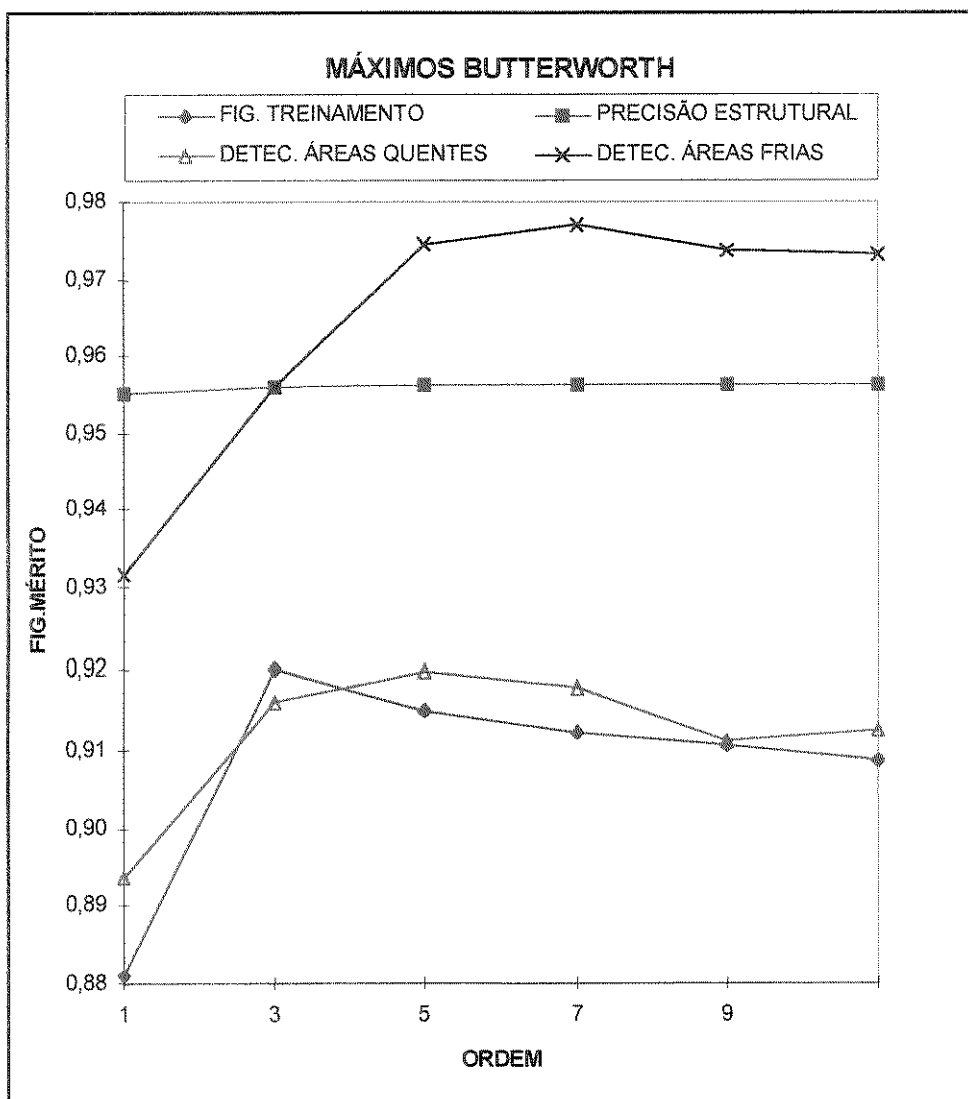


Figura 5.6 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito máximas em função da ordem do filtro Butterworth.

ORDEM	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
1	0,928950	0,952481	0,938880	0,952241
3	0,928841	0,952797	0,929674	0,965877
5	0,930649	0,952889	0,926658	0,965733
7	0,931189	0,952914	0,929436	0,971180
9	0,931274	0,952922	0,929991	0,968402
13	0,931025	0,952963	0,929991	0,966995

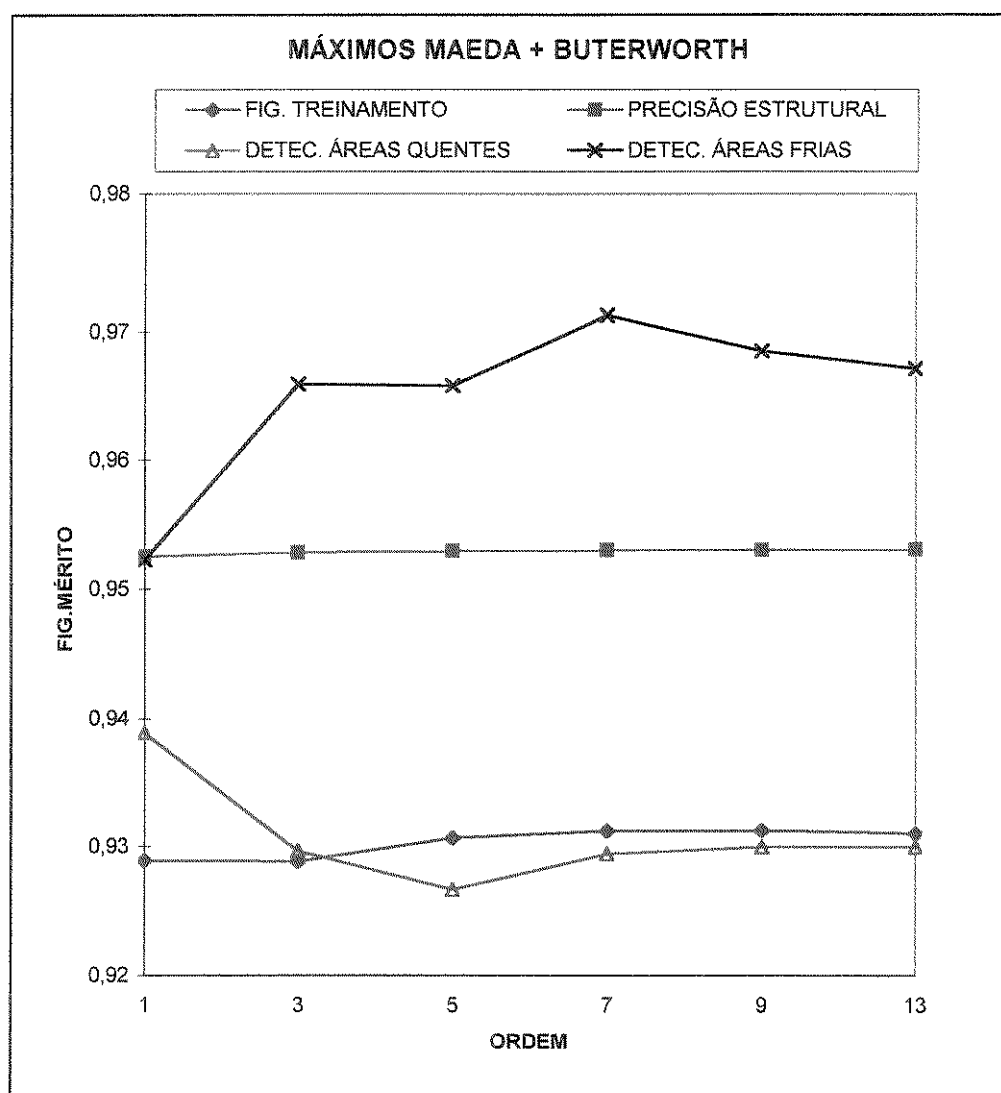


Figura 5.7 Tabela e gráfico correspondentes às figuras de mérito máximas em função da ordem do filtro Butterworth com filtro de Maeda.

5.4. Reconstrução utilizando parâmetros otimizados

Para se obter as diferenças estatisticamente significativas para cada figura de mérito obtida em duas técnicas de reconstrução, foi utilizado o test-t pareado (MOULD 89). Para tanto, foi gerado um conjunto de 12 "phantoms" e suas respectivas projeções de acordo com o capítulo 4, cujas características estão descritas na tabela 5.2.

"phantom"	Áreas Frias	Áreas Normais	Áreas Quentes
1	6	15	5
2	9	9	8
3	9	6	11
4	8	9	9
5	10	4	12
6	7	8	11
7	9	12	5
8	9	11	6
9	7	8	11
10	8	11	7
11	9	8	9
12	7	9	10

Tabela 5.2. Correspondentes aos 12 "phantoms" utilizados para o Test-t pareado.

As projeções foram reconstruídas com os parâmetros otimizados obtidos no item 5.3, para cada uma das 3 técnicas de reconstrução. Por outro lado sabe-se que nas reconstruções utilizadas na rotina clínica, os parâmetros do filtro de reconstrução são escolhidos empiricamente, portanto, é interessante avaliar as reconstruções realizadas com parâmetros não otimizados. Por isso foram analisadas as reconstruções com as 3 técnicas utilizando uma frequência de corte $f_c=0,5$ Nyquist, que é um valor muito utilizado na prática, denominadas de BUTTER. 50, MAEDA 50 e RAMPA 50 respectivamente.

Após as reconstruções, foram obtidas 12 figuras de mérito de precisão estrutural (PE), detectabilidades de áreas quentes (DAQ) e frias (DAF), para cada filtro de reconstrução considerado, de acordo com o diagrama da figura 5.2, utilizado anteriormente.

5.5. Cálculo da significância estatística

Para cada tipo de figura de mérito, obtida no capítulo 5.4, foi aplicado o test-t pareado com 11 graus de liberdade, (12 - 1 figuras), para cada par de reconstruções diferentes.

Foi fixado um nível de significância estatística para rejeição da hipótese nula para que dois métodos de reconstrução sejam igualmente bom, do ponto de vista de uma determinada figura de mérito.

Considerando que β_n e δ_n sejam respectivamente a n -ésima figura de mérito, de um total de N "phantoms" reconstruídos, a partir de dois métodos de reconstrução diferentes e também considerando $N=12$, sendo pequeno, pode ser utilizado o test- t pareado, sendo que o valor de t é calculado pelas seguintes fórmulas (MOULD 89) :

$$t = \frac{m}{s / \sqrt{N}}, \quad m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\beta_n - \delta_n) \quad \text{e} \quad s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N ((\beta_n - \delta_n) - m)^2$$

Após a aplicação de seis técnicas de reconstrução para os doze "phantoms", foram obtidas as figuras de mérito e aplicando o teste t para cada par de técnicas em cada figura de mérito, obtivemos os valores de t .

O resultado final do test- t com os valores de t e o nível de significância correspondentes para rejeição da hipótese nula estão na tabela 5.3. Cada coluna corresponde a um método de reconstrução (técnica 1) e cada linha corresponde a um segundo método (técnica 2).

O valor de t está localizado no cruzamento da linha e coluna correspondentes a duas técnicas (1 e 2) que estamos comparando, se o valor for positivo, a técnica 2 é superior que a técnica 1, e se for negativo a técnica 2 é inferior que a 1.

O sinal entre colchetes [] contém a significância estatística da diferença observada. Se estiver em branco [] indica que a diferença não é estatisticamente significativa ($p>0,05$), [+] ou [-] indica que a diferença é estatisticamente significativa ($p<0,05$), [++] ou [--] indica que a diferença

é estatisticamente muito significativa ($p < 0,005$), e [+++] ou [---] indica que a diferença é estatisticamente extremamente significativa ($p < 0,0005$).

5.6. Resultados e Discussões

Analisando a tabela 5.3, pode-se visualizar todos os valores do teste t pareado e o nível de significância associado.

Verifica-se que os valores de t para figura de precisão estrutural (PE) são todos pequenos, portanto indicando que a diferença não é estatisticamente significativa ($p > 0,05$), exceto para o filtro de Maeda otimizado (MAEDA) que é superior em relação ao filtro Butterworth otimizado (BUTTERW.), ou seja estatisticamente muito significativa ($p < 0,005$). Esta pequena diferença pode ser explicada devido à pequena variação da PE em função da frequência de corte, isto é, para $f_c > 0,1$ Nyquist, nas três técnicas utilizadas de acordo com as Fig. 5.3., 5.4. e 5.5 .

