

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DO PARANÁ
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial

DISSERTAÇÃO

apresentada ao CEFET-PR
para obtenção do título de
MESTRE EM CIÊNCIAS

por

GUSTAVO BENVENUTTI BORBA

**PROPOSTA DE UM FILTRO ADAPTATIVO PARA IMAGENS
DE RESSONÂNCIA MAGNÉTICA**

Banca Examinadora:

Presidente e Orientador:

PROF. DR. HUMBERTO REMIGIO GAMBA

CEFET-PR

Examinadores:

PROF. DR. JOSÉ RICARDO DESCARDECI

UFT

PROF. DR. GERSON LINCK BICHINHO

PUCPR

Curitiba, junho de 2004.

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

GUSTAVO BENVENUTTI BORBA

**PROPOSTA DE UM FILTRO ADAPTATIVO PARA IMAGENS
DE RESSONÂNCIA MAGNÉTICA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial do Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de “Mestre em Ciências” - Área de Concentração: Engenharia Biomédica.

Orientador: Prof. Dr. Humberto Remigio Gamba

Curitiba

2004

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradecimentos especialíssimos ao orientador, Prof. Humberto Remigio Gamba, que sempre soube dosar os tapinhas e tapões, e nunca perdeu as esperanças de que um dia esse negócio iria sair!

Um muito obrigado do fundo do coração pro pessoal lá de casa, especialmente pro pai e pra mãe, que são doutores em palavras de apoio.

A moçada do laboratório também ajudou. Não é bom citar nomes pra não cometer injustiças, mas o Jefferson está no topo da lista. Então, um *valeu* bem grande a todos os guerreiros da B306, que por todo esse tempo suportaram meu entra e sai, sem falar das piadas ridículas!

Obrigado também aos velhos irmãos e companheiros, sempre próximos, e a todos os amigos que acompanharam esta aventura. Até mesmo para aqueles que todo o dia perguntavam “e aí, já terminou?”.

Desejo, ainda, vida longa aos idealizadores do Matlab, que além de serem caras muito espertos, salvam vidas.

Por fim, um beijo carinhoso pra Miss Lenna, que hoje é uma comum e respeitável senhora de uns cinquenta e tantos anos, mas que um dia foi a mulher mais gata do mundo.

Ah, e agradecimentos também aos professores do CPGEI que aprovaram a bolsa, e aos respeitáveis doidos do CNPq, que pagaram...

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	VII
LISTA DE TABELAS	XI
RESUMO	XII
ABSTRACT	XIII
INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO 1 - PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	5
1.1. CONCEITOS PRELIMINARES	5
1.1.1. <i>Representação de uma imagem</i>	5
1.1.2. <i>Restauração de imagem</i>	6
1.1.3. <i>Frequência espacial e suavização de ruído</i>	6
1.1.4. <i>Histograma</i>	6
1.2. RUÍDO	8
1.2.1. <i>Caracterização do ruído</i>	8
1.2.2. <i>Estimativa do ruído em imagens</i>	11
1.2.3. <i>Cálculo do desvio padrão</i>	11
1.3. FILTRAGEM	13
1.3.1. <i>Filtros lineares e não-lineares</i>	13
1.3.2. <i>Operações no domínio espacial</i>	14
1.3.2.1. <i>Filtro da média</i>	16
1.3.2.2. <i>Filtro da mediana</i>	17
1.3.2.3. <i>Deteção de Bordas</i>	18
1.3.3. <i>Filtragem adaptativa</i>	19
1.3.3.1. <i>Filtro Minimum Mean Square Error (MMSE)</i>	20
1.3.3.2. <i>Filtro Adaptive Window Edge Detection (AWED)</i>	22
1.4. AVALIAÇÃO DE QUALIDADE DE IMAGEM	23
1.4.1. <i>Métodos tradicionais</i>	24
1.4.2. <i>Relação sinal ruído em imagens de RM</i>	25
1.4.3. <i>Índice de Similaridade Estrutural Média</i>	27
CAPÍTULO 2 - RESSONÂNCIA MAGNÉTICA	31
2.1. PRINCÍPIO DA RESSONÂNCIA MAGNÉTICA NUCLEAR.....	31
2.2. RECONSTRUÇÃO DA IMAGEM	32
2.3. RUÍDO EM RM	33
2.3.1. <i>Relação Sinal-Ruído (SNR)</i>	34
2.3.2. <i>Ruído nas imagens de magnitude</i>	35
2.3.3. <i>Estimativa do ruído em imagens de magnitude</i>	36
CAPÍTULO 3 - METODOLOGIA	37
3.1. IMAGENS DE TESTE	37
3.1.1. <i>Imagens simuladas</i>	37
3.1.2. <i>Programa para adição de ruído</i>	38
3.2. AMBIENTE MATLAB	39
3.3. FILTRO ADAPTATIVO PARA IMAGENS DE RM.....	40

3.3.1. Seleção da Região de Fundo (ROI).....	41
3.3.2. Estimativa do desvio padrão do ruído	42
3.3.3. Detecção de bordas	46
3.3.4. Mapa de dimensões das máscaras	47
3.3.5. Filtragem.....	50
3.3.6. Constante R.....	52
CAPÍTULO 4 - RESULTADOS	55
4.1. IMAGENS E MEDIDORES DE QUALIDADE UTILIZADOS	55
4.2. ENTRADA <i>VERSUS</i> SAÍDA.....	56
4.3. ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	61
CAPÍTULO 5 - DISCUSSÃO E CONCLUSÕES	67
PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	69
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	71

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 – Representação de uma imagem de dimensões de 16 linhas por 12 colunas, e a localização e valor do nível de cinza de um pixel. 5
- Figura 2 – Histograma da imagem cujos dados estão na tabela 1 (Fonte: Marques, 1999, p. 75)..... 7
- Figura 3 – Modelo da degradação de uma imagem por ruído aditivo. A imagem degradada $g(i,j)$ é igual a soma da imagem de entrada $f(i,j)$ com o ruído $n(i,j)$ 8
- Figura 4 – Gráfico da função densidade de probabilidade, ou histograma de um ruído do tipo Gaussiano. O pico central m é a média, e σ o desvio padrão..... 9
- Figura 5 – Acima as imagens e abaixo seus respectivos histogramas. (a) Uma imagem simples, com 3 níveis de cinza distintos. Em (b) a imagem foi contaminada com ruído Gaussiano de média $m=0$ e desvio padrão $\sigma=5$, e em (c) média $m=0$ e desvio padrão $\sigma=10$ 10
- Figura 6 – Histograma do ruído impulsivo, onde a é o valor dos impulsos negativos (escuros), e b é o valor dos impulsos positivos (claros). 10
- Figura 7 – (a) Uma imagem com três níveis de cinza distintos, contaminada com ruído sal e pimenta. As probabilidades para impulsos claros e escuros são idênticas, e iguais a 3% . (b) Histograma: as barras nos extremos devem-se aos pixels de ruído. 11
- Figura 8 – (a) Imagem com ruído Gaussiano de desvio padrão conhecido, $\sigma = 15$. O desvio padrão estimado, calculado pela equação (4) sobre a região de 13x13 pixels demarcada, é $\hat{\sigma} = 15,09$. (b) Imagem com ruído Gaussiano de desvio padrão conhecido, $\sigma = 15$, e ruído sal e pimenta com 3% de probabilidade para sal e 3% para pimenta. O desvio padrão estimado, calculado pela equação (6) sobre a região de 13x13 pixels demarcada, é $\hat{\sigma}^* = 17,79$. Se utilizada a equação (4) o valor encontrado é $\hat{\sigma} = 33,84$, o que prova a eficiência do estimador MAD para este caso. 13
- Figura 9 – Operação espacial sobre uma imagem. A máscara de convolução de coeficientes W varre a imagem de entrada pixel a pixel, obtendo os valores de saída que são armazenados em uma nova matriz, compondo a imagem de saída..... 15
- Figura 10 – (a): Imagem Lenna original. (b) Mesma imagem degradada por ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. (c): Saída do filtro da média 3x3. (d): Saída do filtro da média 5x5. (e): Saída do filtro da média 7x7. 17
- Figura 11 – (a): Imagem Lenna original. (b): Imagem Lenna degradada por ruído sal e pimenta, com 5% de propabilidade para os pixels claros e 5% de probabilidade para os pixels escuros. (c) Saída do filtro da mediana 3x3. 18
- Figura 12 – (a) Imagem a ser submetida aos detectores de bordas. (b): Saída do detector de bordas Sobel. (c): Saída do detector de bordas Prewitt. (d) Saída do detector de bordas baseado nos desvios padrão locais da imagem, com limiar $T = 20$ 19
- Figura 13 – (a) Imagem Lenna original. (b) Imagem Lenna contaminada com ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. (c) Saída do filtro MMSE. 22

Figura 14 – Diagrama em blocos do filtro AWED (Fonte: Myler, 1993, p. 191).....	23
Figura 15 – (a) Imagem original; (b) Imagem corrompida por ruído Gaussiano e impulsivo sal e pimenta; (c) Saída do filtro AWED (Fonte: Pitas, 1990, p. 288)	23
Figura 16 – Imagens sintetizadas de um phantom de ressonância magnética. Em (a) tem-se a imagem original. Em (b) a mesma imagem foi contaminada com ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma=7$, e em (b) $\sigma=15$. As janelas s e n delimitam as regiões utilizadas nos cálculos de SNR_g , SNR_k e SNR_a . O PSNR é calculado globalmente sobre as imagens. A tabela 1 apresenta os valores destas medidas.....	26
Figura 17 – Comparação dos medidores de qualidade MSE e MSSIM para imagens com diferentes tipos de distorção, ambas com MSE=210. (a) Imagem original. Para a imagem borrada, (b), tem-se MSSIM=0.7052. Já para a imagem contaminada por ruído sal e pimenta, (c), tem-se MSSIM=0.7748. Observa-se que o MSSIM correlaciona-se melhor com a medida de qualidade subjetiva percebida pelo observador.	29
Figura 18 – Gradientes magnéticos de seleção da fatia, codificação em fase e frequência, utilizados na ressonância para a obtenção da imagem.	32
Figura 19 – Exemplos de equipamentos comerciais de ressonância magnética para diagnóstico por imagem (Fonte: Siemens, 2002).	32
Figura 20 – Experimento de ressonância com um phantom, em um sistema Bruker. Foram coletados 256 sinais spin-echo, sendo que cada um foi amostrado 256 vezes, resultando em uma imagem de dimensões 256x256. (a) Sinal real no domínio do tempo. (b) Sinal imaginário no domínio do tempo. (c) Perfil do sinal real no domínio do tempo na linha escura. (d) Imagem reconstruída (imagem de magnitude).....	33
Figura 21 – Distribuição Riciana para diferentes relações S/σ da imagem magnitude e as médias correspondentes (FONTE: Gamba, p. 157, 1996)	36
Figura 22 – Imagens de ressonância magnética do plano transversal de um cérebro, geradas pelo simulador proposto por Collins et. al. (1998). Ambas possuem ruído de 3% em relação ao sinal. Os demais parâmetros são os default do simulador: protocolo T1, intensity non-uniformity de 20% e fatias de 1 mm de espessura. Em (a) observa-se a fatia 40 e em (b) a fatia 90, das 181 geradas nesta simulação.....	37
Figura 23 – Ambiente do programa para adição de ruído em uma imagem. À esquerda a imagem original, de um phantom de ressonância. À direita, imagem contaminada com ruído do tipo Gaussiano de média zero e desvio padrão igual a 10, e a janela para entrada dos parâmetros do ruído.	38
Figura 24 – Ambiente do Matlab, e duas janelas do tipo figure, mostrando uma imagem e seu respectivo histograma.....	40
Figura 25 – Diagrama em blocos do algoritmo de filtragem adaptativa proposto	41
Figura 26 – Processo de seleção da região de fundo. (a) As coordenadas do canto superior esquerdo e inferior direito da região são colhidas em uma figure do Matlab, com o auxílio da função <code>pixval</code> . (b) Estas coordenadas são passadas para a função desenvolvida, que desenha um contorno branco em torno da região estabelecida. Neste exemplo, as coordenadas do canto superior esquerdo são (15,20) e do canto inferior direito (31,41).	42

- Figura 27 – Imagens utilizadas nos testes de consistência da estimativa do desvio padrão do ruído, utilizando uma imagem de ressonância simulada. (a) a (f): seleção de diferentes regiões de fundo, de diferentes dimensões. (g): região homogênea contendo sinal, levantada com base na imagem original, sem ruído, (h). Assumiu-se como o desvio padrão real do ruído o calculado sobre a janela da imagem (g). Os valores considerado real e estimados podem ser observados na tabela 1..... 43
- Figura 28 – Estimativa do desvio padrão do ruído em imagens de RM com ruído Gaussiano adicionado artificialmente. (a) a (e): Imagem de um phantom de RM com diferentes intensidades de ruído Gaussiano de média zero adicionado artificialmente. As janelas em branco foram utilizadas para a estimativa do ruído na imagem, e as janelas em preto para a estimativa do ruído considerado real. (f) Imagem original, para a observação da região de sinal homogênea. Os valores obtidos são mostrados na tabela 2..... 45
- Figura 29 – Aplicação do detector de bordas com $R=1,4$ em imagens de RM simuladas. Da esquerda para a direita: imagem de entrada, saída do detector e sobreposição da saída do detector invertida sobre a imagem original. (a): imagem original com ruído 3% . (b): imagem original com ruído 9%. (c): imagem original com ruído 11% 47
- Figura 30 – Diagrama em blocos da etapa de geração do mapa de dimensões das máscaras.. 48
- Figura 31 – Algoritmo de obtenção do mapa de dimensões das máscaras operando sobre uma pequena região da imagem $e(i,j)$. Primeiramente é obtida a imagem $e_7(i,j)$, utilizando-se uma máscara 7×7 . Em seguida, obtêm-se a imagem $e_{7,5}(i,j)$ utilizando-se uma máscara 5×5 , e por fim o mapa $m(i,j)$ 49
- Figura 32 – Resultado do algoritmo para obtenção do mapa $m(i,j)$. $f(i,j)$: Imagem de entrada de um plano tomográfico com 3% de ruído e ampliação de um detalhe. $e(i,j)+f(i,j)$: saída invertida do detector de bordas, sobreposto à imagem $f(i,j)$ e a respectiva ampliação do detalhe, onde observa-se a ação do detector. $e(i,j)$: saída do detector de bordas com $R=1,6$ a partir da qual obteve-se o mapa $m(i,j)$. Cada pixel de $m(i,j)$ foi multiplicado por 36, para possibilitar a visualização. No detalhe ampliado, os números correspondem aos valores numéricos dos pixels de $m(i,j)$, sem amplificação. 50
- Figura 33 – Aplicação do processo de filtragem para uma imagem $f(i,j)$ de ressonância simulada com 9% de ruído, utilizando $R=1,4$. São mostrados o mapa de dimensões das máscaras, $m(i,j)$ e a saída do filtro, $f^{\wedge}(i,j)$. As ampliações de uma área da imagem na parte inferior permitem a visualização detalhada do processo de filtragem. 52
- Figura 34 – Metodologia dos testes de desempenho do algoritmo em função da constante R do detector de bordas..... 52
- Figura 35 – Planos tomográficos com nível de ruído mínimo e máximo utilizados nos testes do desempenho do filtro em função do fator R. (a) e (b): plano número 40, com 1% de ruído, e 20% de ruído, respectivamente. (c) e (d): plano número 90, com 1% de ruído, e 20% de ruído, respectivamente. 53
- Figura 36 – Resultados dos testes de desempenho do filtro em função da constante R do detector de bordas: curvas de R versus τ_b para os planos tomográficos números 90 e 40. t é a curva que acompanha a tendência das curvas “plano 90” e “plano 40”. 53