Pode-se notar que o filtro RAMPA otimizado é o pior em termos de figuras de mérito pois ele é no máximo igual para a detectabilidade de áreas frias (DAF) em comparação com RAMPA 50 e BUTTER. 50.

O filtro RAMPA 50 só é melhor, estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a detectabilidade de áreas quentes (DAQ) em relação ao filtro RAMPA.

O filtro Butterworth otimizado (BUTTERW.) é superior, ou seja estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a detectabilidade de áreas frias (DAF) em relação aos seguintes filtros: RAMPA, RAMPA 50, e BUTTER. 50; estatisticamente muito significativa ($p < 0,005$) para a detectabilidade de áreas quentes (DAQ) em relação aos filtros RAMPA e RAMPA 50 e estatisticamente extremamente significativa ($p < 0,0005$) para a DAQ em relação ao filtro BUTTER. 50 e a diferença não é estatisticamente significativa ($p > 0,05$) para a DAQ e DAF em relação aos filtros MAEDA e MAEDA 50.

O filtro BUTTER. 50 é superior somente para a DAQ, estatisticamente significativa ($p < 0,05$) e não é estatisticamente significativa ($p > 0,05$) para a DAF em relação ao filtro RAMPA. A diferença não é estatisticamente significativa em relação ao filtro RAMPA 50; é inferior, ou seja estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a DAF em relação aos filtros BUTTERW., MAEDA e

MAEDA 50, e para a DAQ é extremamente inferior ($p < 0,0005$), em relação ao filtro BUTTERW., é muito inferior ($p < 0,005$) em relação ao filtro MAEDA e inferior ($p < 0,05$) em relação ao filtro MAEDA 50.

O filtro MAEDA não é estatisticamente significativa ($p > 0,05$) para a DAQ e DAF em relação aos filtros BUTTERW. e MAEDA 50; é superior, ou seja estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a detectabilidade de áreas frias (DAF) em relação aos filtros: RAMPA 50, e BUTTER. 50, e muito significativa ($p < 0,005$) para o filtro RAMPA; é estatisticamente muito superior ($p < 0,005$), para a DAQ em relação aos filtros RAMPA 50 e BUTTER. 50 e extremamente superior ($p < 0,0005$) em relação ao filtro RAMPA.

Por ultimo, o filtro MAEDA 50 não é estatisticamente significativa ($p > 0,05$) para a DAQ e DAF em relação aos filtros BUTTERW. e MAEDA; é superior, ou seja estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a DAF em relação aos filtros: RAMPA, RAMPA 50, e BUTTER. 50; é superior, ou seja estatisticamente significativa ($p < 0,05$), para a DAQ em relação ao filtro BUTTER. 50, estatisticamente muito significativa ($p < 0,005$), em relação ao filtro RAMPA 50 e extremamente significativa ($p < 0,0005$) em relação ao filtro RAMPA.

TÉCNICAS	FIG. de MÉRITO	RAMPA	RAMPA 50	BUTTERW.	BUTTER. 50	MAEDA	MAEDA 50
RAMPA	PE		-0,021 []	-0,001 []	-0,011 []	0,137 []	0,038 []
	DAQ		-2,798 [-]	-3,687 [--]	-2,044 [-]	-5,420 [---]	-4,859 [---]
	DAF		-1,385 []	-2,976 [-]	-1,447 []	-3,442 [--]	-3,035 [-]
RAMPA 50	PE	0,021 []		0,156 []	0,850 []	1,237 []	0,993 []
	DAQ	2,798 [+]		-3,798 [--]	0,923 []	-3,733 [--]	-4,049 [--]
	DAF	1,385 []		-2,343 [-]	-0,667 []	-2,765 [-]	-2,850 [-]
BUTTERW	PE	0,001 []	-0,156 []		-0,079 []	-3,870 [--]	0,386 []
	DAQ	3,687 [++]	3,798 [++]		5,936 [+++]	-0,312 []	0,824 []
	DAF	2,976 [+]	2,343 [+]		2,649 [+]	-0,990 []	0,334 []
BUTTER. 50	PE	0,011 []	-0,850 []	0,079 []		1,159 []	0,811 []
	DAQ	2,044 [+]	-0,923 []	-5,936 [---]		-3,349 [--]	-2,983 [-]
	DAF	1,447 []	0,667 []	-2,649 [-]		-2,813 [-]	-2,476 [-]
MAEDA	PE	-0,137 []	-1,237 []	3,870 [++]	-1,159 []		-1,145 []
	DAQ	5,420 [+++]	3,733 [++]	0,312 []	3,349 [++]		1,763 []
	DAF	3,442 [++]	2,765 [+]	0,990 []	2,813 [+]		1,729 []
MAEDA 50	PE	-0,038 []	-0,993 []	-0,386 []	-0,811 []	1,145 []	
	DAQ	4,859 [+++]	4,049 [++]	-0,824 []	2,983 [+]	-1,763 []	
	DAF	3,035 [+]	2,850 [+]	-0,334 []	2,476 [+]	-1,729 []	

Tabela 5.3. Valores de t e o nível de significância associado [], obtidos através de comparações de pares de técnicas de reconstrução de 12 "phantoms" para cada figura de mérito, sendo que: PE: Precisão Estrutural, DAQ: Detectabilidade de Áreas Quentes, DAF: Detectabilidade de Áreas Frias.

[+]: t (5%)= 1,796, [++]: t (0,5%)= 3,106, [+++]: t (0,05%)= 4,437 para 11 graus de liberdade.

Capítulo 6

Conclusões

Um dos fatores que limitam a qualidade das imagens de medicina nuclear é o ruído de Poisson, pois as imagens são formadas através da aquisição dos fótons emitidos pelo radiofármaco.

Neste trabalho foi feito um estudo sobre a caracterização do ruído nas imagens cintilográficas e foram obtidos os seguintes resultados:

- 1) A distribuição de ruído nas imagens obtidas sem nenhum pré-processamento é de Poisson na faixa de 20 a 150 contagens/pixel e é Gaussiana na faixa de 200 a 400.
- 2) O ruído nas imagens de projeções com correção de atenuação não obedecem à distribuição de Poisson em nenhum nível de contagem, mas é Gaussiano na faixa de 200 a 400.

Como nas projeções de SPECT clínico as contagens/pixel são < 150 , o ruído pode ser considerado Poissoniano para estudos clínicos. Conclui-se que se pode utilizar a estimativa das projeções ou outro filtro que considere o ruído com distribuição de Poisson. Para contagens entre 200 e 400, deve ser utilizado um filtro que considere a distribuição Gaussiana.

Para as projeções com correção de atenuação e contagens inferiores a 150, não se deve aplicar filtros do tipo Poissoniano ou Gaussiano.

A segunda parte deste trabalho consistiu em avaliar e otimizar reconstruções tomográfica utilizando estimativa das projeções.

Os parâmetros otimizados encontrados para o filtro Butterworth para retroprojeção filtrada com e sem a utilização da estimativa das projeções, para detectabilidade de áreas frias (menor concentração), isto é, regiões de infartos do miocárdio, através da maximização da figura de mérito de detectabilidade de áreas frias, foram:

Com estimativa das projeções : frequência de corte $= 0,25$ Nyquist e ordem $= 7$

Somente com filtro Butterworth : frequência de corte $= 0,25$ Nyquist e ordem $= 7$

Nota-se que os parâmetros otimizados para a reconstrução foram os mesmos, com e sem a estimativa das projeções.

De acordo com os gráficos do apêndice *e*, as figuras de mérito de precisão estrutural, de detectabilidades de áreas frias e quentes variam pouco com a ordem e a frequência de corte, portanto conclui-se que as reconstruções com a estimativa dependem pouco dos parâmetros do filtro Butterworth.

O resultado do teste-t, para avaliar as diferenças significativas das reconstruções com estimativa foram: uma melhora estatisticamente muito significativa ($p < 0,005$) para a precisão estrutural, e sem melhora significativa para detectabilidade de áreas frias e quentes.

O outro resultado importante é que comparando as reconstruções com frequência de corte igual a 0,5 Nyquist, nota-se que na reconstrução com o filtro Maeda sem otimização (MAEDA 50), as diferenças das figuras de mérito não são estatisticamente significativas em relação às obtidas com reconstruções com filtro Maeda otimizado e Butterworth otimizado. Mas na reconstrução com o filtro Butterworth sem otimização (BUTTER. 50), as diferenças para detectabilidade de áreas frias e quentes são estatisticamente significativas para pior em comparação com as reconstruções com filtro Maeda otimizado, Butterworth otimizado e para o filtro MAEDA 50

Avaliando-se os gráficos dos apêndices *d* e *e*, de um modo geral, as figuras de mérito de detectabilidade de áreas frias e quentes têm seus valores máximos para a mesma frequência de corte, portanto os parâmetros maximizados encontrados são para detectabilidade de áreas quentes ou frias. Por outro lado, o parâmetro maximizado para precisão estrutural se encontra em frequências de corte muito mais elevadas, portanto não é possível encontrar um parâmetro comum para maximizar todas as figuras de mérito. Nota-se também que, nos casos com estimativa das projeções, as figuras de mérito apresentam pequena variabilidade com a frequência do filtro.

Conclui-se que a utilização da estimativa das projeções nas reconstruções de SPECT melhora significativamente a precisão estrutural, não resulta em melhoria na detectabilidade de áreas frias e quentes, e traz a vantagem adicional de se ter imagens tomográficas que não dependem muito do filtro de reconstrução.

Como trabalho futuro pode-se sugerir a utilização de um software que gere um "phantom" cardíaco mais realístico, isto é, com regiões frias e quentes mais extensas, parâmetros de detetores realísticos de um sistema comercial de SPECT, como o SimSET (The Simulation System for Emission Tomography), criado por Steven Vannoy, do Centro Médico da Universidade de Washington, que simula sistemas PET e SPECT.

Referências Bibliográficas

- ABE, R.; FURUIE, S.S.; MOURA, L.: Caracterização do ruído nas projeções do SPECT. **Revista Española de Medicina Nuclear** (Resúmenes), 14(5): 286.1995.
- ALENIUS, S.; RUOTSALAINEN, U.: Bayesian image reconstruction for emission tomography based on median root prior. **Eur J Nucl Med** (1997) 24:258-265.
- ANSCOMBE, F.J.: The transformation of Poisson, binomial and negative-binomial data. **Biometrika**, vol.35: 246-254, 1948.
- CHANG, L.T.: A method for attenuation correction in radionuclide computed tomography, **IEEE Trans. on Nuclear Science**, NS-25(1): 638-643, 1978.
- FURUIE, S.S. & MASCARENHAS, N.D.A.: Tomographic Reconstruction of Images with Poisson Noise: Projection Estimation. **AUTOMEDICA**, 15 (2): 133-140,1992.
- FURUIE, S.S.: **Reconstrução Tomográfica de Imagens com Ruído Poisson: Estimativa das Projeções**. Tese apresentada à Escola Politécnica da USP, para a obtenção do título de Doutor em Engenharia. São Paulo, março de 1990.
- FURUIE, S.S.; HERMAN, G.T.; MASCARENHAS, N.D.A.; MATEJ, S.: On the Efficacy of Projection Estimation in 3D PET Reconstruction. **Physics in Medicine and Biology**, 39(A). 607, 1994.
- FURUIE, S.S.; HERMAN, G.T.; NARAYAN, T.K.; KINAHAN, P.; KARP, J.S.; LEWITT, R.M.; MATEJ, S.: A methodology for testing for statistically significant differences between truly 3-D PET reconstruction algorithms, **Physics in Medicine and Biology**, 39: 341-354, 1994.
- FURUIE, S.S.; MATEJ, S.; HERMAN, G.T.; NARAYAN, T.K.; LEWITT, R.M.; KINAHAN, P.; KARP, J.S.: Programs for evaluation of 3D PET reconstruction algorithms. **TECHNICAL REPORT NO. MIPG206**. Feb. 1994.
- GELFAND, M.J.; THOMAS, S.R.: **Effective Use of Computers in Nuclear Medicine**. McGraw-Hill Book Co. Cincinnati, 1988.
- GILLAND DR, TSUI BM, MCCARTNEY WH, PERRY JR, BERG J.: Determination of the optimum filter function for SPECT imaging. **J Nucl Med** 1988 May;29(5):643-650.
- GONZALEZ, R.C.; WINTZ, P.: **Digital Image Processing**. Addison-Wesley Publishing Co. Inc., 2ª ed. 1987.
- GREEN, D.M. and SWETS, J. A. 1988 **Signal Detection Theory and Psychophysics** (Los Altos, CA: Peninsula Publishing, reprint edition).

- HARRIS CC, GREER KL, JASZCZAK RJ, FLOYD CE, FEARNOW EC, COLEMAN RE.: Tc-99m attenuation coefficients in water-filled phantoms determined with gama cameras. **Med Phys** 1984 Sep/Oct;11(5):681-685.
- HERMAN, G.T. and YEUNG, K.T.D. 1989 Evaluators of Image Reconstruction Algorithms. **Internat. J. Imag. Syst. Techn.** 1 187-195.
- HERMAN, G.T. Image Reconstruction from Projections: **The Fundamentals of Computerized Tomography**. (New York: Academic Press), 1980.
- HONDA N, MACHIDA K, MAMIYA T, TAKAHASHI T, TAKISHIMA T, HASEGAWA N, KAMANO T.: The optimum Butterworth-Wiener filter for I-123 IMP brain SPECT. **Radiat Med** 1989 May;7(3):124-128.
- HONDA N, MACHIDA K, TSUKADA J, KAIZU H, HOSOBABA M.: Optimal preprocessing Butterworth-Wiener filter for Tl-201 myocardial SPECT. **Eur J Nucl Med** 1987;13(8):404-407.
- JASZCZAK RJ, WHITEHEAD FR, LIM CB, COLEMAN RE.: Lesion detection with single photon emission tomography (SPECT) compared with conventional imaging. **J Nucl Med** 1982;23(2):97-102.
- KAY J.: Statistical models for PET and SPECT data. **Stat Methods Med Res** 1994;3(1):5-21.
- KESELBRENER L, SHIMONI Y, AKSELROD S.: Nonlinear filters applied on computerized axial tomography: theory and phantom mages. **Med Phys** 1992 Jul;19(4):1057-1064.
- KING MA, DOHERTY PW, SCHWINGER RB, JACOBS DA, KIDDER RE, MILLER TR.: Fast Count-Dependent Digital Filtering of Nuclear Medicine Images: Concise Communication. **J Nucl Med** 1983;24:1039-1045.
- KING MA, DOHERTY PW, SCHWINGER RB,,: A Wiener filter for nuclear medicine images. **Med Phys** 1983 Nov/Dec;10(6):876-880.
- KING MA, GLICK SJ, PENNEY BC, SCHWINGER RB, DOHERTY PW.: Iterative Visual Optimization of SPECT Preconstruction Filtering. **J Nucl Med** 1987;28:1192-1198.
- KING MA, SCHWINGER RB, DOHERTY PW, PENNEY BC.: Two-Dimensional Filtering of SPECT Images using the Metz and Wiener Filters. **J Nucl Med** 1984;25:1234-1240.
- KOTZKI P, MARIANO-GOULART D, QUIQUERE M, LYONNET F, ZANCA M, ROSSI M.: Optimum tomographic reconstruction parameters for HMPAO brain SPECT imaging: a practical approach basead on subjective and objective indexes. **Eur J Nucl Med** 1995;22:671-677.

LIM, C.B.; HAN, K.S.; HAWMAN, E.G.; JASZCZAK, R.J.: Image Noise, Resolution, and Lesion Detectability in Single Photon Emission CT. **IEEE Trans. on Nuclear Science**, vol.NS-29, n.1:500-505, Feb. 1982.

LO, C.M.: **Estimation of Image Signals with Poisson Noise**. Tese de Ph.D.- University of Southern California, Los Angeles, 1979.

LONN A, COTTRALL M, SIMONS H.: Experimental measurement of impulse response and noise for an emission computed tomography system. **Eur J Nucl Med** (1979) 4(4):251-259.

MADSEN MT, PARK CH.: Enhancement of SPECT images by Fourier filtering the projection image set. **J Nucl Med** 1985 Apr;26(4):395-402.

MAEDA, J.; MURATA, K.: Digital Restoration of Scintigraphic Images by a Two-Step Procedure. **IEEE Trans. Medical Imaging**, 6: 320-324, 1987.

MATEJ, S.; HERMAN, G.T.; NARAYAN, T.K.; FURUIE, S.S.; LEWITT, R.M.; KINAHAN, P.: Evaluation of task-oriented performance of several fully 3D PET reconstruction algorithms, **Physics in Medicine and Biology**, 39: 355-367, 1994.

MINOSHIMA S, MARUNO H, YUI N, TOGAWA T, KINOSHITA F, KUBOTA M, BERGER KL, UCHIDA Y, UNO K, ARIMIZU N.: Optimization of Butterworth filter for brain SPECT imaging. **Am Nucl Med**.1993.May;7(2):71-77.

MOULD, R.F. 1989 **Introduction to Medical Statistics** (Bristol, England: Adam Hilger, 2nd edition)

MURRAY, I.P.C., ELL, P.J., STRAUSS H.WW.: **Nuclear Medicine in Clinical Diagnosis and Treatment**. Churchill Livingston Inc.;New York, 1994.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; WHITMORE, G.A.: **Applied Statistics**. Allyn and Bacon, Inc. Boston, 1979.

PENNEY BC, KING MA, SCHWINGER RB, BAKER SP, DOHERTY PW.: Modifying constrained least-squares restoration for application to single photon emission tomography projection images. **Med Phys** 1983 May;15(3):334-342.

REBELO, M.F.S.: **Uma Análise da Qualidade de Imagens Tomográficas do Miocárdio por Emissão de Fótons**. Dissertação apresentada ao Instituto de Física da USP, para a obtenção do título de Mestre em Ciências. São Paulo, dezembro de 1989.

REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; ABE, R.; MOURA, L.: AVALIAÇÃO DO PRE-PROCESSAMENTO DAS PROJEÇÕES EM SPECT COM PHANTOM FÍSICO. **RBE-Caderno de Engenharia Biomédica**, v.12,n.3,p.87-88, out1996.

- REBELO, M.S.; FURUIE, S.S.; ABE, R.; MOURA, L.: Optimization Technique for SPECT Reconstruction. **Computers in Cardiology** 1994. 481-484, 1994.
- ROLLO, F.D.: **Nuclear Medicine Physics, Instrumentation and Agents**. The C.V. Mosby Company. Saint Louis, 1977.
- ROWER RW, DAÍ S.: A pseudo-Poisson noise for simulation of positron emission tomography projection data. **Med Phys** 1992 Jul;19(4):1113-1119.
- SORENSEN J.A.; PHELPS M.E.: **Physics in Nuclear Medicine**. 2^a.ed.W.B. Saunders Company,1990.
- SORENSEN JA ; Quantitative Measurement of Radioactivity in Vivo by Whole-Body counting, in HINE GJ, SORENSON JA, (eds): **Instrumentation in Nuclear Medicine**. New York, Academic Press, 1974, vol 2, p.311-348.
- SWETS, J.A . and PICKETT, R.M. 1982 **Evaluation of Diagnostic System: Methods from Signal Detection Theory** (New York: Academic Press).
- TODD-POKROPEK, A.: Image Processing in Nuclear Medicine. **IEEE Trans. of Nuclear Science**, Vol. NS-27, No. 3, June 1980.

Apêndices

a) Tabelas de contagens do "phantom" sem correção de atenuação e prevista da distribuição de Poisson.

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	9_14	28	23.4	0.90
2	15_20	210	203.8	0.19
3	21_26	330	324.2	0.10
4	27_32	112	133.7	3.52
5	33_38	22	17.7	1.04
6	39_44	2	0.9	1.42
Total		704	703.8	7.18

Tabela 1- Valores obtidos com a amostra 20

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	26_32	6	12.1	3.05
2	33_39	103	101.4	0.03
3	40_46	267	256.9	0.39
4	47_53	232	233.0	0
5	54_60	83	85.3	0.06
6	61_67	12	13.8	0.24
7	68_74	1	1.1	0
Total		704	703.6	3.78

Tabela 2- Valores obtidos com a amostra 40

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	45_52	21	16.3	1.33
2	53_60	105	104.9	0
3	61_68	247	242.7	0.07
4	69_76	206	226.5	1.86
5	77_84	105	92.9	1.57
6	85_92	18	17.9	0
7	93_100	2	1.7	0.04
Total		704	703.1	4.88

Tabela 3- Valores obtidos com a amostra 60

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	60_68	5	3.5	0.65
2	69_77	30	38.5	1.89
3	78_86	154	155.3	0.01
4	87_95	275	253.5	1.83
5	96_104	174	181.5	0.31
6	105_114	53	60.7	0.98
7	115_122	12	10.0	0.40
8	123_131	1	0.8	0.03
Total		704	703.9	6.10

Tabela 4- Valores obtidos com a amostra 80

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	79_87	4	3.6	0.05
2	88_96	27	31.1	0.54
3	97_105	117	120.0	0.08
4	106_114	228	219.8	0.30
5	115_123	201	201.9	0.00
6	124_132	109	97.5	1.37
7	133_141	14	25.7	5.33
8	142_150	3	3.7	0.14
Total		703	703.3	7.81

Tabela 5- Valores obtidos com a amostra 100

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	131_141	8	5.6	1.05
2	142_152	36	40.5	0.49
3	153_163	134	136.4	0.04
4	164_174	235	224.8	0.47
5	175_185	190	188.9	0.01
6	186_196	69	84.1	2.70
7	197_207	26	20.4	1.53
8	208_218	6	2.8	3.73
Total		704	703.5	10.02

Tabela 6- Valores obtidos com a amostra 150

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	189_198	21	13.1	4.73
2	199_208	60	49.4	2.26
3	209_218	105	116.5	1.13
4	219_228	165	175.1	0.58
5	229_238	176	171.1	0.14
6	239_248	103	110.7	0.54
7	249_258	58	48.1	2.03
8	259_268	8	14.3	2.75
9	269_278	8	2.9	8.84
Total		704	701.2	23.00

Tabela 7- Valores obtidos com a amostra 200

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	345_361	2	0.09	-
2	362_378	9	1.8	-
3	379_395	39	16.8	52.39
4	396_412	77	76.9	0.00
5	413_429	164	179.9	1.41
6	430_446	180	220.4	7.40
7	447_463	138	144.6	0.30
8	464_480	67	51.9	4.42
9	481_497	20	10.3	23.67
10	498_514	8	1.2	-
Total		704	703.9	89.59

Tabela 8- Valores obtidos com a amostra 400

b) Tabelas de contagens do "phantom" com correção de atenuação de Sorenson e prevista da distribuição de Poisson.