Figura 37 – (a) Procedimento de ajuste da curva t , no trecho $4 \leq t_b \leq 16$. a é a curva ajustada. (b) R_a : curva final dos valores de R em função de t_b da imagem de entrada.	54
Figura 38 – Imagens isentas de ruído dos planos tomográficos utilizados na avaliação do filtro proposto. i_1 a i_4 : planos número 1, 40, 60 e 90, respectivamente.	56
Figura 39 – Imagem do phantom de RM, denominada i_5 , utilizada na avaliação do filtro proposto.	56
Figura 40 – Da esquerda para a direita: imagem i_1 com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.	57
Figura 41 – Da esquerda para a direita: imagem i_2 com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.	58
Figura 42 – Da esquerda para a direita: imagem i_3 com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e mapas de dimensões das máscaras.	59
Figura 43 – Da esquerda para a direita: imagem i_4 com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.	60
Figura 44 – Da esquerda para a direita: imagem i_5 com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras. Os níveis de degradação r_1 a r_4 foram obtidos adicionando-se ruído Gaussiano à imagem i_5 . Os desvios padrão desse ruído são 10, 15, 20 e 25, respectivamente.	61
Figura 45 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM das imagens ruidosas e filtradas, em função do nível de ruído r_n . Em cada um dos gráficos, a curva inferior refere-se às imagens de entrada do filtro, e a curva superior às imagens de saída.	62
Figura 47 – Imagem original i_4 e as imagens correspondentes: com ruído de nível r_2 , filtrada com o algoritmo proposto e filtrada com uma máscara da média 3×3 linear. Abaixo são mostradas as imagens de erro, amplificadas pela multiplicação de cada pixel por 5.	64
Figura 48 – Gráficos em 3 dimensões de uma região de bordas da imagem do phantom de RM. (a): região da imagem com ruído. (b): região da imagem filtrada com a máscara da média 3×3 linear. (c): região da imagem filtrada com o algoritmo proposto.	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplo de dados para a construção do histograma de uma imagem com 8 níveis de cinza e 16384 pixels (Fonte: Marques, 1999, p.74)	7
Tabela 2 – Valores das relações sinal ruído SNR_g , SNR_k , SNR_a e PSNR para as imagens das figuras 16(b) e 16(c).....	27
Tabela 3 – Estimativas em diferentes regiões de fundo do desvio padrão σ_n do ruído da imagem de ressonância (simulada) da figura 5. mn é o número de pixels da janela. Os erros são em relação ao desvio padrão real do ruído, σ_s	44
Tabela 4 – Estimativas dos desvios padrão σ_n do ruído das imagens de RM com ruído Gaussiano de média zero e desvio padrão σ_G , adicionado artificialmente. mn é o número de pixels da janela. Os erros são em relação ao desvio padrão real do ruído, σ_s . Dados extraídos das imagens da figura 6.....	45
Tabela 5 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 40.	57
Tabela 6 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 41.	58
Tabela 7 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 42.	59
Tabela 8 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 43.	60
Tabela 9 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 44.	61

RESUMO

Este trabalho apresenta a proposta de um filtro adaptativo para melhoria da relação sinal ruído (SNR) de imagens de ressonância magnética (RM). Em RM, o compromisso existente entre a SNR, a resolução e o tempo de aquisição das imagens pode resultar em imagens de baixa SNR. Em geral, quando o objetivo é a obtenção de imagens rápidas e/ou de alta resolução, a SNR é baixa. Este é o caso, por exemplo, dos procedimentos nos quais a resolução temporal é uma exigência, como na ressonância magnética funcional. Algoritmos de filtragem simples atenuam o ruído, mas deterioram as bordas da imagem, comprometendo os detalhes e estruturas nela contidos, o que exige a utilização de algoritmos especializados, como os filtros adaptativos. O filtro adaptativo proposto opera no domínio espacial, sobre imagens em tons de cinza, através de uma máscara de convolução de dimensões dinâmicas que vão de 3×3 a 7×7 . É utilizado o *kernel* do filtro *adaptive window edge detection*, atuando em conjunto com o filtro da média e o *minimum mean square error*. A localização das descontinuidades é feita por meio de um detector de bordas baseado nos desvios padrões locais, que se adapta às diferentes condições de ruído das imagens, buscando o melhor desempenho do filtro. Testes foram realizados em imagens simuladas de RM e em imagens de RM contaminadas artificialmente com ruído Gaussiano. As avaliações baseadas nos medidores de qualidade de imagem SNR, PSNR e MSSIM, e também na análise visual, comprovaram o bom desempenho do filtro, tanto na suavização do ruído, quanto na preservação das descontinuidades da imagem.

ABSTRACT

This work presents a new adaptive filter specially developed to improve the signal to noise ratio (SNR) of magnetic resonance images (MRI). In MRI the SNR is directly related to the signal acquisition time. In general, when the aim is to acquire the MRI signals in a short period of time the image SNR is very poor. This is the case, for instance, of functional MRI, where the time resolution is crucial. Simple filter algorithms might reduce the noise but they also affect the image details such as borders and other structures. Thus, for medical images, it is imperative the use of adaptive filters. The proposed adaptive filter operates in the spatial domain with grey scale images and uses masks with dynamic dimensions. The proposed filter uses the kernel of the *adaptive window edge detection* that works together with an average filter and the *minimum mean square error*. A border detector based on the local standard deviation makes it possible to localise the borders in the image. The border detector changes its features according to the local noise in the image. The developed adaptive filter was assessed with simulated images and with a magnetic resonance image to which a controlled Gaussian noise was added to it. The results of the image quality indices: SNR, PSNR, MSSIM and a visual inspection, demonstrated that the proposed filter was very successful in reducing the noise with a minimal deterioration of the image details.

KEYWORDS:

Digital image processing, adaptive filter, noise, magnetic resonance.

INTRODUÇÃO

A ressonância magnética (RM) foi desenvolvida na década de 40 para a utilização no campo da química e, somente no início da década de 80, é que surgiram os primeiros equipamentos para aplicações clínicas. Pelo fato de ser um método não invasivo e considerado biologicamente seguro, por não utilizar radiações ionizantes, cresceu naturalmente dentro da medicina, sendo hoje amplamente empregado no diagnóstico de doenças (BUSHBERG, 1994). Assim, a área de ressonância magnética é relativamente nova e, portanto, com grande potencial de pesquisa e desenvolvimento.

Em um processo de imageamento por ressonância magnética, há um compromisso entre a relação sinal ruído (SNR – *Signal to Noise Ratio*), a resolução espacial e o tempo de aquisição da imagem, com o comprometimento da SNR quando o objetivo é a obtenção de imagens rápidas e/ou de alta resolução (MAKOVSKI, 1996; WRIGHT, 1997; KAUFMAN, 1989).

Este efeito pode ser observado, por exemplo, em técnicas de aquisição rápida de imagens de ressonância, como a SENSE (Sensitivity Encoding), e a echo planar imaging (EPI), nas quais as imagens finais podem apresentar baixa SNR. Outros exemplos são os procedimentos em que a resolução temporal é uma exigência, como na ressonância magnética funcional (ZAROUBI, 2000; OUDA, 2001; RODRIGUEZ, 2001; YANG, 1996).

Além disso, em determinados experimentos de ressonância, há a necessidade de aquisição de imagens com longos intervalos de tempo TE (*echo time* > 140 ms) (GAMBA, 1996). Isso implica, devido aos fenômenos de relaxação T1 (*spin-lattice relaxation*) e T2 (*spin-spin relaxation*), em imagens com baixa SNR. Nos protótipos ou modelos que utilizam solução aquosa de CuSO₄ (ou MnCl), isso pode ser facilmente compensado, aumentando-se, por exemplo, o período de aquisição, ou alterando-se a concentração de CuSO₄. Entretanto, no caso de experimentos *in vivo*, não há como prolongar o valor de T1 e T2, os quais são intrínsecos do tipo de tecido em questão (RINCK, 1993).

Em certas situações, portanto, a melhoria da SNR das imagens de RM mostra-se uma necessidade real. Com a atenuação do ruído, a informação contida na imagem é apresentada de forma mais clara, facilitando a sua interpretação. Isto é especialmente válido para as imagens médicas, nas quais a clareza dos detalhes e estruturas são importantes para a análise visual. Boas características em termos de SNR são, ainda, requisitos fundamentais para o processamento das imagens por algoritmos dedicados, como os de segmentação e classificação de tecidos (LUNDERVOLD, 1993; GERIG, 1992; RODRIGUEZ, 2001).

Uma das abordagens para a solução deste problema é a melhoria do próprio equipamento de RM. Os pontos principais são o aumento do sinal de RM com a utilização de campos magnéticos mais intensos e/ou aperfeiçoamento dos sistemas de aquisição do sinal. No entanto, fatores como praticidade e custo limitam este tipo de solução (YANG, 1996; WRIGHT, 1997). Assim, diferentes abordagens para a melhoria da SNR em ressonância vêm sendo estudadas, e uma delas é o pós-processamento da imagem por meio de algoritmos de filtragem do ruído (GERIG, 1992; NOWAK, 1999; ALEXANDER, 2000).

A extração de ruído sem o comprometimento dos detalhes da imagem é, em geral, uma tarefa difícil, já que o ruído ocupa a mesma faixa de altas frequências espaciais das bordas, ou descontinuidades da imagem (HENDEE, 1997; PRATT, 1991). Métodos de filtragem simples, que não levam em consideração este fato, tendem a atenuar as descontinuidades da imagem, ao mesmo tempo em que atenuam o ruído. Isto resulta em imagens finais “borradas” (efeito de *blurring*), o que compromete a fidelidade das estruturas e detalhes nela contidas. Portanto, na RM, cujas imagens contém estruturas complexas, este efeito deve ser evitado. Para isso, faz-se necessária a utilização de algoritmos de filtragem mais complexos e eficientes, como os filtros adaptativos (AHN, 1999; PALUBINSKAS, 1996; RANK, 1992). Nestes métodos, os parâmetros de filtragem são automaticamente ajustados de acordo com as características do ruído e da morfologia do objeto presente na imagem, preservando o máximo de detalhes possíveis (MEER, 1994; SUN, 1988; YANG, 1996).

Os objetivos deste trabalho, portanto, são a elaboração, implementação e testes de um algoritmo de filtragem adaptativa para imagens de ressonância magnética. Para a aplicação deste tipo de processamento, é necessário que se conheça o tipo de ruído presente na imagem, além de estabelecer estimativas da sua magnitude. Outro ponto importante no desenvolvimento de técnicas de restauração em geral é a escolha correta dos métodos de avaliação do resultado final.

Assim, pode-se destacar também como pontos importantes do trabalho, o estudo da origem e tipo do ruído em um processo de ressonância magnética e métodos para a sua quantificação, além da pesquisa e testes de diferentes medidores de qualidade em imagem.

O filtro adaptativo proposto opera no domínio espacial, sobre imagens em tons de cinza, através de uma máscara de convolução de dimensões dinâmicas que vão de 3x3 a 7x7. É utilizado o *kernel* do filtro *adaptive window edge detection* (AWED) (PITAS, 1990), atuando em conjunto com o filtro da média e o *minimum mean square error* (MMSE) (LEE, 1978). A localização das descontinuidades é feita através de um detector de bordas baseado

nos desvios padrões locais (PITAS, 1990; AHN, 1999), que se adapta às diferentes condições de ruído das imagens, buscando o melhor desempenho do filtro.

Testes de desempenho do algoritmo foram realizados a partir de imagens de ressonância sintetizadas, de diferentes planos tomográficos cerebrais em corte transversal com diferentes níveis de ruído, e da imagem de um *phantom* de calibração de RM, com ruído adicionado artificialmente. Além da relação sinal ruído, utilizaram-se os medidores de qualidade relação sinal ruído de pico (PSNR) (AHN, 1999) e a similaridade estrutural média (MSSIM) (WANG, 2004a).

O algoritmo proposto demonstrou boas características de atenuação do ruído e preservação das bordas das imagens, com base tanto no critério de avaliação visual subjetiva, quanto pela análise quantitativa dos medidores de qualidade.

Esta dissertação está organizada em 5 capítulos. No capítulo 1, uma revisão sobre processamento digital de imagem aborda os tópicos mais significativos para o desenvolvimento do trabalho, como caracterização e quantificação do ruído, operações no domínio espacial e filtragem adaptativa. No capítulo 2 são apresentados alguns conceitos a respeito da ressonância magnética, como o princípio físico e análise do ruído. A metodologia utilizada é apresentada no capítulo 3, com uma descrição detalhada do algoritmo proposto. Os testes do filtro são abordados no capítulo 4, através da exposição e análise dos resultados colhidos. Finalmente, no capítulo 5, encontram-se as discussões finais e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 1

PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

1.1. CONCEITOS PRELIMINARES

1.1.1. Representação de uma imagem

Uma imagem digital, $f(i,j)$, é uma imagem contínua discretizada, podendo ser considerada como uma matriz, na qual os índices de linha e coluna identificam um ponto da imagem real, e o valor desse elemento da matriz identifica o nível de cinza naquele ponto, para o caso de imagens monocromáticas. Cada um desses elementos da matriz é chamado de pixel, termo admitido como abreviação para *picture element* (GONZALES, 1992).

Nas imagens ópticas, como as adquiridas por câmeras, por exemplo, cada pixel (i,j) é uma representação do brilho naquele ponto da cena. Portanto, uma imagem deste tipo é uma representação bidimensional das intensidades de luz da cena (CASTLEMAN, 1996; GONZALEZ, 1992). Em uma imagem de ressonância magnética, conforme será abordado mais adiante, cada pixel é uma representação da densidade de spins do elemento de volume (voxel) da amostra em observação (BUSHBERG, 1994).

As imagens utilizadas neste trabalho são monocromáticas e quantizadas em 8 bits, isto é, cada um dos pixels pode assumir 256 (2^8) valores diferentes de níveis de cinza, sendo 0 o mais escuro e 255 o mais claro.

A figura 1 mostra a representação de uma imagem de dimensões 14×12 , isto é, 14 linhas por 12 colunas, e a localização de um pixel e seu valor de nível de cinza.

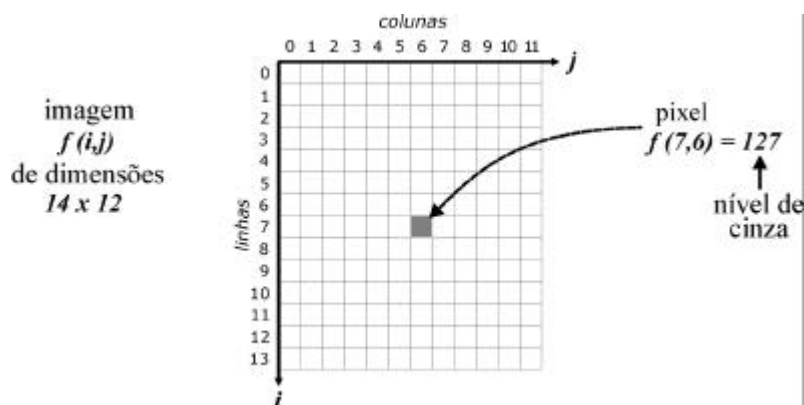


Figura 1 – Representação de uma imagem de dimensões de 14 linhas por 12 colunas, e a localização e valor do nível de cinza de um pixel.

1.1.2. Restauração de imagem

Na restauração, o objetivo final é reconstruir, ou recuperar, uma imagem que foi de alguma maneira degradada (GONZALEZ, 1992). Pode ser vista como um conjunto de operações para estimar a imagem que deveria ser observada, caso nenhuma degradação estivesse presente (PRATT, 1991).

Considerando o modelo de imagem ideal como um conjunto de regiões suaves e contínuas cercado de discontinuidades conectando estas diferentes regiões, e considerando uma imagem degradada por ruído Gaussiano ou impulsivo, Jiménez (2001) estabelece como propósitos da restauração a *remoção do ruído (suavização)* e a *preservação das discontinuidades (fidelidade)* da imagem.

1.1.3. Frequência espacial e suavização de ruído

A frequência espacial em imagem é definida como o número de vezes que um nível de cinza oscila entre o branco preto, em uma determinada distância. Assim, oscilações nos níveis de cinza entre pixels próximos apresentam uma alta frequência espacial, o que é o caso do ruído em imagens. Portanto, a extração do ruído em uma imagem pode ser feita a partir de operações de filtragem passa-baixas, sejam no domínio da frequência, através da transformada de Fourier, ou no domínio espacial, através de máscaras de convolução (HENDEE, 1997; PRATT, 1991).

No entanto, as bordas ou discontinuidades presentes na imagem, apresentam o mesmo comportamento do ruído em termos de frequência. Por serem também oscilações rápidas, caracterizam a presença de altas frequências espaciais (HENDEE, 1997). Com isso, ao atenuarem-se as altas frequências da imagem, em prol da suavização do ruído, suavizam-se também as bordas e discontinuidades presentes, o que resulta no efeito de *blurring*, ou imagem “borrada”.

Neste sentido, a filtragem adaptativa exerce um papel importante no campo da restauração de imagens degradadas por ruído, já que tem como objetivo principal a suavização do ruído, sem o comprometimento das estruturas contidas na imagem.

1.1.4. Histograma

O histograma de uma imagem é uma representação do percentual de pixels associados a cada nível de cinza presente em uma imagem. Estes valores são normalmente expressos por um gráfico de barras que fornece, para cada nível de cinza, o percentual de pixels

correspondentes na imagem. A probabilidade $p(G_k)$ do k -ésimo nível de cinza, G_k , é dada pela seguinte equação (MYLER, 1993):

$$p(G_k) = \frac{n_k}{n} \quad (1)$$

onde:

$0 \leq k \leq (M - 1)$, onde M é o número total de níveis de cinza da imagem;

n = número total de pixels na imagem;

n_k = número de pixels cujo nível de cinza corresponde a k .

Como exemplo, os dados da tabela 1 correspondem a uma imagem de 128x128 pixels, com 8 níveis de cinza. O número de pixels correspondentes cada um dos níveis de cinza está indicado na segunda coluna, enquanto as respectivas probabilidades $p(G_k)$ aparecem na terceira coluna. Observa-se que a soma dos valores de $p(G_k)$ deve ser igual a 1 (100%) (MARQUES, 1999). O histograma é mostrado na figura 2.

Tabela 1 – Exemplo de dados para a construção do histograma de uma imagem com 8 níveis de cinza e 16384 pixels (Fonte: Marques, 1999, p.74)

Nível de cinza (G_k)	n_k	$p(G_k)$
0	1120	0,068
1	3214	0,196
2	4850	0,296
3	3425	0,209
4	1995	0,122
5	784	0,048
6	541	0,033
7	455	0,028
Total:	16384	1

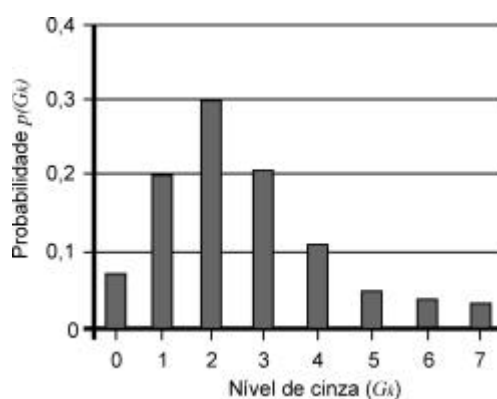


Figura 2 – Histograma da imagem cujos dados estão na tabela 1 (Fonte: Marques, 1999, p. 75).

1.2. RUÍDO

O ruído pode ser definido genericamente como qualquer tipo de informação indesejada que interfira na aquisição ou no processamento da informação desejada. Uma imagem, ao ser adquirida, está sujeita à degradação por ruído, o qual depende do processo utilizado na aquisição. Na prática, pode-se dizer que a situação ideal, de uma imagem sem ruído, não ocorre (PARKER, 1997). O ruído degrada a aparência da imagem, reduzindo ou até eliminando a informação visual nela contida (MYLER, 1993). O conhecimento do seu tipo e a avaliação quantitativa são importantes para o desenvolvimento de processos de restauração de uma imagem degradada (PRATT, 1991).

O processo de degradação por ruído aditivo pode ser modelado conforme a figura 3, onde um termo de ruído $n(i,j)$ opera sobre uma imagem de entrada $f(i,j)$, produzindo uma imagem degradada $g(i,j)$ (SUN, 1988; GONZALES, 1992; CASTLEMAN, 1996).

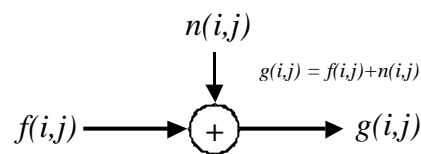


Figura 3 – Modelo da degradação de uma imagem por ruído aditivo. A imagem degradada $g(i,j)$ é igual a soma da imagem de entrada $f(i,j)$ com o ruído $n(i,j)$.

O ruído pode ser ainda do tipo multiplicativo. Neste caso, o termo de ruído é multiplicado à imagem, ou seja, $g(i,j) = f(i,j) \cdot n(i,j)$ (MYLER, 1993; PITAS, 1986; MEER, 1994).

1.2.1. Caracterização do ruído

Um ruído é caracterizado pela sua distribuição estatística, portanto, o histograma do ruído em uma imagem fornece informações a seu respeito (MYLER, 1993). Os tipos mais abordados nos estudos sobre restauração de imagens são o Gaussiano, do tipo aditivo, e o impulsivo, do tipo multiplicativo (UMBAUGH, 1998).

O ruído Gaussiano possui função densidade de probabilidade dada pela seguinte equação:

$$p(G_k) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(G_k - m)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

onde σ é o desvio padrão, m é a média e G_k o nível de cinza do pixel k .

Em uma distribuição Gaussiana, ou normal, mostrada na figura 4, a probabilidade do valor do ruído assumir um nível de cinza em particular decresce na medida em que se afasta da média m . O desvio padrão σ especifica o espalhamento dos pixels de ruído em torno da média. Pode-se demonstrar que aproximadamente 68% dos valores de ruído estão situados a um desvio padrão em torno da média, e aproximadamente 95% estão situados a dois desvios padrão em torno da média (PEEBLES, 1980). Este tipo de ruído é bastante comum em imagens adquiridas por câmeras, sendo causado pelos circuitos eletrônicos do equipamento (MYLER, 1993; UMBAUGH, 1998; JAIN, 1995). Além disso, costuma ser utilizado para modelar ruídos desconhecidos, devido à propriedade do teorema do limite central, que estabelece que a soma de um grande número de variáveis aleatórias independentes (ruído) tende para uma variável com distribuição Gaussiana (SCHWARTZ, 1979; COSTA NETO, 1977; MYLER, 1993).

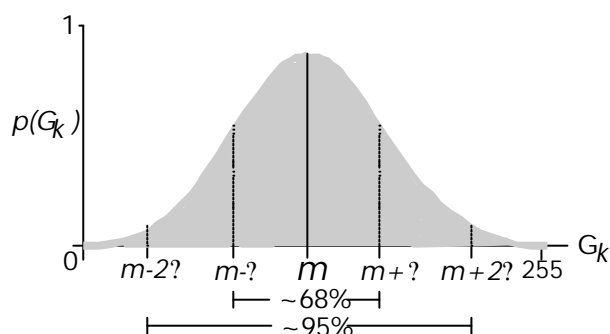


Figura 4 – Gráfico da função densidade de probabilidade, ou histograma de um ruído do tipo Gaussiano. O pico central m é a média, e σ o desvio padrão.

A figura 5 ilustra a presença do ruído em uma imagem. Na figura 5(a) apresenta-se uma imagem sem ruído e seu respectivo histograma. A imagem da figura 5(b) foi contaminada com ruído Gaussiano de $m=0$ e $\sigma=5$, e em 5(c) $m=0$ e $\sigma=10$. Pode-se observar, a partir do histograma das imagens degradadas, o espalhamento dos pixels de ruído em torno dos níveis de cinza da imagem original.

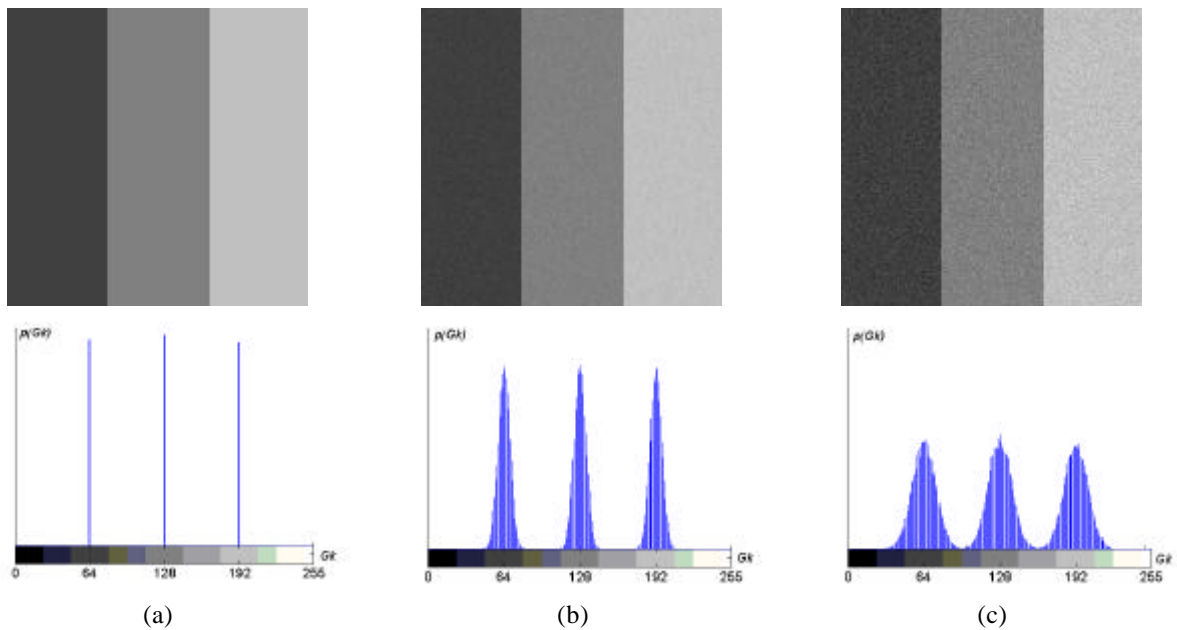


Figura 5 – Acima as imagens e abaixo seus respectivos histogramas. (a) Uma imagem simples, com 3 níveis de cinza distintos. Em (b) a imagem foi contaminada com ruído Gaussiano de média $m = 0$ e desvio padrão $\sigma = 5$, e em (c) média $m = 0$ e desvio padrão $\sigma = 10$.

O ruído do tipo impulsivo é facilmente identificável, devido ao efeito que causa na imagem. Seu histograma é modelado conforme a equação (3), e é mostrado na figura 6 (MIX, 1969; GUAN, 1998). Tratam-se de pixels *outliers* que se distribuem aleatoriamente sobre a imagem. Em virtude da sua aparência, alguns autores referem-se a este tipo de ruído como sal e pimenta, ou ainda *shot* (RUSS, 1992; JAIN, 1995). Pode surgir devido a pixels defeituosos no sensor da câmera, erros no processo de digitalização ou durante a transmissão da imagem (UMBAUGH, 1998, MYLER, 1993, GUAN, 1998).

$$p(G_k) = \begin{cases} p & , G_k = a \\ q & , G_k = b \end{cases} \quad (3)$$

onde a é o valor dos impulsos negativos (escuros) e p a sua probabilidade de ocorrência, b é valor dos impulsos positivos (claros) e q a sua probabilidade de ocorrência.

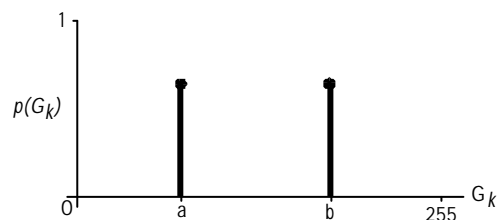


Figura 6 – Histograma do ruído impulsivo, onde a é o valor dos impulsos negativos (escuros), e b é o valor dos impulsos positivos (claros).

A figura 7 apresenta a mesma imagem utilizada na figura 5, contaminada com ruído sal e pimenta, e o seu respectivo histograma. A probabilidade de ocorrência dos impulsos positivos (pixels claros de nível de cinza 255) é de 3%, e dos impulsos negativos (pixels escuros de nível de cinza 0), também 3%.

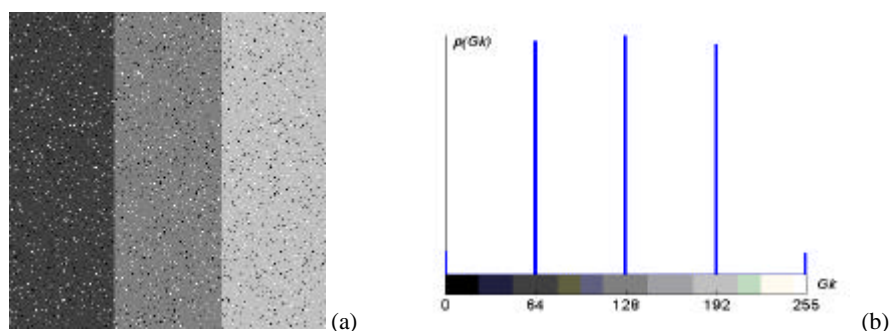


Figura 7 – (a) Uma imagem com três níveis de cinza distintos, contaminada com ruído sal e pimenta. As probabilidades para impulsos claros e escuros são idênticas, e iguais a 3%. (b) Histograma: as barras nos extremos devem-se aos pixels de ruído.

1.2.2. Estimativa do ruído em imagens

Um parâmetro bastante aceito para a quantificação do ruído é o desvio padrão σ . Pode-se dizer que, devido à natureza randômica do ruído, não é possível efetuar sua medida exata. As operações nesse sentido visam, portanto, uma estimativa do seu valor (PARKER, 1997; PRATT, 1991).

De acordo com as teorias estatísticas, a estimativa de um certo parâmetro pode ser feita a partir da escolha de uma amostra da população a ser estudada, e sobre essa amostra aplicam-se os estimadores adequados. Este tipo de operação é denominada estimativa por ponto (PAPOULIS, 1991; COSTA NETO, 1977; MORETTIN, 2000). Neste estudo, a população consiste nos pixels de ruído.

Em uma imagem, a escolha da amostra adequada é importante para a estimativa correta do desvio padrão, que é o parâmetro de interesse do ruído. Deve-se colher como amostra os pixels pertencentes a uma região homogênea da imagem, onde as flutuações nos tons de cinza não dependem da estrutura nela contida, mas exclusivamente do ruído (PARKER, 1997). Esta seleção das regiões homogêneas para o cálculo do desvio padrão pode ser feita de forma interativa, pelo usuário, ou através de técnicas automáticas (OLSEN, 1993).

1.2.3. Cálculo do desvio padrão

Um estimador adequado para o desvio padrão do ruído na janela homogênea da imagem é apresentado na equação (4) (PAPOULIS, 1991; MORETTIN, 2000; COSTA

NETO, 1977; PITAS, 1990). A variância, representada por σ^2 , é o quadrado do desvio padrão. Quanto ao tamanho da amostra, isto é, o número de pixels pertencentes à janela, poucas menções foram encontradas na literatura. Gerig (1992) comenta que deve ser a maior possível, consistindo uma amostra significativa, devendo-se porém, atentar para a não inclusão de regiões contendo gradientes de intensidade ou pequenas variações estruturais.

$$\sigma^2 = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x(i,j) - \bar{x})^2 \quad (4)$$

onde m e n são as dimensões da janela, \bar{x} a média dos pixels e $x(i,j)$ os pixels pertencentes a ela.

A média \bar{x} pode ser coerentemente estimada a partir da média aritmética dos pixels, conforme a equação (5) (COSTA NETO, 1977; MORETTIN, 2000; PITAS, 1990).

$$\bar{x} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x(i,j) \quad (5)$$

onde m e n são as dimensões da janela, e $x(i,j)$ os pixels pertencentes a ela.

Para imagens contendo além de ruído aditivo, também pixels outliers, Pitas (1990) sugere a utilização de um estimador robusto para o cálculo do desvio padrão, σ^* , denominado mediana dos desvios absolutos da mediana, *MAD*, conforme a seguinte equação:

$$\sigma^* = 1,483 \cdot \text{med} \left\{ \left| x_k - \text{med}(x) \right| \right\} \quad (6)$$

onde x_k é cada um dos pixels da janela e $\text{med}(x)$ é a mediana (a ser abordada mais adiante) dos pixels pertencentes à mesma janela.

A figura 8 apresenta um exemplo do cálculo do desvio padrão do ruído utilizando os estimadores descritos. Os quadrados de 13×13 pixels demarcam as regiões selecionadas para os cálculos. Em 8(a) observa-se uma imagem com ruído Gaussiano de desvio padrão conhecido, $\sigma = 15$. O valor estimado para o desvio padrão, a partir da equação (4) é $\sigma = 15,08$. Já em 8(b) a imagem está corrompida por ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 15$, além de ruído sal e pimenta de 3% de probabilidade para sal e 3% para pimenta. O desvio padrão estimado, através da equação (6), é $\sigma^* = 17,79$. Se utilizada a equação (4) para esta estimativa o valor encontrado é $\sigma = 33,84$, devido à influência dos pixels *outliers*.

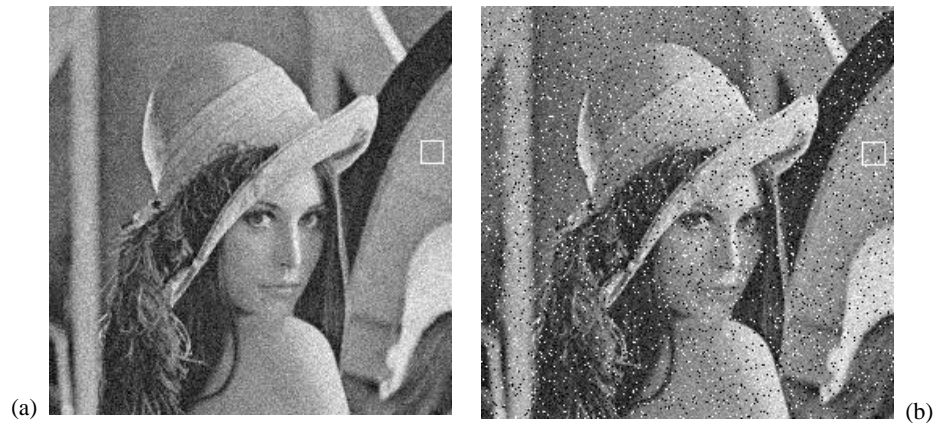


Figura 8 – (a) Imagem com ruído Gaussiano de desvio padrão conhecido, $\sigma = 15$. O desvio padrão estimado, calculado pela equação (4) sobre a região de 13x13 pixels demarcada, é $\hat{\sigma} = 15,09$. (b) Imagem com ruído Gaussiano de desvio padrão conhecido, $\sigma = 15$, e ruído sal e pimenta com 3% de probabilidade para sal e 3% para pimenta. O desvio padrão estimado, calculado pela equação (6) sobre a região de 13x13 pixels demarcada, é $\hat{\sigma}^* = 17,79$. Se utilizada a equação (4) o valor encontrado é $\hat{\sigma} = 33,84$, o que prova a eficiência do estimador MAD para este caso.