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	27_40	15	0.1	-
2	41_54	88	20.2	361.79
3	55_68	226	289.4	13.88
4	69_82	239	345.5	32.86
5	83_96	96	47.9	155.82
6	97_110	31	0.9	-
7	111_124	9	0	-
Total		704	704	564.35

Tabela 9- Valores obtidos com a amostra 20

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	80_96	4	0	-
2	97_113	48	4.7	474.81
3	114_130	155	111.6	16.91
4	131_147	210	361.3	63.37
5	148_164	191	203.5	0.77
6	165_181	74	22.35	227.49
7	182_198	19	0.5	-
8	199_215	2	0	-
Total		704	704	783.35

Tabela 10- Valores obtidos com a amostra 40

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	138_155	11	0	-
2	156_173	49	3.2	987.55
3	174_191	121	64.7	48.94
4	192_209	192	272.7	23.89
5	210_227	123	280.3	88.24
6	228_245	139	76.9	50.10
7	246_263	54	6	646.06
8	264_281	12	0.1	-
9	282_299	3	0	-
Total		704	704	1844.78

Tabela 11- Valores obtidos com a amostra 60

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	185_207	5	0	-
2	208_230	14	0.4	-
3	231_253	82	23	257.16
4	254_276	168	209.3	8.16
5	277_299	242	345.4	30.97
6	300_322	127	117.1	0.84
7	323_345	52	8.6	375.14
8	346_368	12	0.1	-
9	369_391	2	0	-
Total		704	704	672.27

Tabela 12- Valores obtidos com a amostra 80

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	243_269	4	0	-
2	270_296	27	1.1	-
3	297_323	99	49.5	125.12
4	324_350	220	301	21.79
5	351_377	209	297.9	26.56
6	378_404	124	52.8	119.98
7	405_431	16	1.7	-
8	432_458	3	0	-
9	459_485	2	0	-
Total		704	704	323.45

Tabela 13- Valores obtidos com a amostra 100

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	404_430	5	0	-
2	431_457	15	0.4	-
3	458_484	73	14.9	394.23
4	485_511	123	129.4	0.32
5	512_538	197	304.8	38.12
6	539_565	170	208.5	7.10
7	566_592	71	43.2	17.94
8	593_619	34	2.8	783.12
9	620_646	12	0	-
10	647_673	4	0	-
Total		704	704	1240.83

Tabela 14- Valores obtidos com a amostra 150

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	583_610	18	0.1	-
2	611_638	58	4	1254.06
3	639_666	82	48.8	22.62
4	667_694	128	197.1	24.25
5	695_722	182	279.5	34.03
6	723_750	112	144.4	7.27
7	751_778	76	27.9	82.93
8	779_806	35	2.1	992.91
9	807_834	8	0.1	-
10	835_862	5	0	-
Total		704	704	2418.07

Tabela 15- Valores obtidos com a amostra 200

Classes	Intervalo	Frequência Obtida	Frequência Poisson	Diferença quadrática relativa
1	1188_1229	6	0	-
2	1230_1271	21	0.2	-
3	1272_1313	65	8	858.90
4	1314_1355	117	83	13.93
5	1356_1397	153	261	44.66
6	1398_1439	142	259.1	52.96
7	1440_1481	110	83.5	8.37
8	1482_1523	52	8.9	712.46
9	1524_1565	23	0.3	-
10	1566_1607	14	0	-
11	1608_1649	1	0	-
Total		704	704	1691.28

Tabela 16- Valores obtidos com a amostra 400

c) Tabelas de Distribuição de Resíduos entre contagens obtidas e prevista da distribuição Gaussiana.

Amostra	Valor médio	Distribuição de Resíduos para 9 Classes (Probabilidades Iguais 11,111%)										X ² (Gaussiana)
20	22	65	121	52	91	62	67	110	52	84	84	63,61
40	46	91	74	75	79	98	73	78	59	77	77	22,55
60	68	76	75	91	105	45	57	84	84	87	87	33,16
80	92	69	74	95	63	108	71	64	84	74	74	23,18
100	113	81	67	89	89	74	67	68	97	72	72	22,86
150	172	69	77	94	82	69	90	91	55	77	77	16,33
200	228	81	77	69	84	90	79	71	63	90	90	8,82
400	435	82	68	90	70	84	77	73	84	76	76	5,44

Tabela 17- Amostras sem correção

Amostra	Valor médio	Distribuição de Resíduos para 9 Classes (Probabilidades Iguais 11,111%)										X ² (Gaussiana)
20	69	65	121	52	91	62	67	110	52	84	84	63,61
40	142	91	74	75	79	57	75	117	59	77	77	32,31
60	210	76	75	91	105	45	57	84	84	87	87	33,16
80	284	69	74	95	63	108	71	64	85	75	75	23,18
100	350	81	67	89	89	74	67	68	97	72	72	12,86
150	530	69	91	80	82	91	68	91	55	77	77	15,82
200	704	86	72	69	84	90	79	71	63	90	90	9,97
400	1397	82	87	62	90	76	80	67	83	77	77	8,33

Tabela 18- Amostras com correção de Sorenson

d) Tabelas e gráficos de figuras de mérito em função da frequência para o filtro Butterworth para diferentes número de ordem.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,433717	0,433689	0,888280	0,929225
0,05	0,830695	0,834461	0,893774	0,931606
0,10	0,881066	0,929562	0,876931	0,928668
0,15	0,856595	0,947607	0,867257	0,926395
0,20	0,825230	0,951995	0,857010	0,912562
0,25	0,795253	0,953723	0,844550	0,915737
0,30	0,767935	0,954529	0,833995	0,919416
0,35	0,743307	0,954955	0,820661	0,913861
0,40	0,721239	0,955175	0,815414	0,911083
0,45	0,701500	0,955238	0,807637	0,906032
0,50	0,683845	0,955208	0,799374	0,906032
0,75	0,620072	0,954392	0,767134	0,903059
0,99	0,584088	0,953266	0,742751	0,899776

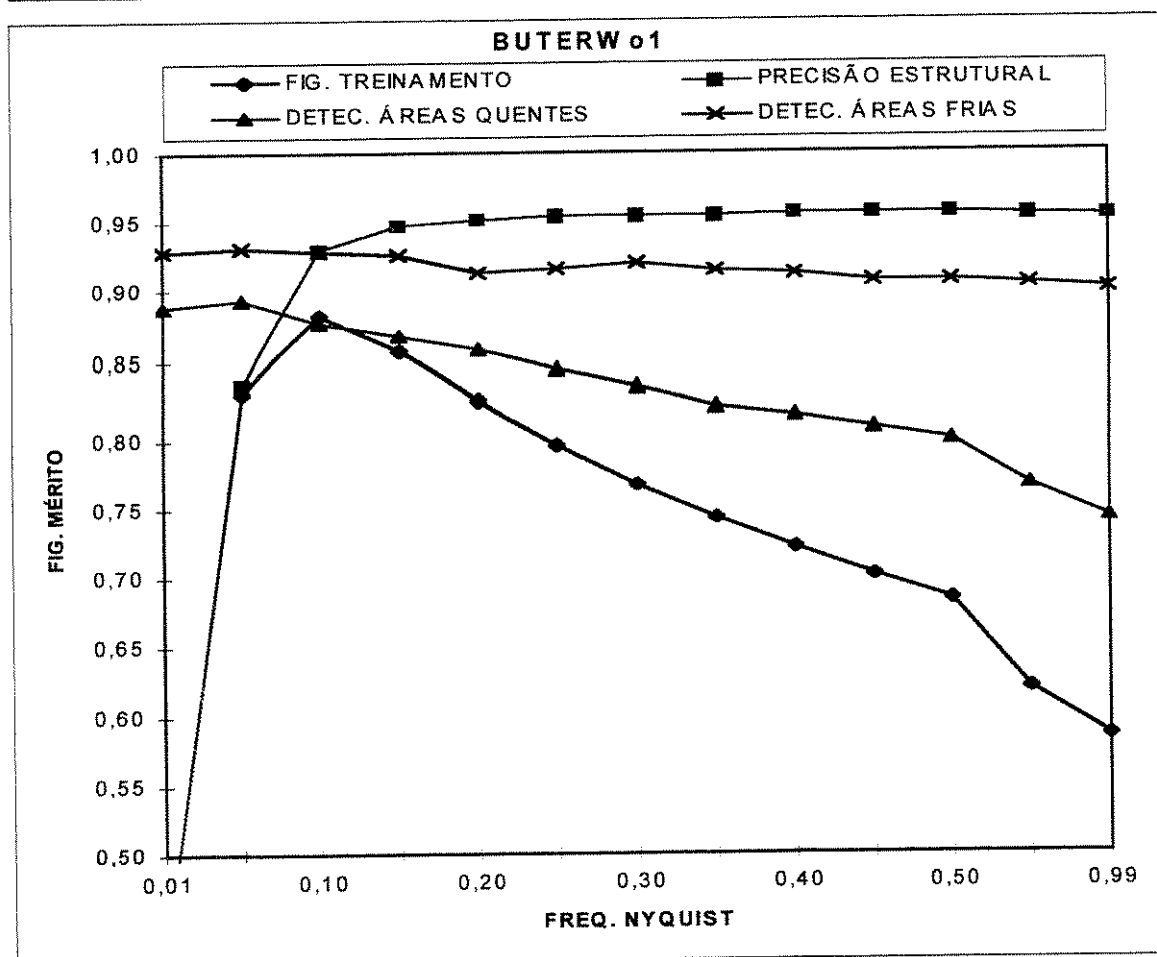


Tabela e gráfico 19 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 1.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,284998	0,284974	0,620714	0,674194
0,05	0,788651	0,788615	0,791446	0,798641
0,10	0,920007	0,929778	0,792725	0,859440
0,15	0,914058	0,934501	0,876199	0,908698
0,20	0,903673	0,942901	0,916164	0,948757
0,25	0,883198	0,951150	0,897584	0,955828
0,30	0,856239	0,954748	0,883765	0,950725
0,35	0,826866	0,955708	0,882169	0,928162
0,40	0,796666	0,955845	0,853422	0,915087
0,45	0,766816	0,955727	0,832302	0,901111
0,50	0,737680	0,955472	0,815944	0,895864
0,75	0,614416	0,953852	0,754092	0,883273
0,99	0,545959	0,951336	0,735529	0,894725