1.3. FILTRAGEM

De um modo geral, o termo filtro é empregado para designar um dispositivo, seja ele um *hardware* ou *software*, que é aplicado a um conjunto de dados ruidosos a fim de extrair dali uma determinada informação desejada (HAYKIN, 1996). Um filtro digital desenvolve a mesma função dos filtros analógicos, exceto que opera com números ao invés de funções no tempo, e pode ser definido como um processo computacional ou algoritmo pelo qual uma seqüência de números agindo como entrada é transformada em uma segunda seqüência denominada saída (BLINCHIKOFF, 1984).

1.3.1. Filtros lineares e não-lineares

Dentro do contexto matemático, um filtro pode ser definido como um operador $h(\cdot)$, que mapeia um sinal x em um sinal y , da seguinte forma:

$$y = h(x) \quad (7)$$

Quando $h(\cdot)$ satisfaz aos princípios da proporcionalidade e da superposição, equação (8), o filtro é dito *linear*.

$$h(a \cdot f_1 + b \cdot f_2) = a \cdot h(f_1) + b \cdot h(f_2) \quad (8)$$

onde h é uma função de transformação, a e b são constantes e f_1 e f_2 são funções espaciais ou temporais (GLASSNER, 1995).

Os filtros lineares podem operar no domínio espacial ou no domínio da frequência. No domínio espacial, a imagem processada é obtida através da convolução entre a imagem de entrada com a função de transformação, conforme:

$$y(i,j) = h(i,j) * f(i,j) \quad (9)$$

onde $y(i,j)$ é a imagem processada, $h(i,j)$ a função de transformação e $f(i,j)$ a imagem de entrada.

Já no domínio da frequência, a imagem processada é obtida a partir do produto:

$$Y(i,j) = H(i,j) * F(i,j) \quad (10)$$

onde $Y(i,j)$, $H(i,j)$ e $F(i,j)$ são transformadas discretas de Fourier bidimensionais de $y(i,j)$, $h(i,j)$ e $f(i,j)$, respectivamente; $H(i,j)$ é chamada função de transferência do sistema (GONZALES, 1992).

1.3.2. Operações no domínio espacial

O termo “domínio espacial” refere-se ao conjunto de pixels que compõe uma imagem. Operações no domínio espacial, portanto, atuam diretamente sobre os valores numéricos dos pixels da imagem (GONZALES, 1992). Estas operações, quando lineares, atuam sobre a imagem através de uma máscara de convolução, também denominada janela, *template*, ou simplesmente máscara que, em geral, é uma matriz quadrada de dimensão ímpar, o que torna a operação simétrica. A partir deste método, é possível a implementação de filtros, detectores de borda, entre outras aplicações.

Genericamente, a convolução de uma máscara $h(k,l)$ com uma imagem $f(i,j)$, originando uma imagem $y(i,j)$, pode ser definida segundo a equação (11) (CASTLEMAN, 1996; JAIN, 1989).

$$y(i,j) = \sum_{(k,l) \in h} h(k,l) * f(i-k, j-l) \quad (11)$$

onde k e l são as coordenadas na máscara, considerando a origem $(0,0)$ no seu ponto central. Deve-se observar que os termos $i-k$ e $j-l$ operam uma rotação de 180° da área da imagem ser convoluída em torno dos eixos x e y , antes da multiplicação pelos termos da máscara. A rotação da máscara fornece os mesmos resultados, e na maioria das vezes ela já é especificada de modo que a rotação não seja necessária. Esta operação também não é necessária quando a máscara é simétrica, permanecendo igual mesmo após a rotação.

Assim, é mais usual definir a convolução da imagem com uma máscara quadrada de dimensão ímpar como:

$$y(i, j) = \sum_{k=-p}^p \sum_{l=-p}^p h(k, l) f(i+k, j+l) \quad (12)$$

onde $y(i, j)$ é a imagem resultante, $h(k, l)$ a máscara, $f(i, j)$ a imagem de entrada e p é um inteiro maior ou igual a 1 que especifica as dimensões da máscara como $(2p+1) \times (2p+1)$.

A figura 9 ilustra a convolução de uma máscara 3×3 com uma imagem, conforme a equação (12). Cada um dos coeficientes da máscara é representado por W_n e os pixels da imagem por P_n . A máscara varre a imagem pixel a pixel, obtendo os valores de saída $y(i, j)$ e armazenando-os em uma nova matriz, de modo a não alterar a imagem que está sendo processada. Dessa forma, a operação realizada é:

$$y(i, j) = W_1 P_1 + W_2 P_2 + W_3 P_3 + \dots + W_9 P_9 \quad (13)$$

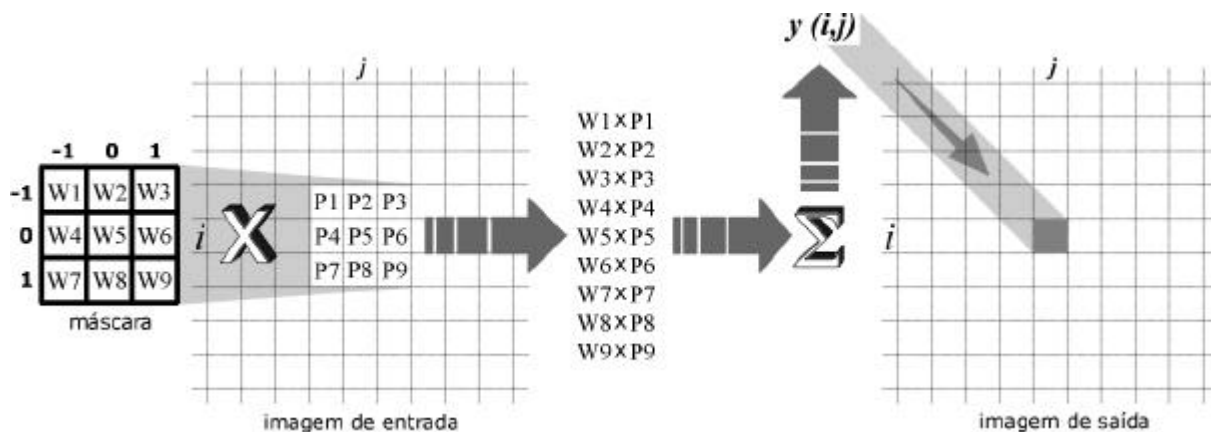


Figura 9 – Operação espacial sobre uma imagem. A máscara de convolução de coeficientes W varre a imagem de entrada pixel a pixel, obtendo os valores de saída que são armazenados em uma nova matriz, compondo a imagem de saída.

Ao varrer as margens, ou fronteiras da imagem, o elemento central da máscara é posicionado sobre pixels que não possuem a vizinhança necessária para a operação de convolução, e esta não pode ser realizada. Castleman (1996) cita algumas opções de procedimentos para contornar esta situação: aumentar a imagem de entrada, repetindo as linhas e colunas das margens; atribuir uma constante (p.ex., 0) para os pixels de saída que não puderem ser calculados, ou fornecer uma imagem de saída de dimensões menores que a original, simplesmente eliminando as linhas e colunas que não puderam ser calculadas pela convolução. Se a imagem não contém informação importante nessas regiões, a escolha do procedimento não é crítica.

1.3.2.1. Filtro da média

O filtro da média, também denominado de máscara passa-baixas, é uma operação linear bastante difundida para a suavização de ruído em imagens. Pode ser implementado calculando-se a média aritmética dos pixels dentro da máscara local, ou através de convolução. A máscara pode possuir dimensões 3x3, ou maiores, como 5x5 ou 7x7. Para o caso da convolução, os coeficientes das máscaras $h_{3 \times 3}$ e $h_{5 \times 5}$, por exemplo, são:

$$\begin{aligned}
 h_{3 \times 3} &= \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} &
 h_{5 \times 5} &= \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{14}$$

Quanto maiores as dimensões da máscara, melhor é a resposta do filtro em termos de suavização do ruído, porém mais acentuado é também o efeito de borramento provocado na imagem, devido à atenuação das componentes de alta frequência das bordas (detalhes finos) (PRATT, 1991; JAIN, 1995).

As imagens da figuras 10(c), 10(d) e 10(e) demonstram a aplicação dos filtros da média 3x3, 5x5 e 7x7, respectivamente, na imagem da figura 10(b), degradada por ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. A imagem original é mostrada na figura 10(a). Com o aumento da máscara, nota-se a maior suavização do ruído, mas em consequência a perda dos detalhes finos da imagem.



Figura 10 – (a): Imagem Lenna original. (b) Mesma imagem degradada por ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. (c): Saída do filtro da média 3×3 . (d): Saída do filtro da média 5×5 . (e): Saída do filtro da média 7×7 .

1.3.2.2. Filtro da mediana

Esta técnica é amplamente utilizada no campo de restauração de imagens para a remoção de ruído do tipo impulsivo. Trata-se de uma operação não linear, geralmente efetuada dentro de uma máscara local de dimensões 3×3 (PRATT, 1991). Possui boas características de preservação das discontinuidades agudas da imagem, mas não é eficiente na extração de ruído do tipo Gaussiano, se comparado ao filtro da média (JAIN, 1989; MARQUES, 1999). Deve-se observar, ainda, que este filtro tende a remover linhas finas e também cantos presentes na imagem (GERIG, 1992; KO, 1991).

Considerando-se uma máscara de dimensões $n \times n$ contendo N pixels de níveis de cinza $P_1, P_2, P_3, \dots, P_n$, pode-se organizá-los em ordem crescente, conforme:

$$P_{1?} ? P_{2?} ? P_{3?} ? \dots ? P_{n?} \quad (15)$$

A mediana de um conjunto de dados ordenados P_i , $med(P_i)$, é o elemento central do conjunto, caso N seja ímpar. Se N for par, a mediana é igual à média dos valores centrais, conforme (MYLER, 1993):

$$\text{med} \{ P_i \} = \begin{cases} P_{\lfloor N/2 \rfloor} & \text{para } N \text{ ímpar} \\ \frac{P_{\lfloor N/2 \rfloor} + P_{\lfloor N/2 \rfloor + 1}}{2} & \text{para } N \text{ par} \end{cases} \quad (16)$$

A imagem da figura 11(b) demonstra a aplicação do filtro da mediana 3x3 na imagem 11(a), contaminada com ruído sal e pimenta, com 5% de propabilidade para os pixels claros e 5% de propabilidade para os pixels escuros. A imagem original é mostrada na figura 11(a).

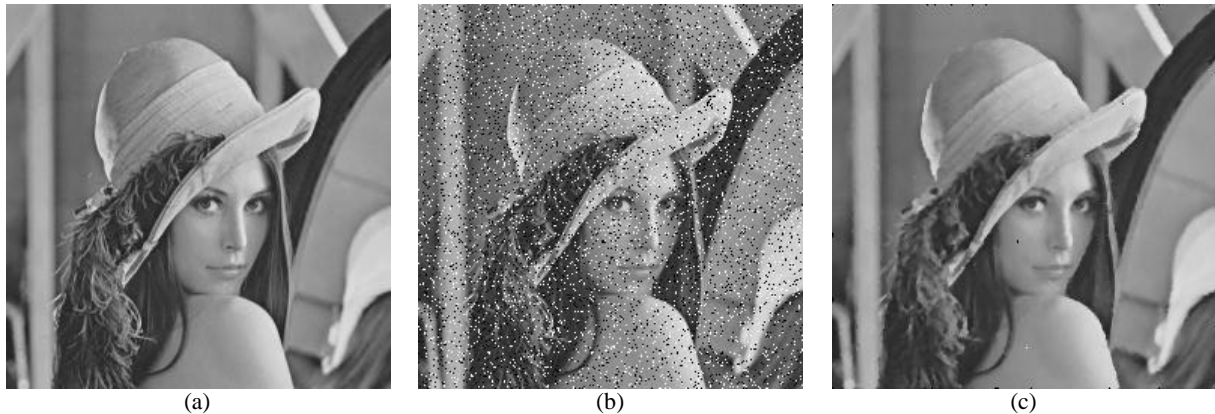


Figura 11 – (a): Imagem Lenna original. (b): Imagem Lenna degradada por ruído sal e pimenta, com 5% de propabilidade para os pixels claros e 5% de propabilidade para os pixels escuros. (c) Saída do filtro da mediana 3x3.

1.3.2.3. Detecção de Bordas

Dentre as técnicas mais utilizadas para a detecção de bordas estão as denominadas Sobel e Prewitt, baseadas em máscaras de convolução que fornecem uma aproximação discreta dos gradientes nos níveis de cinza da imagem. Cada um desses métodos utiliza duas máscaras de convolução: B_v , que varre a imagem levantando as bordas verticais, dando origem à matriz imagem V , e B_h , que varre a imagem levantando as bordas horizontais, dando origem à matriz imagem H . Essas duas imagens são operadas pixel a pixel, através da equação $S = \sqrt{V^2 + H^2}$, onde S é a matriz de saída, nas qual os níveis de cinza são proporcionais às intensidades das bordas. As máscaras BS_v e BS_h para o método Sobel, e BP_v e BP_h para o Prewitt são (MYLER, 1993; JAIN, 1995):

$$\begin{matrix} \begin{matrix} 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 1 \end{matrix} & BS_v & \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix} & BS_h \end{matrix} \quad (17)$$

$$\begin{matrix} \begin{matrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{matrix} & BP_v & \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} & BP_h \end{matrix} \quad (18)$$

No caso de aplicações em que é necessária a informação a respeito da existência ou não de uma borda, em determinado ponto da imagem, a decisão deve ser feita com base na saída dos operadores, comparando-se cada nível de cinza com um limiar. Caso o nível de cinza observado for maior que um limiar, assume-se a existência de uma borda naquele ponto.

Pitas (1990) sugere um método de detecção de bordas que consiste em varrer a imagem com uma janela 3x3, comparando os desvios padrão locais, com um valor de limiar. Caso o desvio padrão local seja maior que o valor estabelecido como limiar, considera-se a presença de uma borda naquele ponto.

As imagens da figura 12 apresentam exemplos das saídas destes detectores de bordas. Em 12(a) observa-se a imagem original, e em 12(b), (c) e (d) as saídas dos detectores Sobel, Prewitt, e o baseado nos desvios padrão, utilizando um limiar $T = 20$.

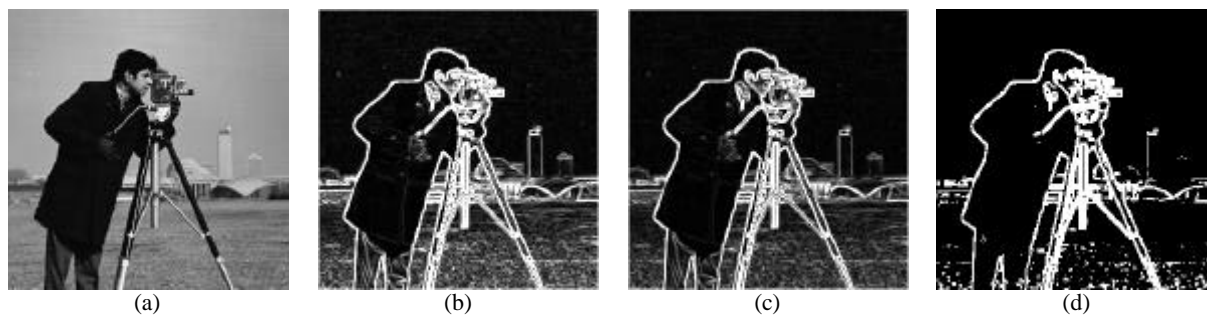


Figura 12 – (a) Imagem a ser submetida aos detectores de bordas. (b): Saída do detector de bordas Sobel. (c): Saída do detector de bordas Prewitt. (d) Saída do detector de bordas baseado nos desvios padrão locais da imagem, com limiar $T = 20$.

1.3.3. Filtragem adaptativa

Um filtro adaptativo pode ser definido genericamente como sendo um filtro cujas características modificam-se com o intuito de atingir algum fim ou objetivo. Geralmente espera-se que essa modificação (ou "adaptação") aconteça automaticamente, sem a necessidade de uma intervenção maior por parte do usuário (TREICHLER, 1987).

A maioria dos filtros existentes para suavização de ruído em imagem opera localmente ou globalmente na imagem através de operações passa-baixas, mantendo suas características de filtragem constantes durante todo o processo. Porém, essa é uma característica que em muitos casos pode não ser adequada, produzindo um resultado final pouco satisfatório, já que ao mesmo tempo em que atenuam o ruído, degradam também as bordas da imagem (MYLER, 1993). Como já foi dito, isto ocorre porque o ruído e as bordas ocupam a mesma faixa de altas frequências espaciais da imagem (HENDEE, 1997).

As descontinuidades ou bordas presentes em uma imagem, agregam grande parte da informação nela contida, sendo essenciais para a execução de uma das tarefas primárias do sistema visual, que é o reconhecimento de um objeto (MALIK, 1990; SAINT-MARC, 1991).

Assim, os objetivos dos filtros adaptativos são: preservar ao máximo as descontinuidades presentes na imagem e, ao mesmo tempo, suavizar o ruído de forma eficiente. Para isso, ajustam automaticamente seus parâmetros, de acordo com as características do ruído e das estruturas contidas na imagem (YANG, 1996; MEER, 1994; MARTENS, 1989). Os filtros adaptativos abordados a seguir operam no domínio espacial.

1.3.3.1. Filtro Minimum Mean Square Error (MMSE)

O MMSE é bastante explorado no campo de filtragem adaptativa de imagens, por apresentar boas características de remoção do ruído Gaussiano, combinadas com a capacidade de preservação das bordas. Trata-se de uma operação linear, e foi proposto originalmente por LEE (1978). Opera em uma máscara 3x3, utilizando a variância do ruído juntamente com a variância local, para calcular o novo valor do pixel de saída, segundo a equação (SUN, 1988):

$$\hat{f}(i, j) = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_n^2 + \sigma_l^2} f(i, j) + \frac{\sigma_l^2}{\sigma_n^2 + \sigma_l^2} m \quad (19)$$

onde $\hat{f}(i, j)$ é a imagem filtrada, $f(x, y)$ a imagem ruidosa, σ_n^2 a variância do ruído, σ_l^2 a variância local em relação ao pixel (i, j) , e m é a saída de um filtro da média local.

Na região de fundo de uma imagem, as variações nos valores dos pixels são devidas somente ao ruído. Dessa forma, a variância local nesta região será aproximadamente igual à variância do ruído e, com isso, a razão entre a variância do ruído e a variância local será aproximadamente 1:

$$\frac{\sigma_n^2}{\sigma_l^2} \approx 1 \quad (20)$$

Assim, o primeiro termo da equação (19) será aproximadamente igual a zero e a saída do filtro MMSE será aproximadamente aquela produzida pelo filtro da média, isto é,

$$\hat{f}(x, y) \approx m \quad (21)$$

Isto é desejável, pois, por tratar-se de uma região de fundo da imagem, o filtro da média pode eliminar o ruído, sem deteriorar as bordas. Se a máscara for movida para uma área da imagem que contenha bordas, a variância local se tornará bem maior que a variância do ruído:

$$\sigma_i^2 \approx \sigma_n^2 \quad (22)$$

Logo, o segundo termo da equação (19) será aproximadamente igual a zero e a saída do filtro tenderá para o valor original do pixel:

$$\hat{f}(x,y) \approx f(x,y) \quad (23)$$

Para situações intermediárias, uma parcela da imagem original e outra da saída do filtro da média local são adicionadas para produzir a saída do filtro MMSE, conforme a equação (19).

Deve-se destacar que, nas regiões contendo bordas, o filtro atua muito pouco, com isso preservando-as. Esta filtragem pouco intensa das bordas não compromete o resultado final, já que o sistema visual humano é mais sensível ao ruído nas regiões homogêneas da imagem, do que nas regiões de descontinuidades (MARTENS, 1989).

A parcela da imagem original adicionada à saída do filtro da média é proporcional à intensidade da borda presente dentro da máscara. Uma região da imagem contendo mudanças gradativas nos tons de cinza será filtrada mais efetivamente que uma região em que bordas abruptas estão presentes.

Na prática, a variância do ruído σ_n^2 não é conhecida. Deve-se então localizar uma região da imagem isenta de bordas (o mais homogênea possível) e utilizar como σ_n^2 o valor da variância calculada para esta região.

A característica fundamental do MMSE é que ele não faz filtragem alguma se a variância local for muito maior do que a do ruído. Para uma imagem contendo somente ruído uniforme ou Gaussiano, a variância local será muito maior que a do ruído apenas nas regiões onde houver bordas, e o filtro funcionará adequadamente. Porém, se houverem pixels do tipo *outlier* a variância local também será muito maior do que a do ruído, e nenhuma filtragem será executada. Isto significa que o MMSE não é eficiente na remoção de ruído do tipo impulsivo (MYLER, 1993; SUN, 1988).

Na figura 13 demonstra-se a aplicação do filtro MMSE na imagem Lenna, mostrada em 13(b), contendo ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. A imagem original, sem ruído é mostrada na figura 13(a), e a saída do filtro MMSE em 13(c). Observe que a imagem filtrada 13(c) apresenta as bordas mais bem definidas que aquelas da imagem da figura 10(c).

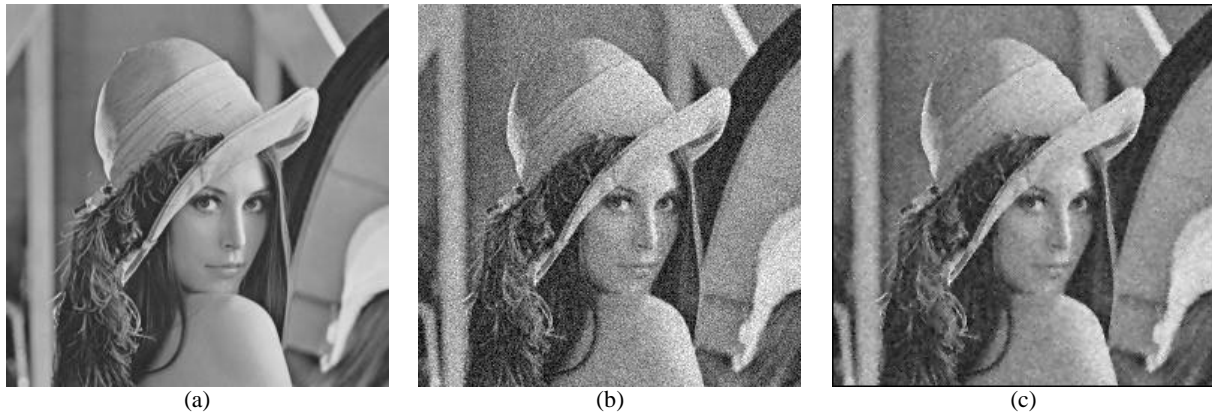


Figura 13 – (a) Imagem Lenna original. (b) Imagem Lenna contaminada com ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma = 20$. (c) Saída do filtro MMSE.

1.3.3.2. Filtro Adaptive Window Edge Detection (AWED)

De um modo geral, à medida que se aumenta o tamanho da janela (3×3 ? 5×5 ? ...), a capacidade de um filtro em reduzir ruídos também aumenta. Porém, o custo disso é uma imagem de saída cada vez mais borrada (PRATT, 1991). O filtro AWED contorna esse problema modificando as dimensões da sua janela local. Quando uma borda está presente, o tamanho da janela é reduzido para 3×3 , ao passo que, quando detecta-se uma região de fundo (homogênea) aumenta-se a janela para 7×7 . Com isso, o filtro AWED explora as melhores situações, diminuindo o tamanho da janela para preservar as bordas e aumentando-a a fim de intensificar a filtragem (PITAS, 1990).

O diagrama em blocos para este filtro é mostrado na figura 14 (MYLER, 1993). Para um pixel de entrada qualquer, (i, j) , o tamanho inicial da janela é ajustado para 7×7 . A partir do histograma determina-se a presença, ou não, de pixels do tipo *outlier* (ruído impulsivo) dentro da janela. Caso existam, esses pixels são marcados. A seguir, um detector de bordas é aplicado aos pixels restantes para determinar se existe borda dentro da janela. Se não houver borda, um filtro da média 7×7 é aplicado aos pixels não *outliers*, e é usado como saída do AWED. Caso alguma borda tenha sido detectada a janela é reduzida para 5×5 e repete-se o processo para esta janela, ou seja, o histograma é computado novamente e os pixels *outliers* são marcados. O detector de borda determina se há alguma borda presente e, em caso afirmativo, a janela é novamente reduzida para 3×3 e o algoritmo é repetido mais uma vez. Se por outro lado não tiverem sido detectadas bordas, o filtro da média 5×5 torna-se a saída do AWED. Se a última iteração foi necessária, e ainda assim foi detectada uma borda, um filtro da mediana 3×3 é usado como saída do AWED. Caso contrário, a saída será um filtro da média 3×3 .

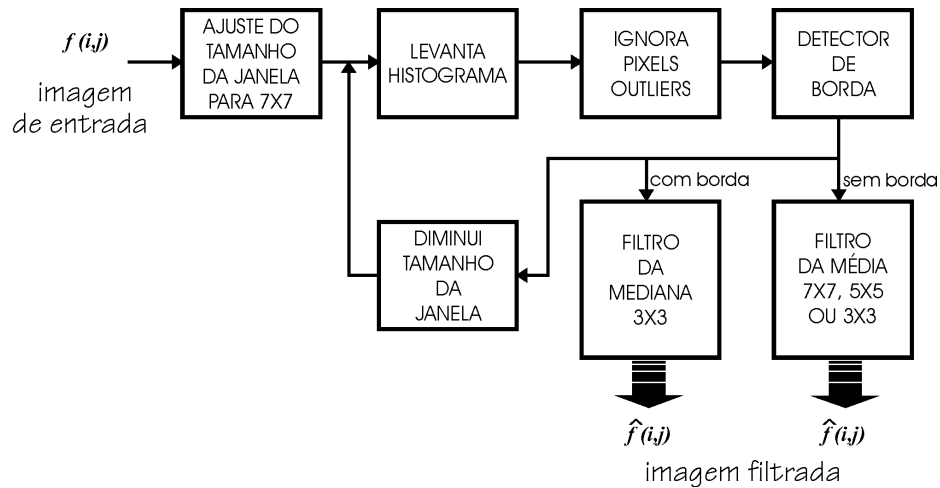


Figura 14 – Diagrama em blocos do filtro AWED (Fonte: Myler, 1993, p. 191)

Em síntese, pode-se dizer que quando o AWED encontra-se sobre uma região de fundo da imagem, ele tenta utilizar a maior janela possível a fim de intensificar a filtragem, já que nenhuma borda está sendo afetada. Já uma janela menor é utilizada quando bordas são detectadas, a fim de não afetá-las (MYLER, 1993).

Um exemplo da performance do filtro AWED pode ser visto na figura 15. Em 15(a) observa-se a imagem original, sem ruído, e em 15(b) a imagem contaminada com ruídos do tipo Gaussiano e impulsivo. Em 15(c) observa-se a saída do filtro AWED.

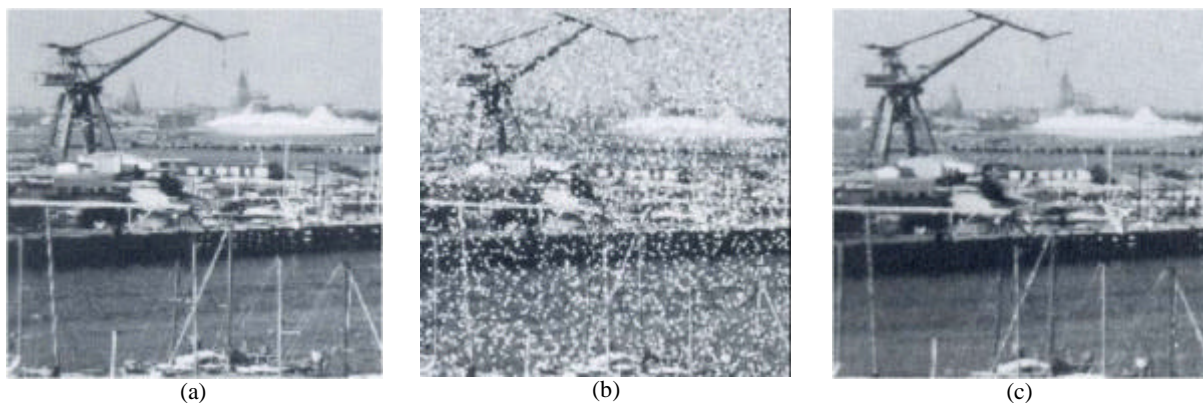


Figura 15 – (a) Imagem original; (b) Imagem corrompida por ruído Gaussiano e impulsivo sal e pimenta; (c) Saída do filtro AWED (Fonte: Pitas, 1990, p. 288)

1.4. AVALIAÇÃO DE QUALIDADE DE IMAGEM

Dentre as aplicações dos quantificadores, ou medidores de qualidade de imagem, estão a monitoração, otimização e avaliação dos algoritmos ou sistemas que efetuam seu processamento.

Para as situações em que o observador humano é o receptor final da imagem, pode-se dizer que a avaliação subjetiva é o método mais confiável para o levantamento da qualidade.

O *mean score opinion* (MOS), por exemplo, baseia-se na opinião de diferentes observadores para estabelecer a qualidade de uma imagem (WANG, 2002a; WANG, 2004a). Métodos como esse, no entanto, são lentos e pouco econômicos (JIMÉNEZ, 2001; WANG, 2002a, WANG, 2004a), o que justifica os esforços para a obtenção de métodos objetivos eficientes.

Os processos que utilizam apenas a imagem corrompida para a determinação da qualidade são chamados de cegos ou *no-reference*. Já os que necessitam também da imagem não degradada são classificados como métodos do tipo *full-reference* (WANG, 2004a).

1.4.1. Métodos tradicionais

Dentre os métodos mais difundidos para a medida da qualidade de imagem estão o erro médio quadrático, *MSE* (*mean square error*), equação 24 (UMASUTHAN, 1996), o erro médio quadrático normalizado, *NMSE* (*normalized mean square error*), equação 25 (ESKICIOGLU, 1995), e a relação sinal ruído de pico, *PSNR'* (*peak signal to noise ratio*), equação 26 (CHEN, 2001).

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2 \quad (24)$$

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j)]^2} \quad (25)$$

$$PSNR' = 10 \log \frac{MN(L)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2} \quad [\text{dB}] \quad (26)$$

onde M e N são os números de linhas e colunas da imagem, $f(i,j)$ a imagem original, $\hat{f}(i,j)$ a imagem a ser avaliada (filtrada) e L a faixa dinâmica dos pixels (255 para imagens de 8 bits em tons de cinza).

Outros exemplos são os medidores utilizados por Martens (1989) e Kotropoulos (1994) para a avaliação do desempenho de filtros para a suavização de ruídos em imagem: relação sinal ruído pico-a-pico, *PPSNR*, equação 27 (MARTENS, 1989), índice de redução de ruído, *NR*, equação 28 e o índice de redução de erro médio absoluto, *MAER*, equação 29 (KOTROPOULOS, 1994).

$$PPSNR = \sqrt{\frac{MN(x_{max} - x_{min})^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i,j) - y(i,j)|^2}} \quad (27)$$

$$NR = 10 \log \frac{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |y(i,j) - x(i,j)|^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g(i,j) - x(i,j)|^2} \quad [\text{dB}] \quad (28)$$

$$MAER = 20 \log \frac{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |y(i,j) - x(i,j)|}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g(i,j) - x(i,j)|} \quad [\text{dB}] \quad (29)$$

onde x_{max} e x_{min} são os valores máximo e mínimo dos pixels na imagem original, $x(i,j)$ a imagem original, $y(i,j)$ a imagem filtrada e $g(i,j)$ a imagem com ruído.

1.4.2. Relação sinal ruído em imagens de RM

A relação sinal ruído de uma imagem de ressonância magnética consiste em um importante parâmetro para a estimativa da sua qualidade (FUDERER, 1988, CONSTANTINIDES, 1997). Diferentes versões dessa medida são propostas, conforme as equações 30, 31 (KWAN, 1999) e 32 (ALEXANDER, 2000):

$$SNR_g = \frac{S}{\sigma_b} \quad (30)$$

$$SNR_k = 0,66 \frac{S}{\sigma_b} \quad (31)$$

$$SNR_a = 10 \log \frac{S^2}{\sigma_b^2} \quad [\text{dB}] \quad (32)$$

onde $0,66$ é um fator de correção, S é a média do sinal, calculada sobre os pixels pertencentes a uma janela localizada sobre uma região homogênea e clara da imagem (contendo tecidos), e σ_b o desvio padrão do ruído no *background*, calculado sobre os pixels pertencentes a uma janela localizada sobre uma região homogênea da imagem que não contenha sinal (região de fundo).

Ainda, o medidor de relação sinal ruído de pico, $PSNR$, equação 33, é utilizado por Ahn (1999) para a avaliação de um filtro para o aumento da relação sinal ruído de imagens de ressonância.

$$PSNR = 20 \log \frac{L}{\sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (y(i,j) - x(i,j))^2}} \quad [dB] \quad (33)$$

onde L é a faixa dinâmica dos pixels (255 para imagens de 8 bits em tons de cinza), $x(i,j)$ é a imagem original e $y(i,j)$ a imagem filtrada.

As imagens de erro também são utilizadas por Ahn (1999) como critério de avaliação do filtro proposto. Estas imagens são obtidas subtraindo-se a imagem original, sem ruído, da filtrada.

Já Soltanian-Zadeh (1993) utiliza a relação sinal ruído descrita pela equação 34 para a avaliação da qualidade de um tecido específico dentro da imagem:

$$SNR_d = \frac{E_{ROI}}{\sigma_{ROI}} \quad (34)$$

onde E_{ROI} e σ_{ROI} são, respectivamente, a média e o desvio padrão dos pixels pertencentes à região de interesse (ROI) sobre o tecido desejado.