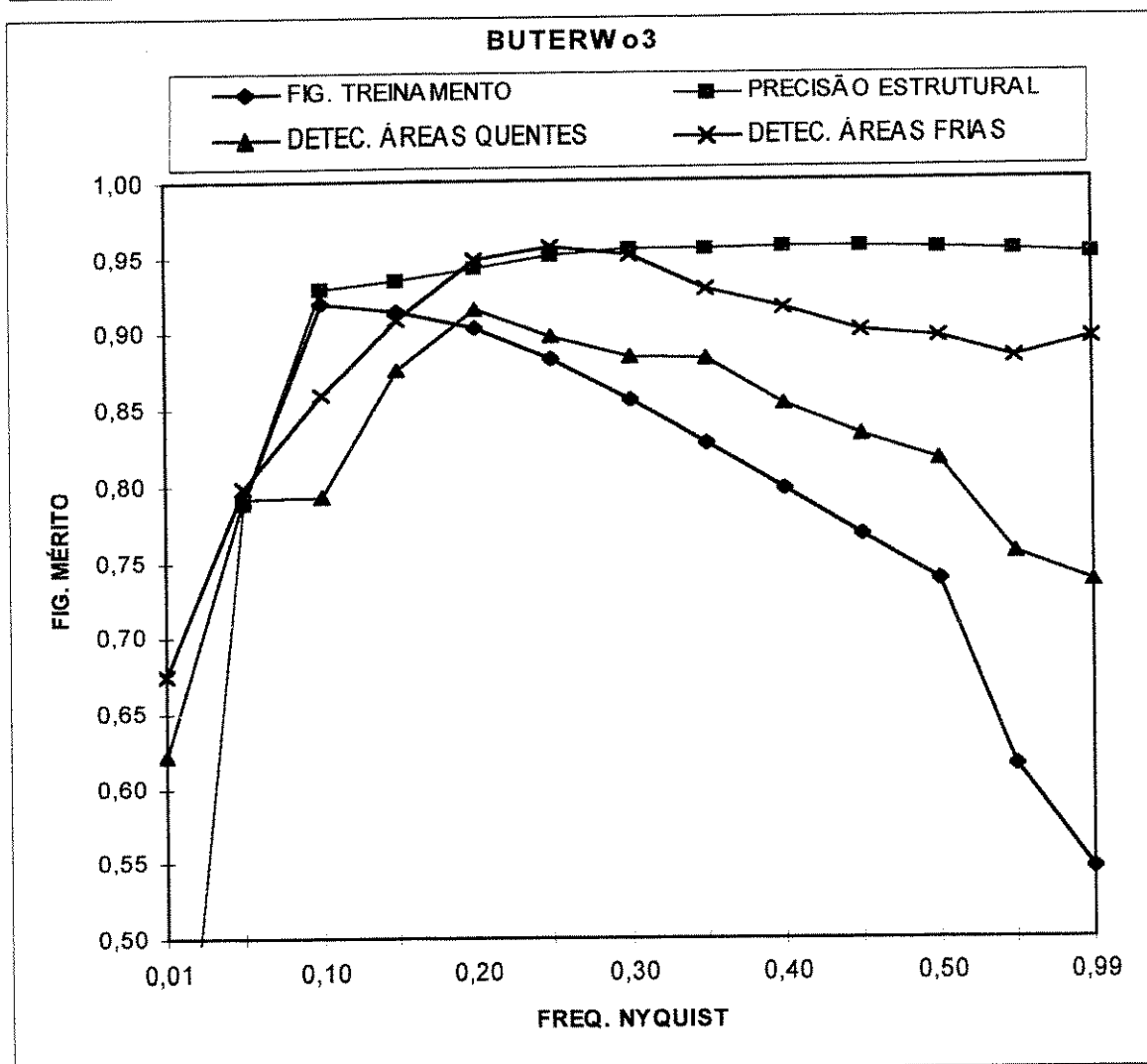


Tabela e gráfico 20 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 3.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,253263	0,253241	0,582072	0,629401
0,05	0,756614	0,756588	0,789365	0,752096
0,10	0,915086	0,924058	0,727019	0,799407
0,15	0,906337	0,924315	0,828307	0,857255
0,20	0,906902	0,937894	0,890203	0,939434
0,25	0,894000	0,951138	0,919726	0,974659
0,30	0,869371	0,955706	0,900908	0,949912
0,35	0,841526	0,956140	0,885988	0,933409
0,40	0,812156	0,955999	0,870009	0,915789
0,45	0,782231	0,955790	0,847363	0,893787
0,50	0,752717	0,955459	0,820450	0,885762
0,75	0,617732	0,953468	0,759339	0,872667
0,99	0,532845	0,950563	0,734974	0,891551

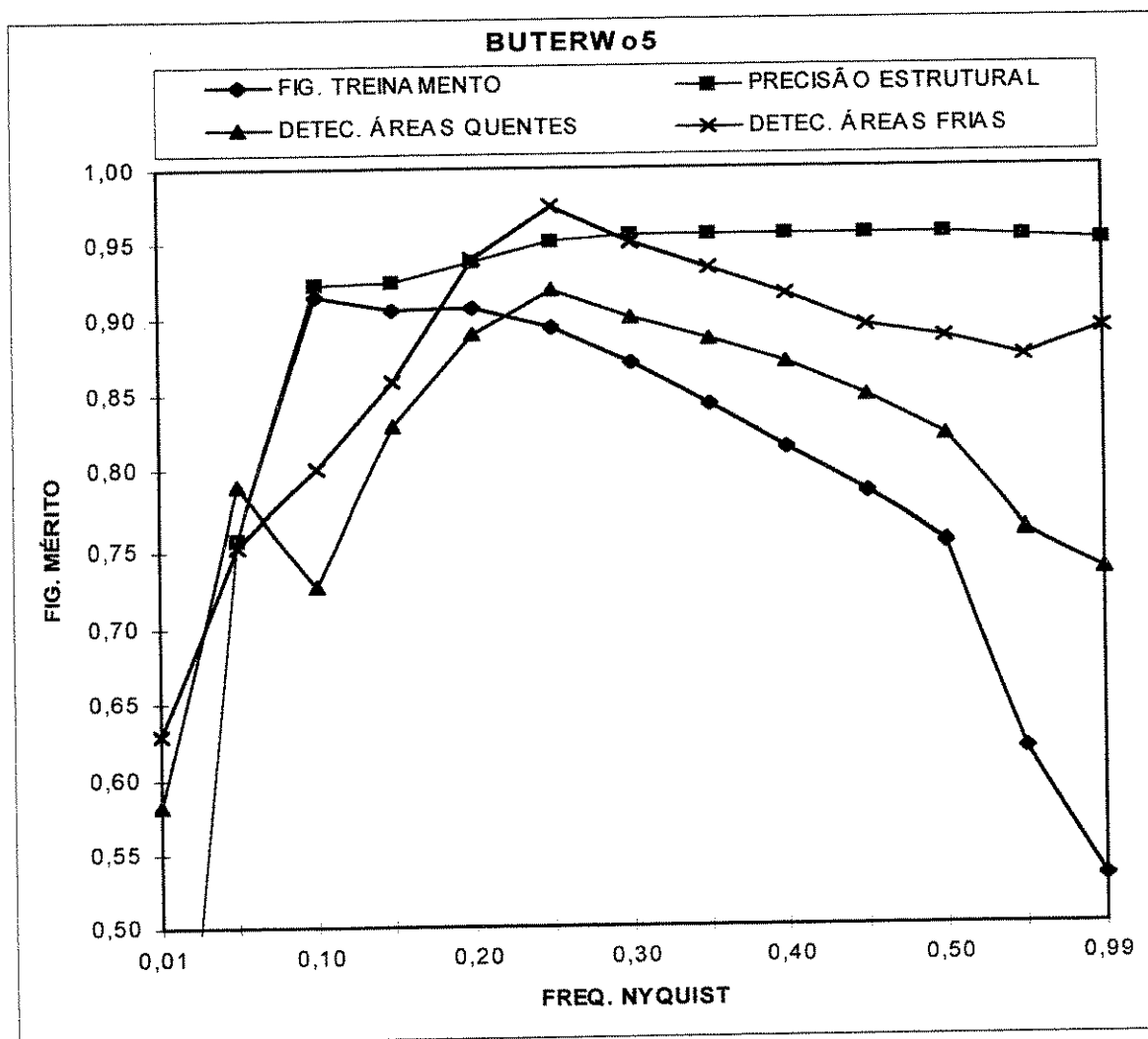


Tabela e gráfico 21 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 5.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,242920	0,242900	0,574612	0,629097
0,05	0,743398	0,743388	0,800088	0,717957
0,10	0,912350	0,921011	0,679762	0,779429
0,15	0,901614	0,919400	0,778051	0,832079
0,20	0,905447	0,934889	0,873854	0,931209
0,25	0,896818	0,951029	0,917831	0,976932
0,30	0,872914	0,956058	0,915600	0,960714
0,35	0,845669	0,956182	0,886790	0,935878
0,40	0,816814	0,955982	0,870803	0,920531
0,45	0,787004	0,955746	0,849577	0,902209
0,50	0,757317	0,955442	0,825212	0,886071
0,75	0,620811	0,953245	0,767363	0,867617
0,99	0,526345	0,950191	0,734974	0,891551

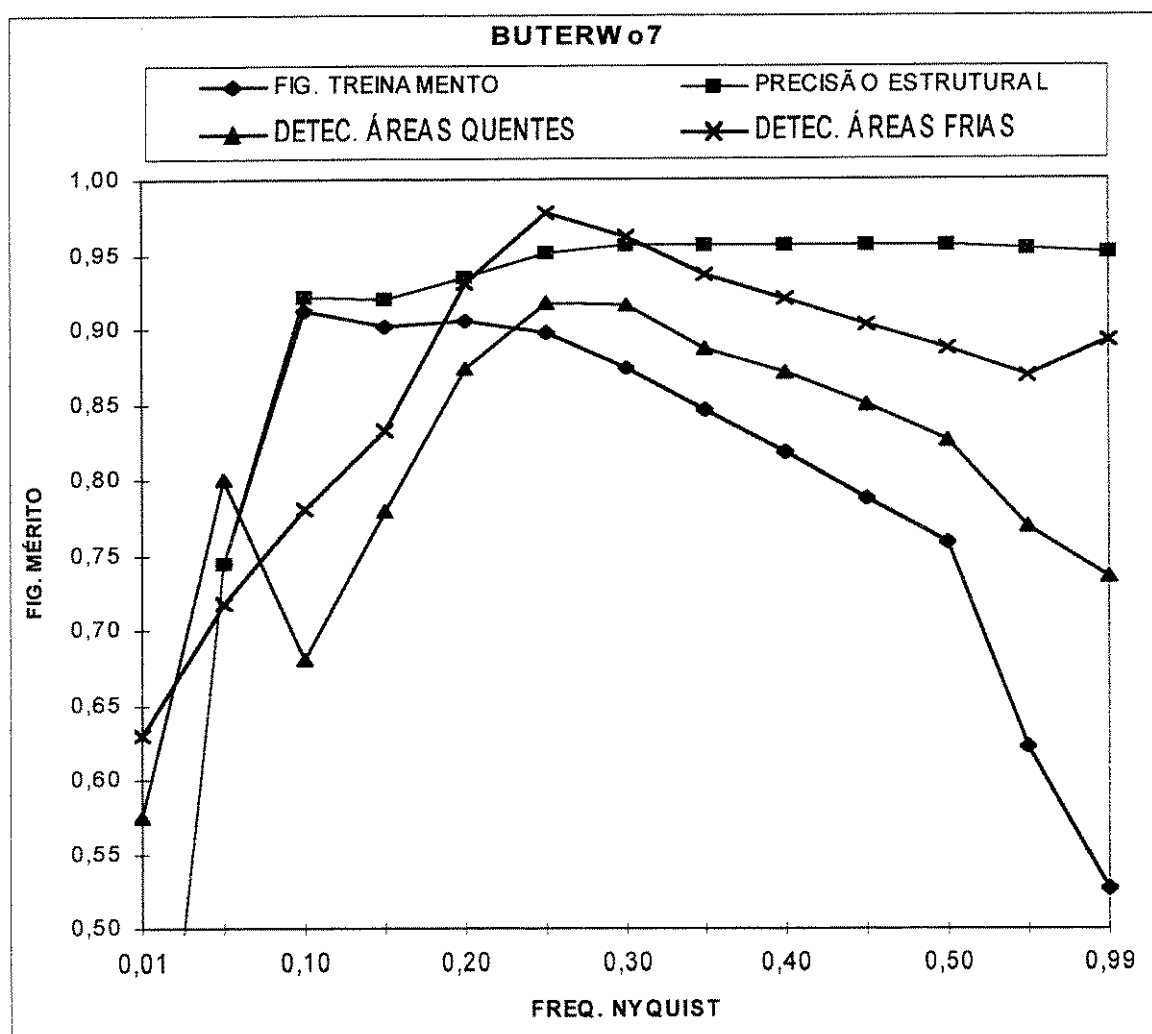


Tabela e gráfico 22 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 7.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,238971	0,238950	0,580168	0,631566
0,05	0,737680	0,737676	0,794603	0,690925
0,10	0,910676	0,919152	0,670635	0,779032
0,15	0,899067	0,916694	0,756032	0,821581
0,20	0,903671	0,932693	0,874965	0,916923
0,25	0,897809	0,950804	0,910608	0,973757
0,30	0,874437	0,956185	0,911155	0,967532
0,35	0,847251	0,956166	0,890123	0,928555
0,40	0,818856	0,955971	0,865803	0,915480
0,45	0,789058	0,955742	0,857355	0,902208
0,50	0,759234	0,955422	0,822743	0,888849
0,75	0,622619	0,953091	0,778898	0,864334
0,99	0,522491	0,949965	0,734974	0,894328