A figura 16 mostra imagens sintetizadas de um *phantom* de ressonância com diferentes níveis de ruído, nas quais foram aplicados alguns destes medidores. A figura 16(a) é a imagem original. Na figura 16(b) a imagem original foi contaminada com ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma=7$ e, em 16(c), desvio padrão $\sigma=15$. Os quadrados brancos nas imagens delimitam as janelas utilizadas nos cálculos. Ambas possuem dimensões de 20x20 pixels. Sobre a janela s é calculada a média do sinal, e sobre a janela n o desvio padrão do ruído, utilizados nos índices SNR_k e SNR_a . O índice $PSNR$ é calculado globalmente sobre as imagens, considerando-se $y(i,j)$ como a imagem da figura 16(a) e $x(i,j)$ a imagem da figura 16(b) ou 16(c). Os valores destas medidas podem ser vistos na tabela 2.

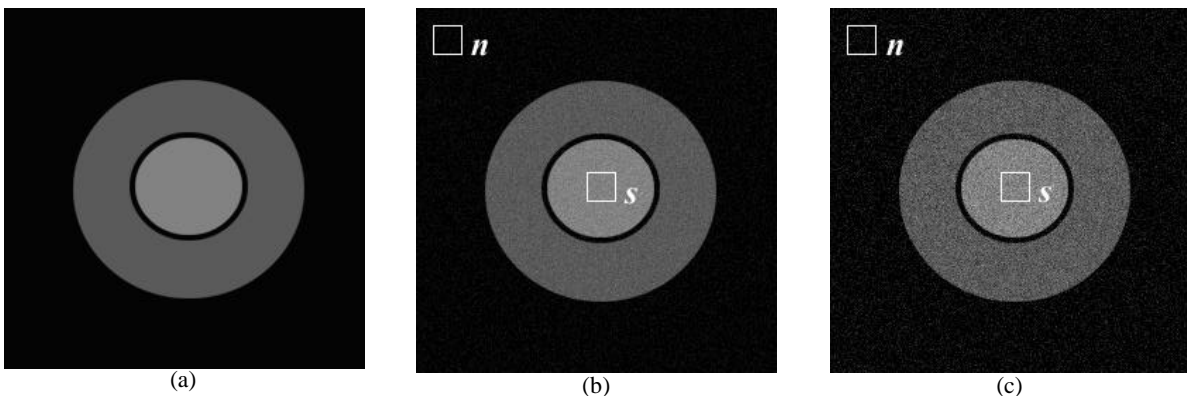


Figura 16 – Imagens sintetizadas de um *phantom* de ressonância magnética. Em (a) tem-se a imagem original. Em (b) a mesma imagem foi contaminada com ruído Gaussiano de desvio padrão $\sigma=7$, e em (c) $\sigma=15$. As janelas s e n delimitam as regiões utilizadas nos cálculos de SNR_g , SNR_k e SNR_a . O $PSNR$ é calculado globalmente sobre as imagens. A tabela 1 apresenta os valores destas medidas.

Tabela 2 – Valores das relações sinal ruído SNR_g , SNR_k , SNR_a e $PSNR$ para as imagens das figuras 16(b) e 16(c)

imagem	SNR_g	SNR_k	SNR_a [dB]	$PSNR$ [dB]
phantom da figura 1(b)	24	15	27	32,57
phantom da figura 1(c)	12	8	21	26,33

1.4.3. Índice de Similaridade Estrutural Média

Apesar de amplamente difundidas, as operações descritas pelas equações 24 a 34 demonstram não se correlacionarem bem com a medida de qualidade subjetiva, percebida pelo observador (WANG, 2004a; WANG, 2004b; ESKICIOGLU, 1995; DUNG, 1998; JIMENEZ, 2001; WANG, 2002a; WANG, 2002b; PITAS, 1990).

Assim, Wang (2004a) sugere uma nova filosofia de avaliação de qualidade de imagem. Segundo o autor, a informação que compõem uma imagem apresenta um alto nível de estruturação, já que os pixels exibem forte dependência entre si, especialmente quando situados próximos uns aos outros. Além disso, o sistema visual humano é altamente adaptado a extrair esta informação estrutural de um campo de visão. O novo medidor proposto, chamado de índice similaridade estrutural média, *MSSIM* (*mean structural similarity*), quantifica as variações estruturais entre a imagem de referência e a imagem a ser avaliada, servindo como uma medida da sua qualidade.

Para Wang (2004a, 2004b), a similaridade é definida como uma comparação entre os fatores luminância, contraste e estrutura das duas imagens. Assume-se que a luminância é uma função das médias dos pixels, o contraste uma função dos desvios padrão dos pixels e a estrutura uma função da correlação entre os pixels. Maiores detalhes podem ser encontrados em Wang (2004a, 2004b).

Para o cálculo do índice de similaridade estrutural entre uma imagem de referência $x(i,j)$ e uma imagem $y(i,j)$, primeiramente são calculados os valores das médias μ_x , μ_y , os desvios padrão σ_x , σ_y e a correlação ρ_{xy} , conforme as equações 35, 36 e 37. Estes cálculos são feitos dentro de uma janela local de 8x8 pixels, que varre a imagem inteira, pixel a pixel. A cada passo, um índice *SSIM*, definido pela equação 38 é obtido. Finalmente, o *MSSIM* é a média dos *SSIM* locais, conforme a equação 41.

$$\mu_x = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x(i,j) \quad , \quad \mu_y = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N y(i,j) \quad (35)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x(i,j) - \bar{x})^2}, \quad \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (y(i,j) - \bar{y})^2} \quad (36)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x(i,j) - \bar{x})(y(i,j) - \bar{y}) \quad (37)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\sigma_x \sigma_y + C_1)(2\mu_{xy} + C_2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_1)(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_2)} \quad (38)$$

onde C_1 e C_2 são as constantes definidas pelas equações 39 e 40, e atuam na eliminação de instabilidades quando os valores das variáveis for muito próximo de zero.

$$C_1 = (K_1 L)^2 \quad (39)$$

$$C_2 = (K_2 L)^2 \quad (40)$$

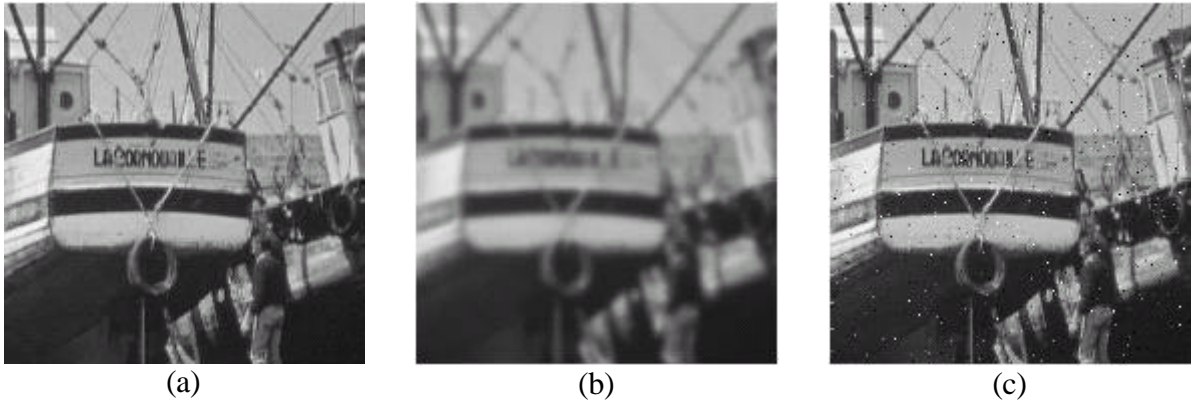
onde K_1 e K_2 são constantes, sendo $K_1 \ll 1$ e $K_2 \ll 1$. Os valores sugeridos para estas constantes são $K_1 = 0,01$ e $K_2 = 0,03$ e L é a faixa dinâmica dos pixels.

$$MSSIM = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N SSIM(x(i,j), y(i,j)) \quad (41)$$

Pode-se ainda, descrever as justificativas para a aplicação local do índice de similaridade estrutural. Primeiramente, as características estatísticas de uma imagem são geralmente não estacionárias no espaço. Além disso, as distorções na imagem também podem variar no espaço. Finalmente, sob distâncias de observação típicas, apenas uma região local da imagem pode ser percebida com alta resolução pelo sistema visual humano em um determinado instante de tempo.

Os $SSIM$ locais resultantes da comparação entre duas imagens podem ser mostrados em uma imagem, chamada de mapa $SSIM$, onde a magnitude dos pixels é proporcional ao valor do $SSIM$.

A figura 17 apresenta as medidas do MSE e do $MSSIM$ para duas imagens submetidas a diferentes tipos de distorção. Na figura 17(a) ilustra-se a imagem original. Na figura 17(b) a mesma imagem apresenta-se borrada, e em 17(c) contaminada com ruído impulsivo do tipo sal e pimenta. O MSE para ambas imagens degradadas é igual a 210, não refletindo a medida de qualidade subjetiva percebida pelo observador. Já o $MSSIM$ aproxima-se mais da medida de qualidade subjetiva. Para a imagem 17(b) o $MSSIM$ é igual 0,7052 e para a imagem 17(c) igual a 0,7748 (WANG, 2004a).



(a) (b) (c)

Figura 17 – Comparação dos medidores de qualidade MSE e MSSIM para imagens com diferentes tipos de distorção, ambas com $MSE=210$. (a) Imagem original. Para a imagem borrada, (b), tem-se $MSSIM=0.7052$. Já para a imagem contaminada por ruído sal e pimenta, (c), tem-se $MSSIM=0.7748$. Observa-se que o $MSSIM$ correlaciona-se melhor com a medida de qualidade subjetiva percebida pelo observador.

CAPÍTULO 2

RESSONÂNCIA MAGNÉTICA

2.1. PRINCÍPIO DA RESSONÂNCIA MAGNÉTICA NUCLEAR

Os termos imageamento por ressonância magnética, ressonância magnética nuclear (RMN), ou simplesmente ressonância magnética (RM) são aceitos para a designação deste processo.

A partir da física quântica demonstra-se que o núcleo atômico, devido aos momentos angular e magnético, na presença de um campo magnético estático B_0 , aplicado na direção z , para seguir os padrões adotados em RMN, adquire um movimento de precessão com frequência dada pela equação (42), denominada equação de Larmor, ou equação fundamental da RMN (BUSHBERG, 1994):

$$\omega_0 = \gamma B_0 \quad (42)$$

onde γ é a constante giromagnética, igual a $2,676 \times 10^8 \text{ S}^{-1} \text{ T}^{-1}$ para o átomo de hidrogênio.

Ainda, demonstra-se que, se aplicado um segundo campo oscilante B_1 , perpendicular a B_0 e com frequência igual a ω_0 , pode-se deslocar os spins nucleares de tal forma que passem a precessionar ao longo do plano xy . Este movimento de precessão induz um sinal elétrico, da ordem de alguns microvolts e frequência ω_0 (para o próton de hidrogênio e B_0 igual a $2,4 \text{ T}$, por exemplo, ω_0 é igual a 100 MHz), na bobina de imagem (RINCK, 1993).

Durante o processo de RMN são aplicados, além de B_1 e B_0 , três gradientes magnéticos, nas direções x , y e z em relação à amostra. O gradiente na direção z , denominado de gradiente de seleção da fatia, seleciona o plano tomográfico desejado, reduzindo o objeto a ser imageado de 3 para 2 dimensões. Os gradientes nas direções x e y , denominados de gradientes de codificação em frequência e codificação em fase, localizam os *spins* nucleares no plano xy . A figura 18 ilustra a aplicação dos gradientes e dos campos B_0 e B_1 para a obtenção a imagem. O efeito dos gradientes magnéticos é a produção de uma modulação em fase e frequência do sinal induzido pelos *spins* nucleares na bobina de imagem. O sinal de ressonância magnética é comumente chamado de *spin-echo* (SHUNG, 1992; BUSHBERG, 1994; WEBB, 1988). Na grande maioria das aplicações, este sinal provém dos átomos de hidrogênio contidos na amostra (WRIGHT, 1994).

Para a obtenção de uma imagem de m linhas por n colunas de resolução, m sinais *spin-echo* são coletados, sendo cada um deles amostrado n vezes por um conversor analógico/digital. Estes sinais são armazenados em uma matriz, denominada *k-space*, onde cada posição corresponde ao sinal de um elemento de volume, ou *voxel* da amostra (BUSHBERG, 1994; WEBB, 1988). O passo seguinte é a reconstrução da imagem.

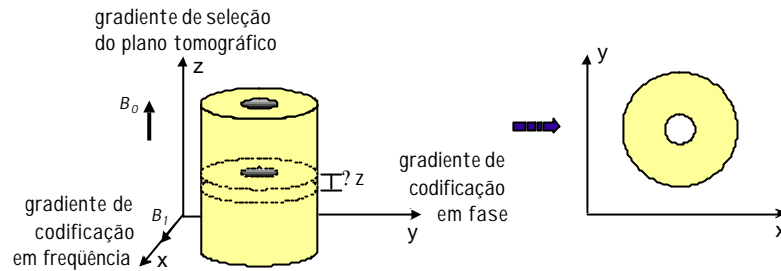


Figura 18 – Gradientes magnéticos de seleção da fatia, codificação em fase e frequência, utilizados na ressonância para a obtenção da imagem.

A figura 19 apresenta exemplos de equipamentos comerciais para imageamento por ressonância magnética, desenvolvidos pela Siemens.



Figura 19 – Exemplos de equipamentos comerciais de ressonância magnética para diagnóstico por imagem (Fonte: Siemens, 2002).

2.2. RECONSTRUÇÃO DA IMAGEM

Os dados no domínio do tempo da matriz *k-space*, compostos de parte real e imaginária, são submetidos a uma transformada de Fourier em duas dimensões (transformada das linhas, seguida pela transformada das colunas). A imagem de ressonância é a magnitude, ou o módulo do espectro de Fourier, dado pela equação 43.

$$M_k = \sqrt{R_k^2 + I_k^2} \quad (43)$$

onde M_k é a magnitude, ou intensidade do pixel k , R_k e I_k as partes real e imaginária do espectro.

A figura 20 apresenta os sinais de ressonância no domínio do tempo e a imagem reconstruída, para um experimento com um *phantom* de ressonância magnética em um sistema Bruker. Nesse experimento, 256 sinais *spin-echo* foram coletados, e cada um foi amostrado 256 vezes pelo conversor analógico/digital, resultando em uma imagem reconstruída de 256 linhas por 256 colunas de resolução. As figuras 20(a) e 20(b) mostram, respectivamente, as partes real e imaginária dos sinais *spin-echo* no domínio do tempo. A figura 20(c) apresenta o perfil da imagem 20(a) na linha escura, que corresponde a um único sinal *spin-echo*. Por fim, na figura 20(c) observa-se a imagem reconstruída (magnitude) (GAMBA, 1996). Na imagem de magnitude, pode-se dizer que a intensidade do pixel é função da densidade de *spins* do *voxel* correspondente (BUSHBERG, 1994).

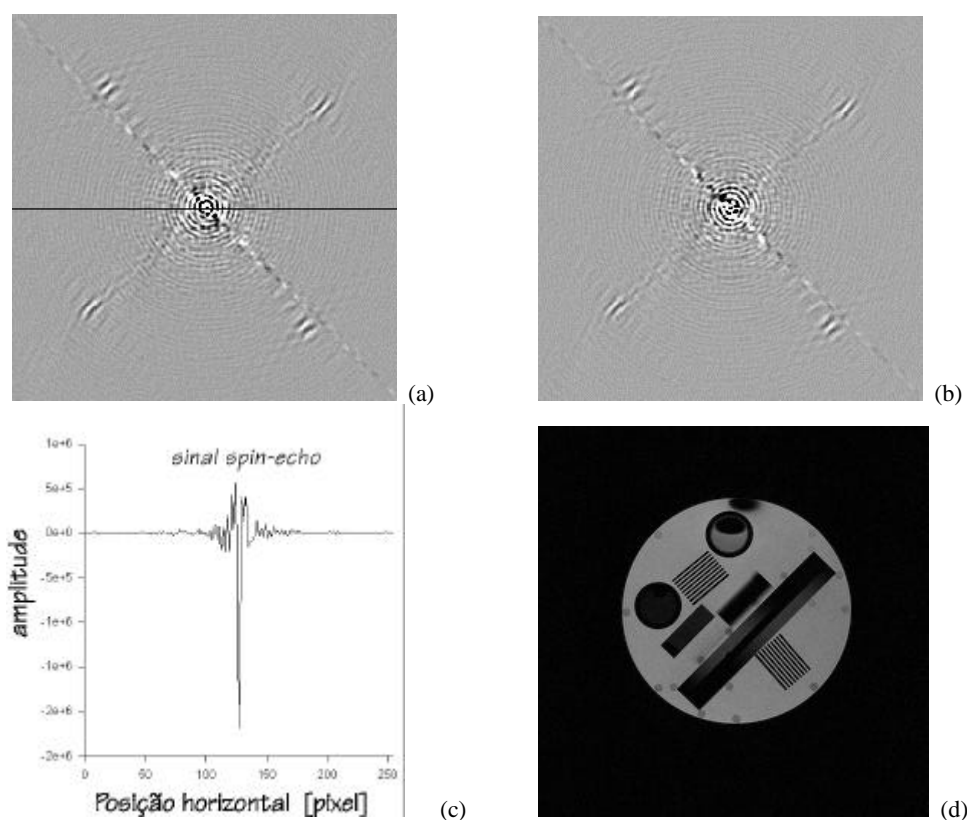


Figura 20 – Experimento de ressonância com um *phantom*, em um sistema Bruker. Foram coletados 256 sinais *spin-echo*, sendo que cada um foi amostrado 256 vezes, resultando em uma imagem de dimensões 256x256. (a) Sinal real no domínio do tempo. (b) Sinal imaginário no domínio do tempo. (c) Perfil do sinal real no domínio do tempo na linha escura. (d) Imagem reconstruída (imagem de magnitude).