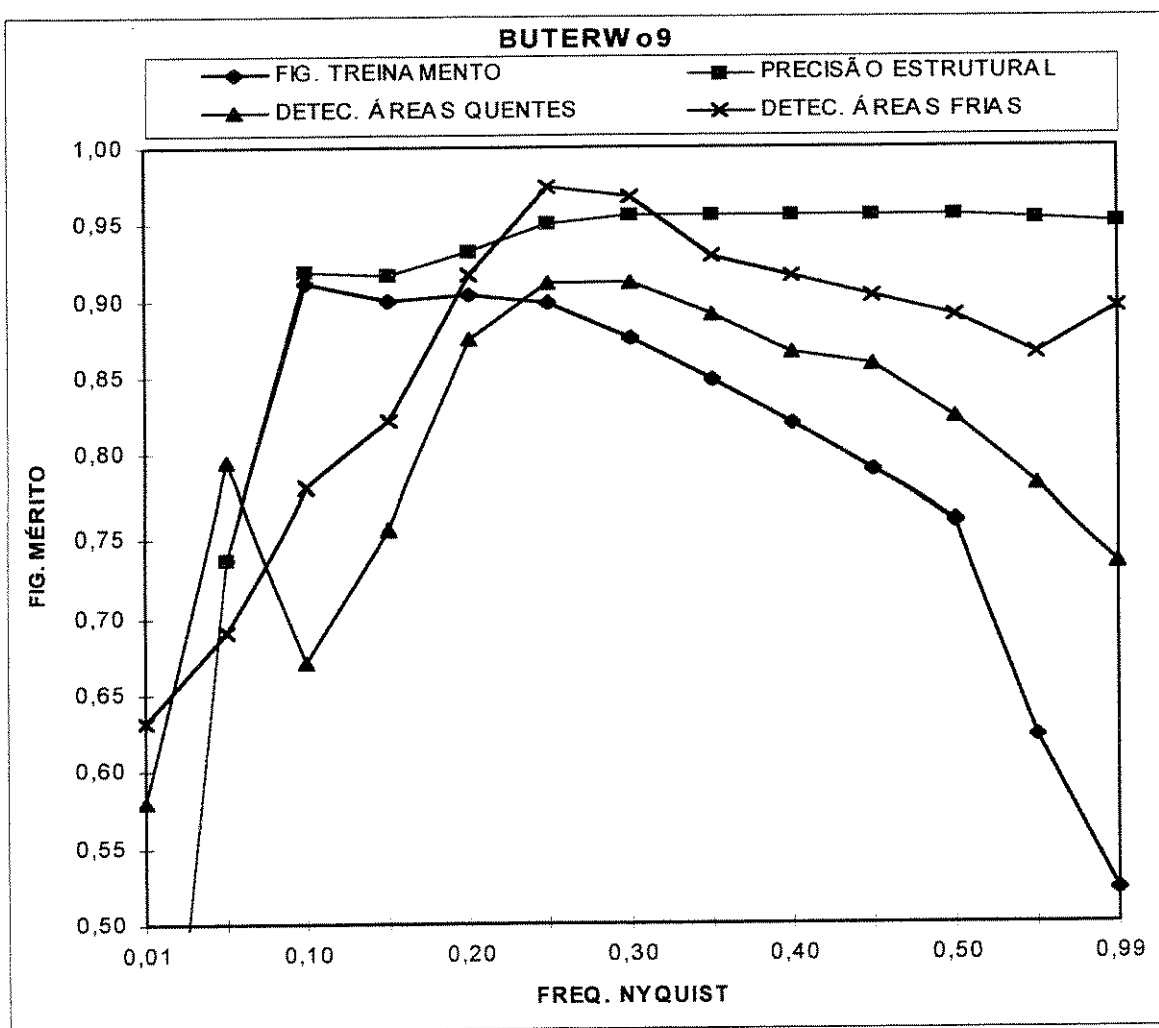


Tabela e gráfico 23 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 9.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,236674	0,236654	0,572469	0,639085
0,05	0,733591	0,733587	0,793175	0,684023
0,10	0,908732	0,916981	0,637372	0,769508
0,15	0,896789	0,914209	0,746649	0,802858
0,20	0,900834	0,929682	0,872187	0,905920
0,25	0,898298	0,950292	0,901226	0,973252
0,30	0,875804	0,956205	0,912504	0,967532
0,35	0,848343	0,956112	0,892901	0,923505
0,40	0,820657	0,955961	0,880988	0,913208
0,45	0,790785	0,955772	0,857602	0,897663
0,50	0,760844	0,955427	0,823845	0,891823
0,75	0,624381	0,952922	0,794065	0,863937
0,99	0,518116	0,949722	0,726711	0,894328

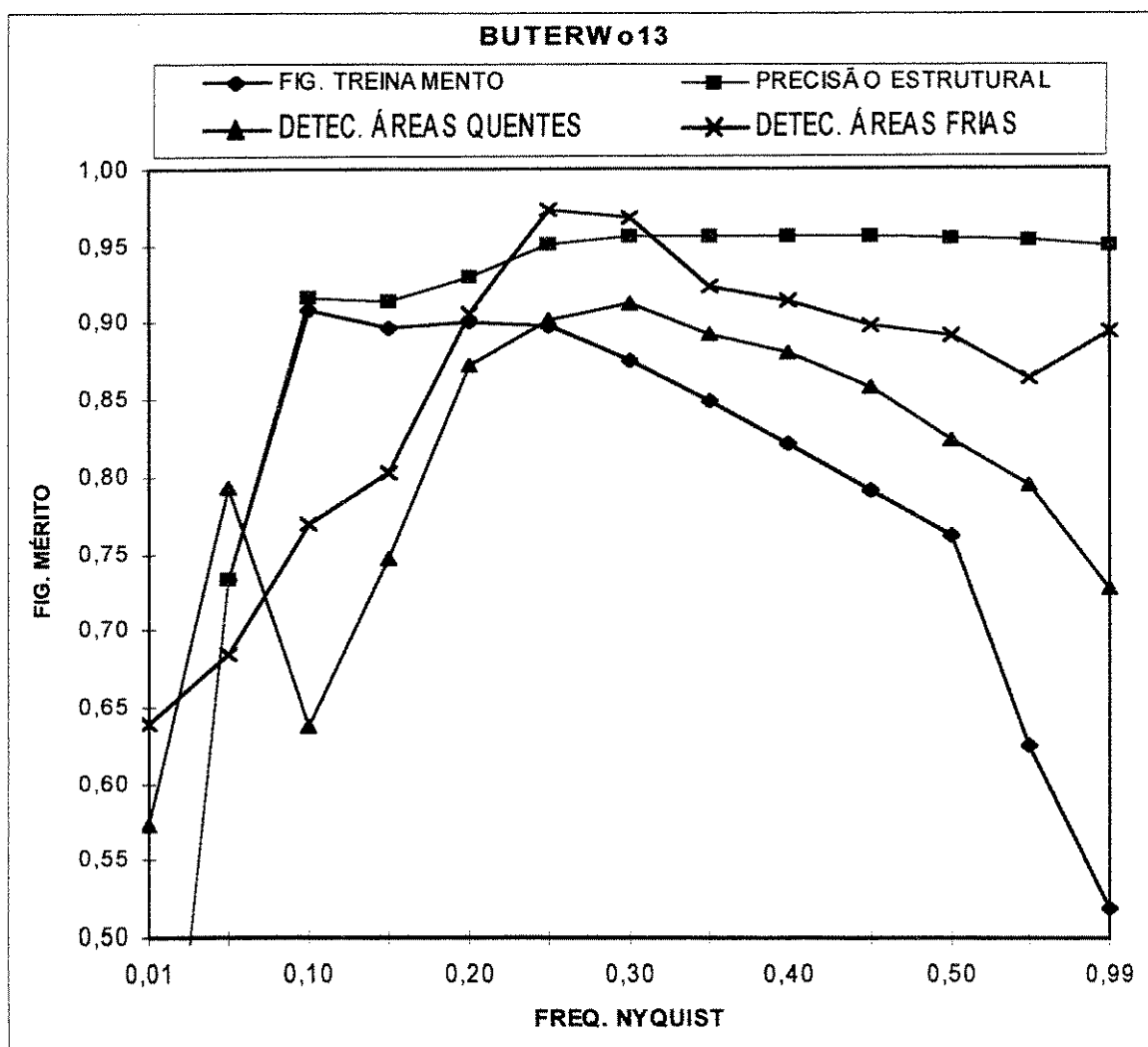


Tabela e gráfico 24 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro Butterworth, ordem 13.

e) Tabelas e gráficos de figuras de mérito em função da frequência para o filtro Maeda com Butterworth para diferentes número de ordem.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,433098	0,433069	0,894224	0,929622
0,05	0,832422	0,832612	0,911385	0,935574
0,10	0,917866	0,925236	0,923466	0,952241
0,15	0,928950	0,944074	0,938880	0,945226
0,20	0,927214	0,948410	0,931102	0,940284
0,25	0,923427	0,949798	0,922460	0,950890
0,30	0,919518	0,950619	0,920238	0,950890
0,35	0,915946	0,951091	0,917769	0,948617
0,40	0,912785	0,951398	0,918562	0,948617
0,45	0,910007	0,951638	0,914991	0,946344
0,50	0,907568	0,951835	0,912769	0,946344
0,75	0,898996	0,952339	0,913324	0,947355
0,99	0,894192	0,952481	0,913324	0,945082

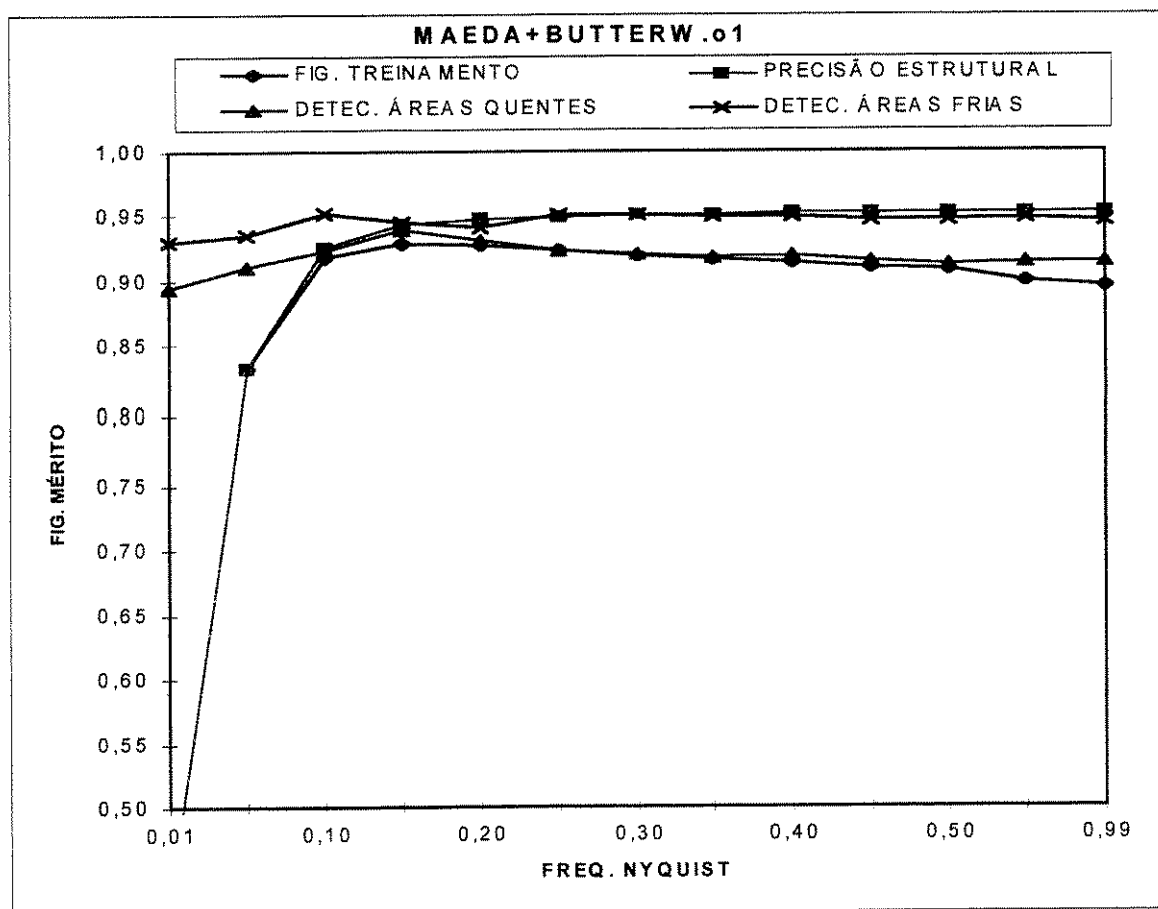


Tabela e gráfico 25 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 1.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,285181	0,285157	0,611534	0,644929
0,05	0,786507	0,786462	0,788430	0,831201
0,10	0,920354	0,927061	0,802504	0,858293
0,15	0,923940	0,933494	0,879057	0,913171
0,20	0,928427	0,940613	0,917910	0,949375
0,25	0,928841	0,947072	0,929674	0,955740
0,30	0,924432	0,950386	0,915794	0,962197
0,35	0,918853	0,951717	0,911340	0,965877
0,40	0,913758	0,952325	0,911340	0,963604
0,45	0,909557	0,952601	0,912769	0,958554
0,50	0,906225	0,952742	0,915547	0,958554
0,75	0,896098	0,952797	0,915547	0,942613
0,99	0,888951	0,952699	0,913324	0,940340