2.3. RUÍDO EM RM

As principais fontes de ruído em ressonância magnética são o sistema eletrônico do equipamento e o próprio paciente. No caso do sistema eletrônico, devem-se basicamente aos ruídos causados pela resistência elétrica na bobina receptora ou bobina de imagem pelo pré-amplificador. Já as fontes de ruído do paciente devem-se essencialmente a tensões induzidas

nos tecidos pelos campos magnéticos variáveis no tempo. Estes ruídos são do tipo térmico, ou de Johnson, que podem ser caracterizados como ruídos brancos (MAKOVSKI, 1996; WRIGHT, 1997).

Assim, o ruído presente no sinal de RM é aditivo, com função densidade de probabilidade Gaussiana de média igual a zero e desvio padrão σ (SIJBERS, 1998; ZAROUBI, 2000; SIJBERS, 1999). Ainda a respeito as suas propriedades estatísticas, pode-se dizer que é estacionário e ergódico. Por estacionário, entende-se que seus parâmetros estatísticos não mudam em função do tempo, ou seja, são sempre os mesmos durante a aquisição de uma imagem. A ergodicidade implica que todas as informações estatísticas do ruído podem ser obtidas a partir de um elemento do conjunto, isto é, as estatísticas de uma imagem dentro um determinado experimento serão as mesmas de qualquer outra imagem dentro do mesmo experimento (MIX, 1969; PAPOULIS, 1991).

A maioria dos fatores que determina o ruído é intrínseco ao processo de ressonância magnética, e só podem ser reduzidos através de um cuidadoso projeto dos circuitos elétricos e da bobina, e também através de promediação do sinal, o que implica em um aumento do tempo de aquisição das imagens.

2.3.1. Relação Sinal-Ruído (SNR)

Considerando os parâmetros envolvidos em um processo de aquisição, a relação sinal ruído das imagens de ressonância depende principalmente das variáveis da equação (44):

$$SNR \propto B_0 \sqrt{\text{volume do voxel}} \sqrt{C} \sqrt{T_{aq}} \quad (44)$$

onde B_0 é o campo magnético externo, o *volume do voxel* reflete a resolução espacial, C é uma constante física, que depende dos tempos de relaxação e da densidade de prótons, e T_{aq} é o tempo total de aquisição.

A equação (44) descreve o compromisso entre a intensidade do campo, resolução, tempo de aquisição e a relação sinal ruído de uma imagem de ressonância. Observa-se que a SNR é penalizada quando o objetivo é a obtenção de imagens rápidas e/ou de alta resolução.

O procedimento mais comum para a obtenção de um ganho na relação sinal ruído é a aquisição de vários sinais *spin-echo*, fazendo-se em seguida a média entre eles (promediação). Este procedimento, no entanto, implica em um acréscimo no tempo total de aquisição (NOWAK, 1999; ALEXANDER, 2000; YANG, 1996; WRIGHT, 1997). Na prática o tempo de aquisição é limitado por fatores como conforto do paciente e limitações da máquina.

2.3.2 Ruído nas imagens de magnitude

Durante a aquisição, os sinais real e imaginário de RM são corrompidos por ruído do tipo Gaussiano. Após a transformada de Fourier, o ruído nestes sinais ainda é do tipo Gaussiano, devido às propriedades de linearidade e ortogonalidade da transformada. No entanto, a operação do cálculo da magnitude, conforme a equação (43), é uma operação não linear, o que altera a distribuição estatística do ruído. Pode-se demonstrar que o ruído presente nas imagens de magnitude possui distribuição de Rice, ou *Ricean*, (PAPOULIS, 1991; NOVAK, 1999; GREGG, 1998; WRIGHT, 1997; WU, 2003; SIJBERS, 1998), dada pela equação (45) (SIJBERS; 1999).

$$p(M_k | S) = \frac{M_k}{S^2} e^{-\frac{M_k^2 + S^2}{2S^2}} I_0\left(\frac{M_k S}{S^2}\right) \quad M_k > 0 \quad (45)$$

$$0 \quad M_k = 0$$

onde M_k é o valor do pixel medido na imagem de magnitude, S o sinal sem ruído, σ o desvio padrão da distribuição Gaussiana do ruído no domínio do tempo e I_0 a função modificada de Bessel de primeira ordem, conforme a equação (46) (CARLSON, 1975).

$$I_0(x) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} e^{x \cos \theta} d\theta \quad \text{com as propriedades} \quad I_0(x) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{x^{2n}}{2^{2n} n!^2} \quad I_0'(x) = I_1(x) \quad (46)$$

Segundo Gudbjartson (1995), para imagens com relação S/σ maior que 2, a distribuição *Rician* tende para uma Gaussiana, conforme ilustra a figura 21. As linhas verticais indicam as médias das distribuições. Ainda, em regiões de fundo da imagem, isto é, regiões que não contém sinal, o ruído tende para uma distribuição Rayleigh (NOWAK, 1999, WU, 2003, AHN, 1999), conforme a equação (47) (PAPOULIS, 1991).

$$p(M_k) = \frac{M_k}{S^2} e^{-\frac{M_k^2}{2S^2}} \quad M_k > 0 \quad (47)$$

$$0 \quad M_k = 0$$

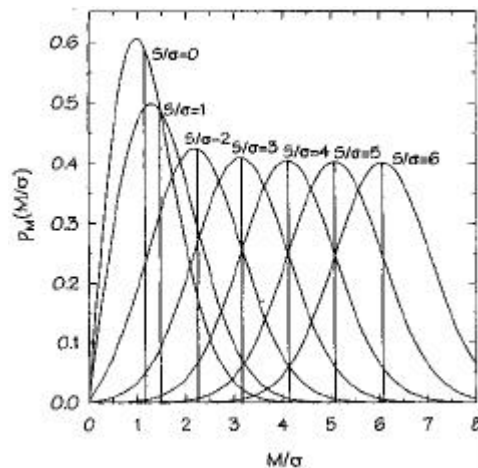


Figura 21 – Distribuição Rician para diferentes relações S/σ da imagem magnitude e as médias correspondentes (FONTE: Gamba, p. 157, 1996)

2.3.3. Estimativa do ruído em imagens de magnitude

Nos trabalhos com imagens de ressonância magnética, nota-se a opção pela interação do usuário para a estimativa do ruído (embora Gerig (1992) e Palubinskas (1996) sugiram métodos automáticos). A estimativa é feita a partir da seleção de uma região de fundo e homogênea da imagem, isto é, uma região escura, que não contenha sinal. Esta janela deve ser grande o suficiente para permitir uma medida significativa das estatísticas. Por outro lado, deve-se atentar para a não inclusão de regiões contendo gradientes de intensidade ou pequenas variações estruturais (GERIG, 1992).

Considerando que o ruído nas regiões de fundo da imagem de magnitude tem distribuição Rayleigh, Kaufman (1989), Gerig (1992), Palubinskas (1996) e Ahn (1999), sugerem a estimativa do desvio padrão σ_n do ruído a partir da equação:

$$\sigma_n = 1,526 \sigma_b \quad (48)$$

onde σ_b é o desvio padrão dos pixels na região de fundo selecionada.

Já Nowak (1999) e Sijbers (1998) utilizam os momentos estatísticos da distribuição Rician para a obtenção da equação (49), que é uma estimativa da variância σ_n^2 do ruído na imagem.

$$\sigma_n^2 = \frac{\langle M^2 \rangle}{2} \quad (49)$$

onde $\langle M^2 \rangle$ é a média dos quadrados dos pixels na região de fundo selecionada.

CAPÍTULO 3

METODOLOGIA

3.1. IMAGENS DE TESTE

Durante o desenvolvimento do algoritmo de filtragem, utilizaram-se para os testes imagens simuladas de RM e também imagens sintéticas e imagens reais de ressonância contaminadas artificialmente com ruído Gaussiano.

3.1.1 Imagens simuladas

As imagens simuladas são geradas computacionalmente, a partir de modelos matemáticos dos dados anatômicos, dos fenômenos físicos da ressonância magnética e das características do imageamento. Utilizou-se o simulador proposto por Collins *et. al.* (1998), disponível em www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb. Este simulador fornece planos tomográficos de um cérebro em corte transversal com resolução de 217 linhas x 181 colunas. O ruído Gaussiano do processo de RM pode ser controlado, em função da porcentagem adicionada aos sinais real e imaginário de ressonância. Em relação aos demais parâmetros da simulação, utilizaram-se as configurações padrão da ferramenta: protocolo de imageamento T1, *intensity non-uniformity* de 20% e fatias de 1 mm de espessura, o que fornece 181 planos tomográficos por simulação. A figura 1 mostra exemplos destas imagens. Em ambas o ruído adicionado foi de 10%. Na imagem da figura 22(a) observa-se a fatia número 40, e na imagem da figura 22(b) a fatia número 90 da mesma simulação.

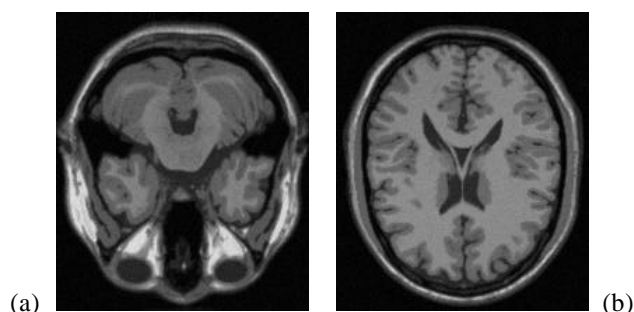


Figura 22 – Imagens de ressonância magnética do plano transversal de um cérebro, geradas pelo simulador proposto por Collins *et. al.* (1998). Ambas possuem ruído de 3% em relação ao sinal. Os demais parâmetros são os default do simulador: protocolo T1, *intensity non-uniformity* de 20% e fatias de 1 mm de espessura. Em (a) observa-se a fatia 40 e em (b) a fatia 90, das 181 geradas nesta simulação.

3.1.2. Programa para adição de ruído

Foi desenvolvido um programa para *Windows 98*, dedicado à adição de ruído controlado em uma imagem. O programa foi escrito em linguagem C++ orientada ao objeto, utilizando-se o compilador *Builder C++* versão 1.0, da *Borland*. A figura 23 ilustra seu ambiente. Na esquerda observa-se a imagem original de um *phantom* de ressonância, e na direita a mesma imagem contaminada com ruído do tipo Gaussiano de média zero e desvio padrão 10, e a janela para a configuração dos parâmetros deste tipo de ruído.

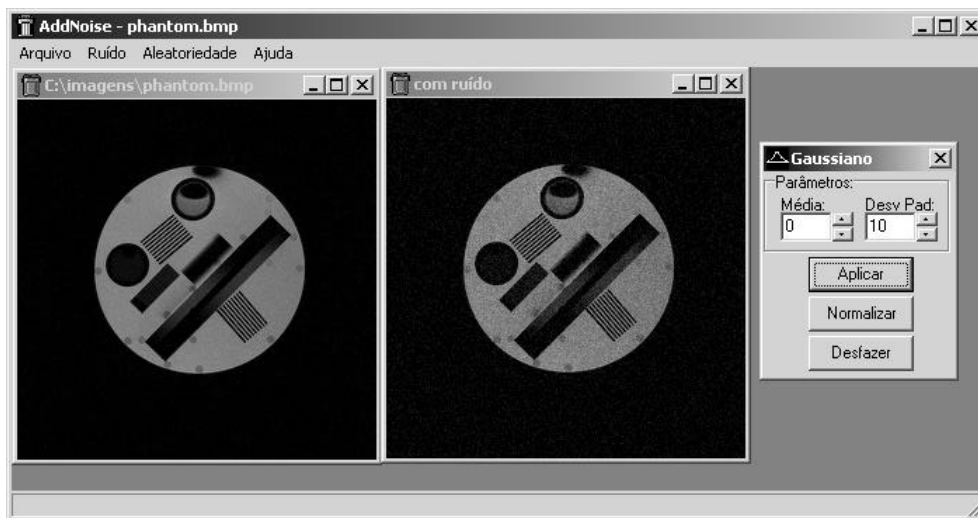


Figura 23 – Ambiente do programa para adição de ruído em uma imagem. À esquerda a imagem original, de um *phantom* de ressonância. À direita, imagem contaminada com ruído do tipo Gaussiano de média zero e desvio padrão igual a 10, e a janela para entrada dos parâmetros do ruído.

O programa possibilita a abertura de um arquivo do tipo *bitmap* de até 256 cores e a sua contaminação com ruídos do tipo Gaussiano, uniforme ou impulsivo (sal e pimenta). No caso da imagem selecionada ser um *bitmap* colorido, esta será convertida para tons de cinza antes de ser apresentada na tela. A imagem pode receber apenas um dos tipos de ruído, dois deles ou até mesmo os três, cada um com seus respectivos parâmetros de controle desejados. Posteriormente, a imagem corrompida pelo ruído pode então ser armazenada, também no formato *bitmap*.

São fornecidas as opções de aleatoriedade manual ou automática, as quais se referem à geração da “semente” utilizada pela função de números aleatórios (para uma mesma “semente” a seqüência de números aleatórios gerados é sempre a mesma). Quando na opção aleatoriedade automática, a “semente” é gerada automaticamente pela função de biblioteca `ran()`, inicializada por `randomize()` e modificada a cada aplicação de ruído. Já a opção aleatoriedade manual permite ao usuário a entrada da “semente”.

O processo de geração de ruído é baseado nas rotinas de produção de números aleatórios fornecidas por Press (1992). As rotinas utilizadas foram:

- *ran1.c*: é um gerador de números aleatórios do tipo *minimal standard*. Produz valores entre 0 e 1 com distribuição uniforme.
- *gasdev.c*: gera números aleatórios com distribuição Gaussiana de média 0 e desvio padrão 1 (normalizada).

O algoritmo para adição de ruído Gaussiano opera fazendo uma varredura de toda a imagem, somando a cada pixel um número aleatório de distribuição Gaussiana. O valor do ruído, n_p , adicionado a um pixel p da imagem é dado pela equação $n_p = n_n \sigma + \mu$, onde n_n é um número aleatório com distribuição Gaussiana normalizada, σ o desvio padrão solicitado e μ a média solicitada.

3.2. AMBIENTE MATLAB

O algoritmo para filtragem adaptativa de imagens de RM proposto foi desenvolvido em ambiente Matlab, versão 12.1. O Matlab, sigla para matrix laboratory, é um ambiente para computação técnica que incorpora facilidades para a geração e manipulação de dados em diferentes áreas, como por exemplo: processamento de sinais, controle, lógica fuzzy, redes neurais, comunicações, entre outros. Para cada uma destas diferentes aplicações, um conjunto de funções, chamadas de M-files, é fornecido. Cada grupo de funções especializadas é denominado toolbox. Neste trabalho, o toolbox mais explorado foi o de processamento de imagem, na versão 3.1. A figura 24 ilustra a interface visual do Matlab e duas janelas do tipo figure, utilizadas pelo programa para mostrar na tela imagens e gráficos. Os componentes do ambiente são o Workspace, onde podem-se visualizar as variáveis em uso, o Current Directory, que mostra o conteúdo do diretório de trabalho e a Command Window, que interpreta as linhas de comando.



Figura 24 – Ambiente do Matlab, e duas janelas do tipo figure, mostrando uma imagem e seu respectivo histograma.

3.3. FILTRO ADAPTATIVO PARA IMAGENS DE RM

O algoritmo utiliza um detector de bordas baseado nos desvios padrões locais da imagem, o *kernel* do filtro *Adaptive Window Edge Detection* (AWED), o filtro *Minimal Mean Square Error* (MMSE) e o filtro da média (PITAS, 1990; MYLER, 1993; AHN, 1999). As operações são feitas no domínio espacial, utilizando uma máscara de varredura de dimensões dinâmicas que vão de 3x3 a 7x7.