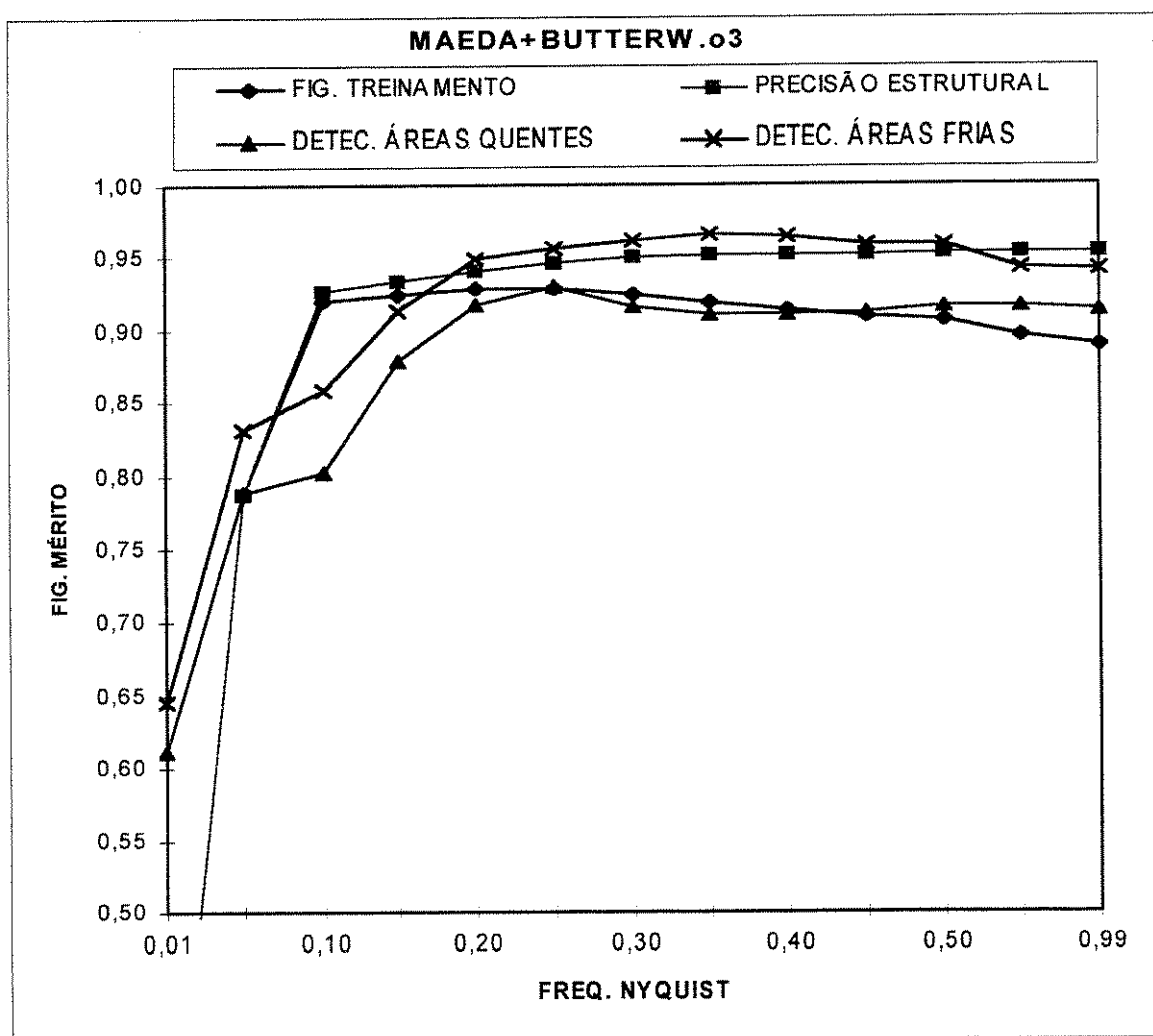


Tabela e gráfico 26 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 3.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,253686	0,253663	0,567081	0,616154
0,05	0,755185	0,755155	0,767125	0,755047
0,10	0,915128	0,922070	0,725979	0,804714
0,15	0,914799	0,925712	0,836420	0,863825
0,20	0,925275	0,937319	0,905767	0,946288
0,25	0,930649	0,947494	0,926658	0,965733
0,30	0,925906	0,951150	0,920547	0,964975
0,35	0,919265	0,952213	0,915785	0,963604
0,40	0,913439	0,952635	0,915785	0,961332
0,45	0,908751	0,952801	0,910547	0,956281
0,50	0,905286	0,952889	0,915547	0,956281
0,75	0,896906	0,952858	0,915547	0,949627
0,99	0,887708	0,952682	0,913324	0,940340

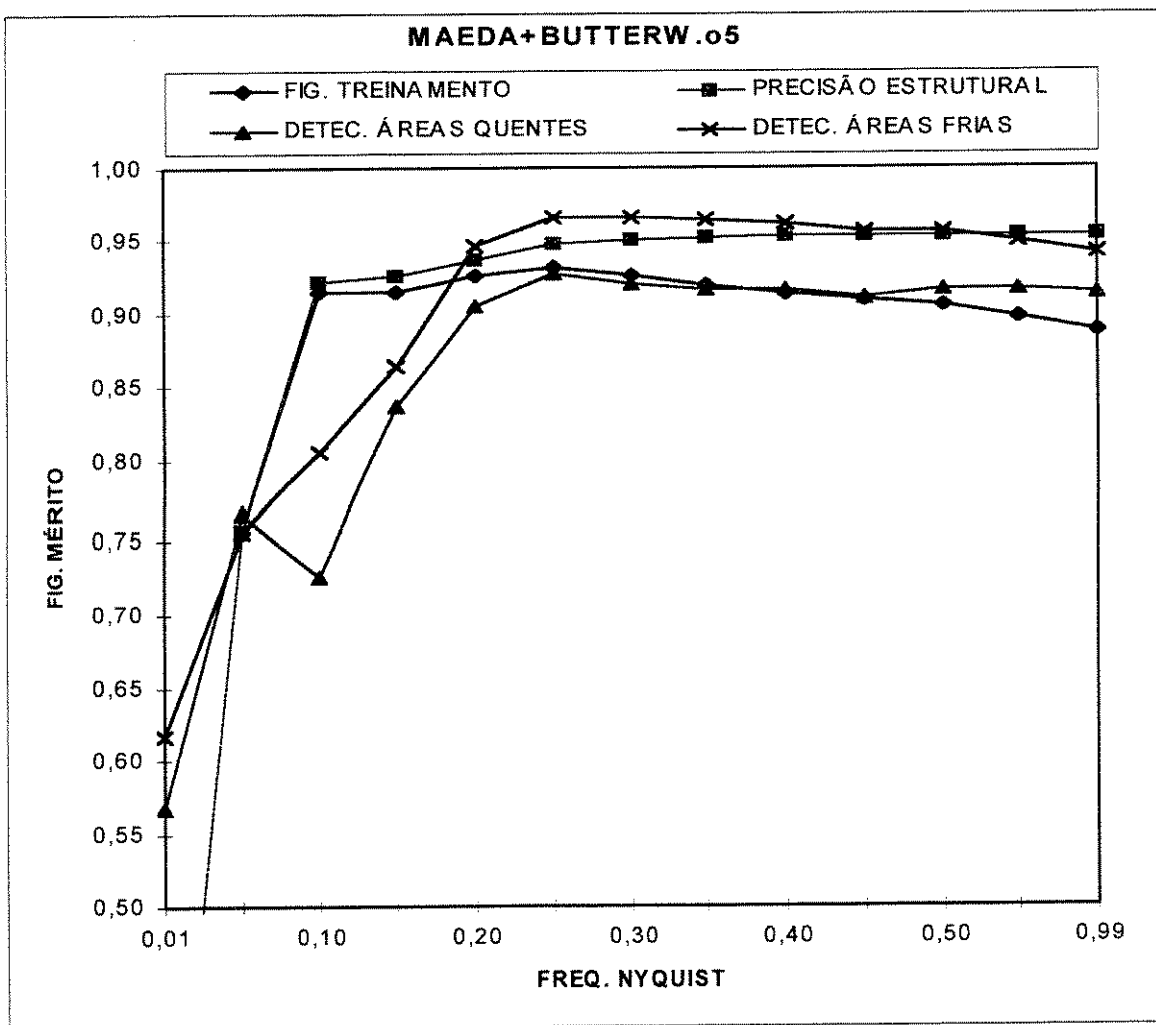


Tabela e gráfico 27 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 5.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,243431	0,243411	0,566041	0,608814
0,05	0,742251	0,742231	0,775300	0,724190
0,10	0,912383	0,919246	0,673422	0,791947
0,15	0,910227	0,921901	0,790599	0,842524
0,20	0,922517	0,935220	0,884727	0,938264
0,25	0,931189	0,947609	0,929436	0,971180
0,30	0,926407	0,951424	0,928562	0,964975
0,35	0,919279	0,952295	0,920785	0,961332
0,40	0,913263	0,952652	0,915785	0,959059
0,45	0,908332	0,952808	0,912769	0,959059
0,50	0,904740	0,952914	0,915547	0,956281
0,75	0,897616	0,952895	0,915547	0,950132
0,99	0,886945	0,952669	0,913324	0,940340

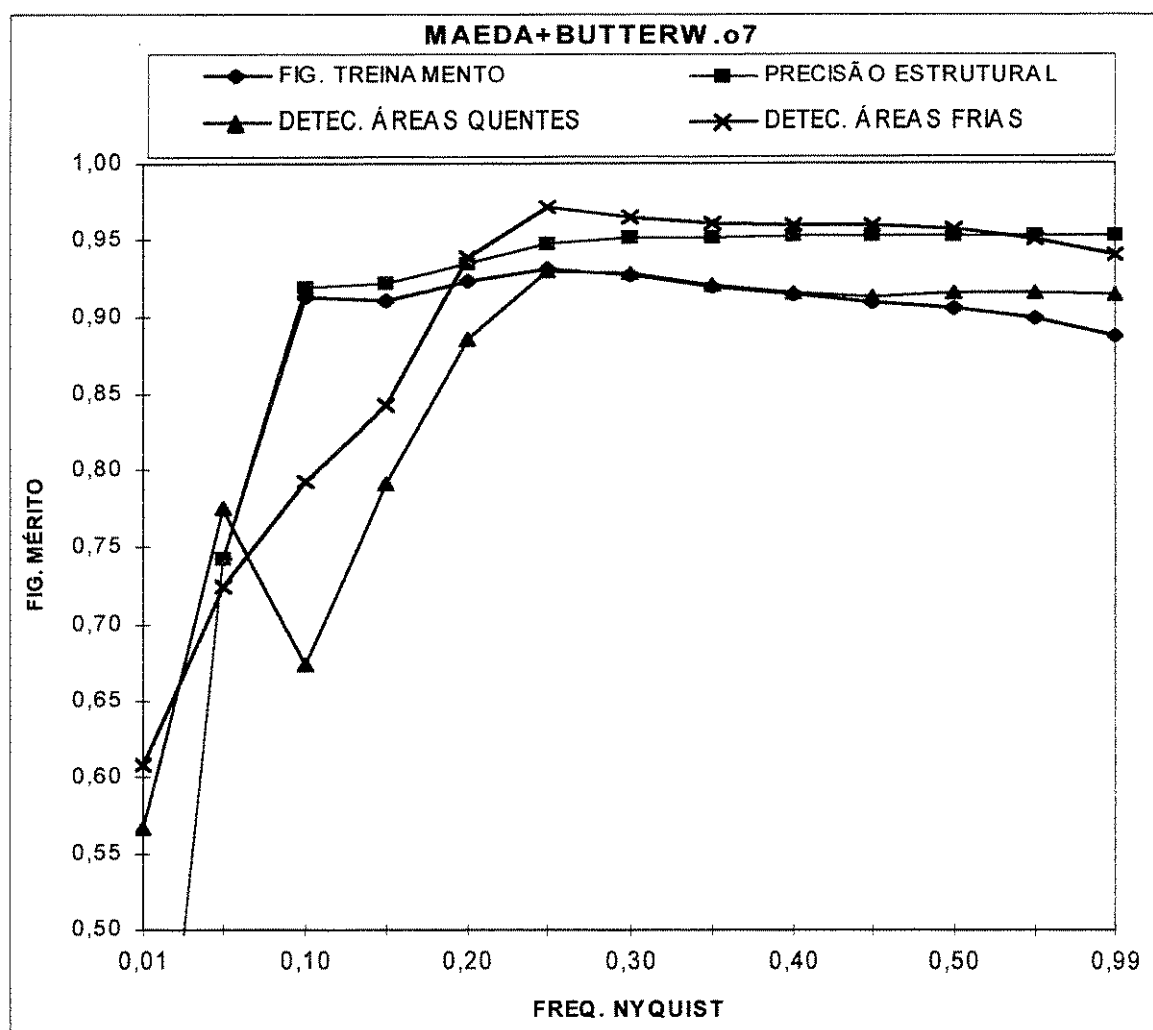


Tabela e gráfico 28 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 7.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,239518	0,239498	0,564691	0,618358
0,05	0,736636	0,736620	0,763959	0,710935
0,10	0,910730	0,917564	0,651517	0,770671
0,15	0,907820	0,919828	0,770785	0,828150
0,20	0,920352	0,933673	0,872893	0,932311
0,25	0,931274	0,947553	0,929991	0,968402
0,30	0,926619	0,951553	0,928562	0,964975
0,35	0,919209	0,952267	0,920785	0,958157
0,40	0,913198	0,952629	0,915785	0,956786
0,45	0,908137	0,952797	0,912769	0,959059
0,50	0,904439	0,952917	0,915547	0,956281
0,75	0,898062	0,952922	0,915547	0,952910
0,99	0,886408	0,952661	0,913324	0,940340

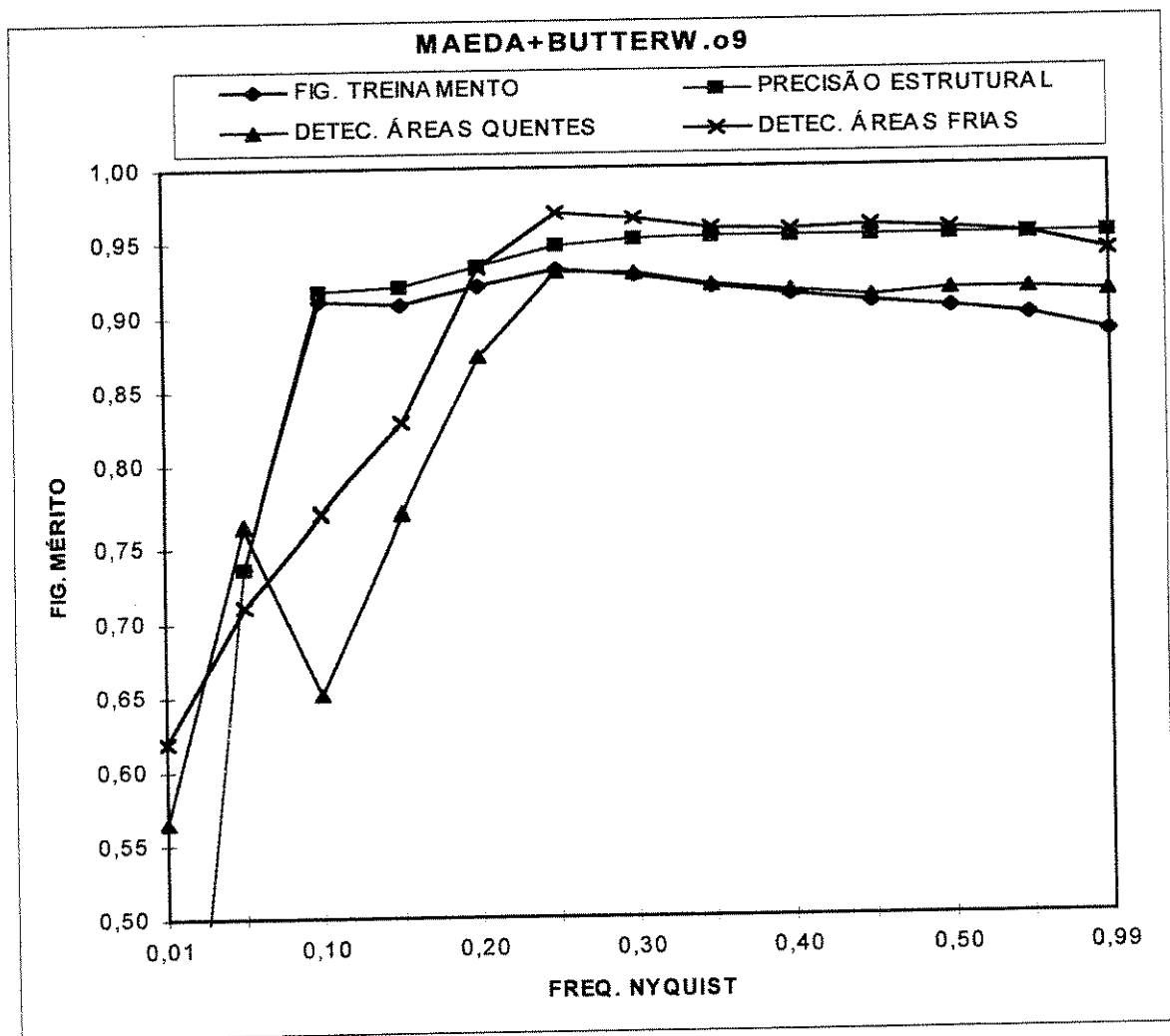


Tabela e gráfico 29 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 9.

FREQ. CORTE	FIG. TREINAM.	PREC. ESTRUT.	DET. QUENTES	DET. FRIAS
0,01	0,237239	0,237219	0,564691	0,627954
0,05	0,732610	0,732591	0,758395	0,683510
0,10	0,908835	0,915652	0,627196	0,755900
0,15	0,905623	0,917767	0,761640	0,813865
0,20	0,917308	0,931499	0,851543	0,914454
0,25	0,931025	0,947276	0,929991	0,966995
0,30	0,926836	0,951665	0,926340	0,962702
0,35	0,919029	0,952187	0,921340	0,955379
0,40	0,913156	0,952590	0,913880	0,952241
0,45	0,907990	0,952776	0,916340	0,956786
0,50	0,904158	0,952907	0,915547	0,956786
0,75	0,898492	0,952963	0,912769	0,955183
0,99	0,885711	0,952652	0,913324	0,940340

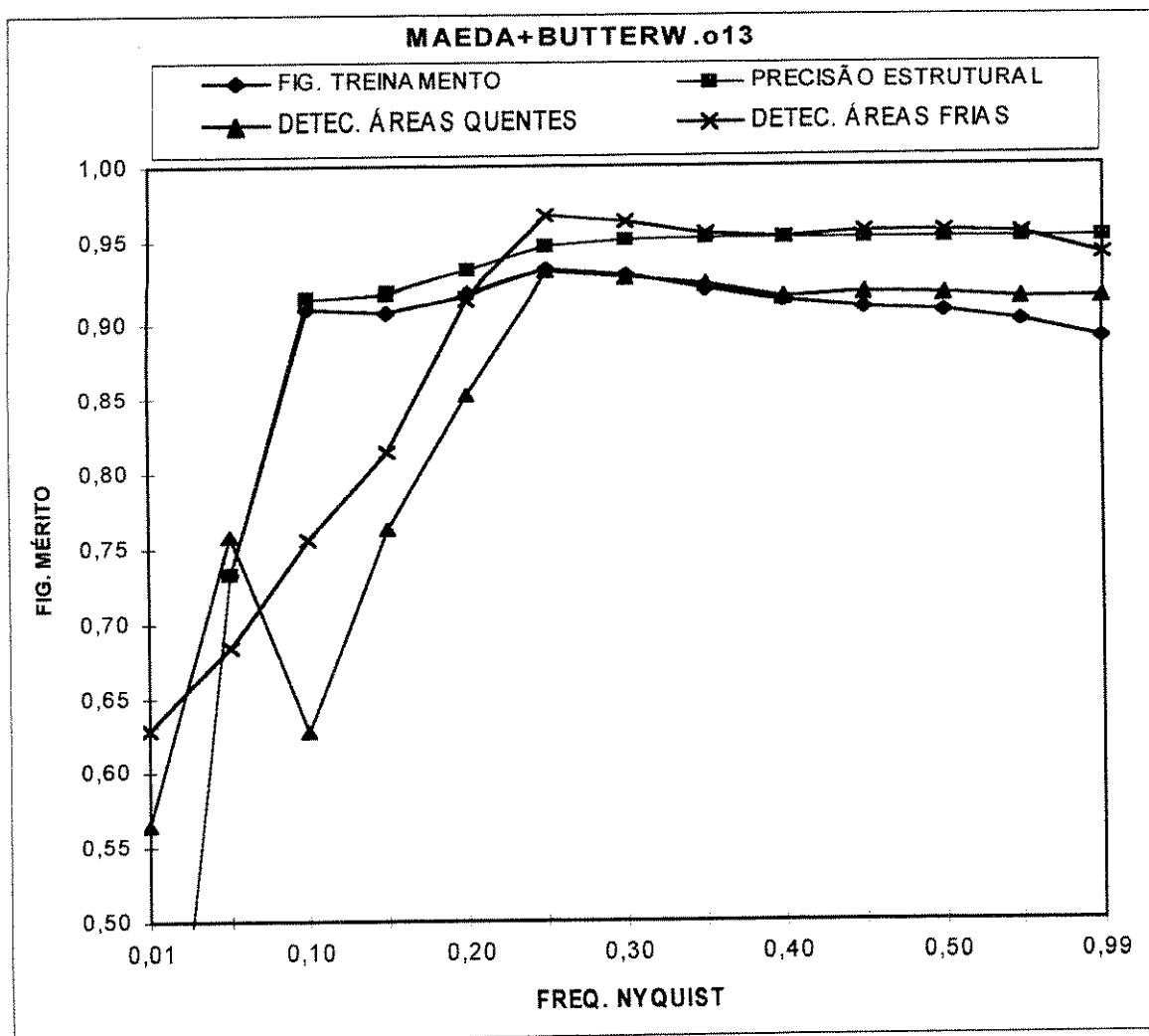


Tabela e gráfico 30 correspondente às figuras de mérito em função da frequência de corte para o filtro de Maeda e Butterworth, ordem 13.