O diagrama em blocos da figura 25 apresenta as etapas de processamento do filtro proposto. Primeiramente, o usuário deve efetuar a seleção de uma região de fundo da imagem, informando as coordenadas dos cantos superior esquerdo e inferior direito da região de interesse (ROI). Esta é a única etapa que requer a intervenção do usuário. Posteriormente, os pixels da região selecionada são utilizados na estimativa do desvio padrão do ruído na imagem. Este valor é utilizado no processo de detecção das bordas, ou descontinuidades presentes. A localização das bordas é a base para a construção de um mapa que estabelece as dimensões das máscaras e o tipo de filtro que será utilizado em cada região da imagem. Por fim, é efetivamente realizada a filtragem. Nas regiões contendo bordas utiliza-se o filtro MMSE. Próximo às bordas é utilizado o filtro da média 3x3, e à medida em que ocorre o afastamento afastamento das bordas, utilizam-se os filtros da média 5x5 e 7x7. Assim, as áreas da imagem que contém descontinuidades, isto é, informações estruturais, são filtradas

com pouca intensidade, e portanto preservadas. Já nas regiões homogêneas a filtragem é mais intensa, uma vez que não contém detalhes estruturais. Estas características de adaptatividade perante as particularidades da imagem conferem ao filtro desenvolvido bons resultados em termos de preservação dos detalhes e suavização do ruído.



Figura 25 – Diagrama em blocos do algoritmo de filtragem adaptativa proposto

3.3.1. Seleção da Região de Fundo (ROI)

Em geral, as imagens de ressonância magnética possuem regiões de fundo bem definidas, próximas às fronteiras. Estas regiões caracterizam-se por não possuírem sinal de ressonância, já que correspondem às áreas em que não havia tecidos durante o processo de imageamento, mas apenas ar. Estruturalmente, apresentam-se como áreas homogêneas, e as mais escuras da imagem.

Por não conterem sinal, todas as flutuações nos tons de cinza destas regiões devem-se ao ruído. Assim, com o objetivo de estimar a magnitude do ruído na imagem, uma amostra dessas regiões, denominada ROI (*region of interest*) é selecionada, compreendendo a primeira etapa do algoritmo.

O processo de seleção é feito pelo usuário, fornecendo para uma função desenvolvida as coordenadas x_p e y_p (x_p, y_p) do canto superior esquerdo e do canto inferior direito da região, obtidas com o auxílio da função *pixval* do Matlab. A saída da função é a própria imagem de entrada, contendo o contorno em branco da região quadrada ou retangular estabelecida. É importante destacar que esta área deve ser homogênea, não contendo estruturas ou pequenos detalhes da imagem. Esta é a única etapa do algoritmo que requer a intervenção do usuário.

A figura 26 apresenta um exemplo do processo interativo de seleção da região de fundo. Na figura 26(a) observa-se a imagem de entrada, em uma *figure* do Matlab. A barra inferior é obtida através da função *pixval* do Matlab, e indica as coordenadas do cursor do *mouse* sobre a imagem, além do valor do pixel. Com as coordenadas colhidas nesta observação, pode-se utilizar a função desenvolvida, que desenha um contorno branco para a região. Isto permite a visualização clara dos seus limites, e com isso a confirmação da não inclusão de detalhes estruturais. Na figura 26(b), as coordenadas estabelecidas para o canto superior esquerdo da região foram (15,20), e do canto inferior esquerdo, (31,41), resultando em uma ROI de 300 pixels (ver item 1.2.3).

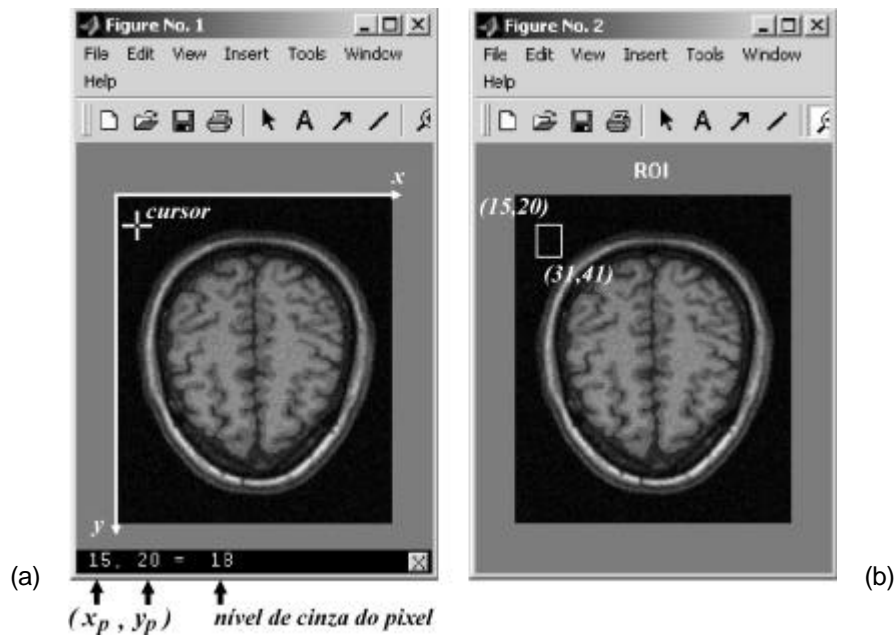


Figura 26 – Processo de seleção da região de fundo. (a) As coordenadas do canto superior esquerdo e inferior direito da região são colhidas em uma *figure* do Matlab, com o auxílio da função *pixval*. (b) Esta coordenadas são passadas para a função desenvolvida, que desenha um contorno branco em torno da região estabelecida. Neste exemplo, as coordenadas do canto superior esquerdo são (15,20) e do canto inferior direito (31,41).

3.3.2. Estimativa do desvio padrão do ruído

Após a seleção da região de fundo pelo usuário, é realizada a estimativa do desvio padrão do ruído da imagem. Primeiramente, calcula-se exclusivamente o desvio padrão da janela selecionada, sendo:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x(i,j) - \bar{x})^2} \quad (50)$$

onde m é o número de linhas e n o número de colunas da janela (mn , portanto, é o número total de pixels da janela) e $x(i,j)$ cada um dos pixels, considerando apenas aqueles internos ao contorno, isto é, não são considerados nos cálculos os pixels pertencentes às linhas do contorno em branco. \bar{x} é a média aritmética dos pixels da janela, assim:

$$\bar{x} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x(i,j) \quad (51)$$

Computacionalmente, estes cálculos são realizados utilizando-se laços *for* encadeados para linhas e colunas, efetuando-se assim uma varredura da esquerda para a direita e de cima para baixo dos pixels da região em questão.

A partir de σ , que para uma região de fundo é simbolizado por σ_b , é estimado o desvio padrão σ_n do ruído da imagem de ressonância, isto é, das regiões contendo sinal, conforme descrito por Kaufman (1989), Gerig (1992), Palubinskas (1996) e Ahn (1999):

$$\hat{\sigma}_n \approx 1,526 \hat{\sigma}_b \quad (52)$$

Testes da consistência da estimativa de $\hat{\sigma}_n$ foram realizados para janelas de seleção de fundo de dimensões e localização aleatórias. As figuras 27(a) até (f) apresentam regiões de diferentes tamanhos e em diferentes pontos do fundo do mesmo plano tomográfico de uma simulação com 7% de ruído. A menor quantidade de pixels tomados como amostra é de 100, e ocorre na janela da figura 27(a). Estabeleceu-se um número crescente de pixels amostrados, atingindo o máximo de 600, na janela da figura 27(f). A janela da figura 27(g) contém 169 pixels e está situada sobre uma região homogênea, contendo sinal. Para a certificação da homogeneidade desta região, foi observada a imagem original, sem ruído, mostrada na figura 27(h). Considerou-se como desvio padrão real do ruído desta imagem, o calculado a partir da equação (50) sobre a janela da figura 27(g). O valor encontrado foi $\hat{\sigma}_s=9,10$, e vale como referência para a comparação com os valores estimados, $\hat{\sigma}_n$, apresentados na tabela 3.

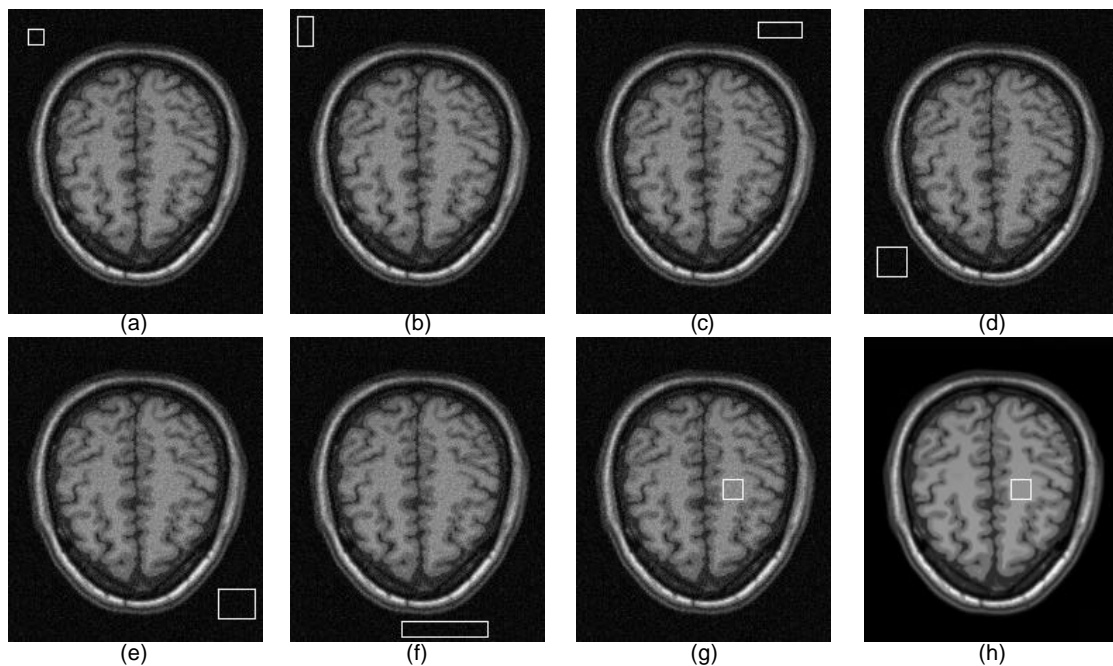


Figura 27 – Imagens utilizadas nos testes de consistência da estimativa do desvio padrão do ruído, utilizando uma imagem de ressonância simulada. (a) a (f): seleção de diferentes regiões de fundo, de diferentes dimensões. (g): região homogênea contendo sinal, levantada com base na imagem original, sem ruído, (h). Assumiu-se como o desvio padrão real do ruído o calculado sobre a janela da imagem (g). Os valores considerado real e estimados podem ser observados na tabela 1.

Tabela 3 – Estimativas em diferentes regiões de fundo do desvio padrão σ_n do ruído da imagem de ressonância (simulada) da figura 5. m_n é o número de pixels da janela. Os erros são em relação ao desvio padrão real do ruído, σ_s .

imagem	σ_s	m_n	σ_n	Erro* (%)
fig. 5(a)	9,10	100	9,21	1,2
fig. 5(b)	9,10	200	8,70	4,4
fig. 5(c)	9,10	300	8,80	3,3
fig. 5(d)	9,10	400	9,43	3,6
fig. 5(e)	9,10	500	9,50	4,4
fig. 5(f)	9,10	600	8,85	2,7

$$* \text{ Erro} = ((\sigma_n - \sigma_s) / \sigma_s) \cdot 100$$

Os dados da tabela 3 demonstraram que regiões de fundo homogêneas com um número de pixels em torno de 100 ou mais, fornecem resultados consistentes na estimativa do desvio padrão do ruído de uma imagem de ressonância. Além disso, devido à característica de distribuição estacionária do ruído na imagem, a localização da região não interfere na estimativa, desde que esta seja homogênea. Deve-se destacar que estes testes assumem que o comportamento do ruído nas imagens de RM simuladas é similar ao do ruído nas imagens reais de RM.

Foram realizadas, ainda, observações dos resultados da estimativa do desvio padrão do ruído em imagens de ressonância com ruído Gaussiano de média zero adicionado artificialmente. A figura 28 ilustra a adição de diferentes níveis de ruído a uma imagem de um *phantom* de ressonância magnética. Nas figuras 28(a) até (e) observam-se níveis de ruído crescentes adicionados à imagem. As janelas em branco foram utilizadas para a estimativa do desvio padrão do ruído, σ_n , e as janelas em preto para o cálculo do desvio padrão considerado real, σ_s , que neste caso será equivalente ao desvio padrão do ruído Gaussiano adicionado. Em 28(f) é apresentada a imagem original, e a janela homogênea de 400 pixels sobre o sinal. A tabela 4 apresenta os valores obtidos.

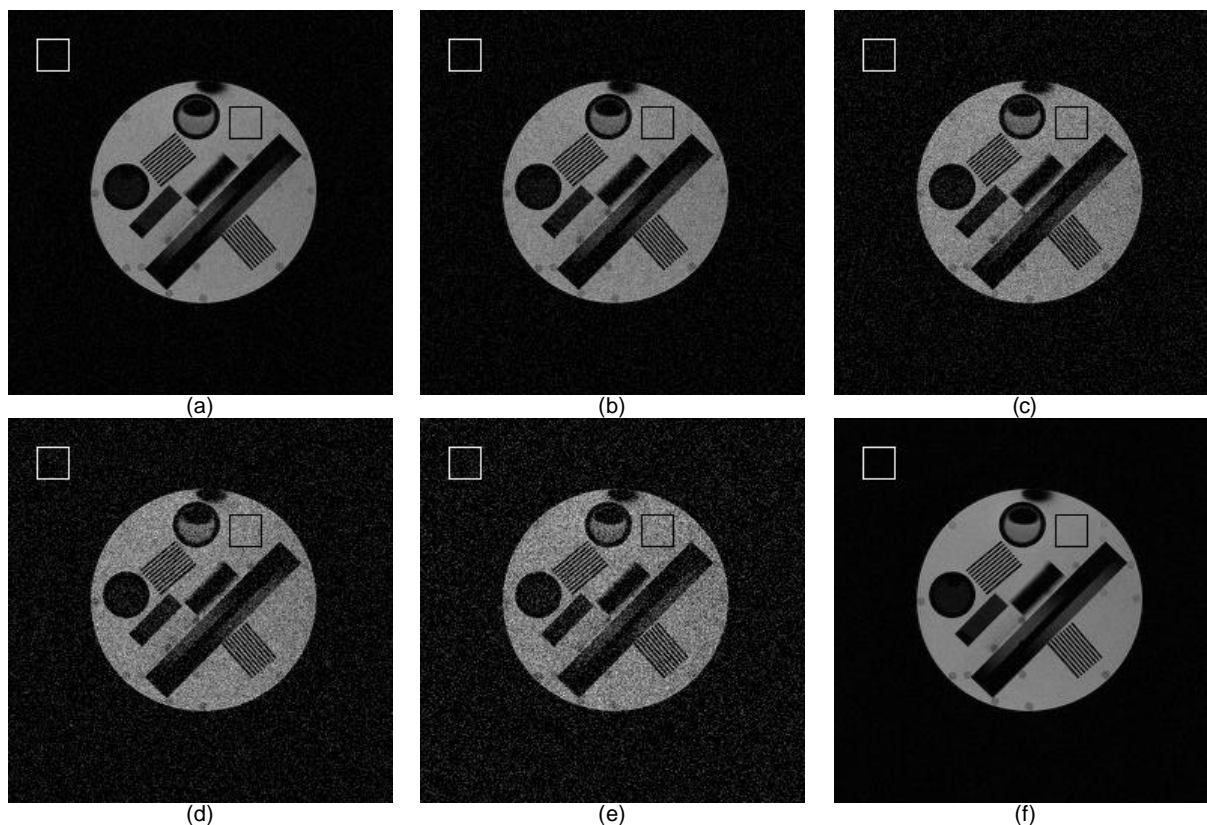


Figura 28 – Estimativa do desvio padrão do ruído em imagens de RM com ruído Gaussianado adicionado artificialmente. (a) a (e): Imagem de um phantom de RM com diferentes intensidades de ruído Gaussianado de média zero adicionado artificialmente. As janelas em branco foram utilizadas para a estimativa do ruído na imagem, e as janelas em preto para a estimativa do ruído considerado real. (f) Imagem original, para a observação da região de sinal homogênea. Os valores obtidos são mostrados na tabela 2.

Tabela 4 – Estimativas dos desvios padrão σ_n do ruído das imagens de RM com ruído Gaussianado de média zero e desvio padrão σ_G , adicionado artificialmente. m é o número de pixels da janela. Os erros são em relação ao desvio padrão real do ruído, σ_s . Dados extraídos das imagens da figura 6.

imagem	σ_G	σ_s	m	σ_n	Erro* (%)
fig. 6(a)	5,00	6,52	400	6,78	3,9
fig. 6(b)	10,00	11,15	400	11,28	1,2
fig. 6(c)	15,00	16,43	400	15,65	4,7
fig. 6(d)	20,00	20,26	400	20,81	2,7
fig. 6(e)	25,00	24,86	400	25,47	2,5

$$* \text{ Erro} = ((\sigma_n - \sigma_s) / \sigma_s) \cdot 100$$

Os dados colhidos na tabela 4 indicam que o método para a estimativa do desvio padrão do ruído pode ser utilizado em imagens de RM com ruído Gaussianado adicionado artificialmente. Os testes foram realizados para ruído de média zero e desvio padrão na faixa de 5 até 25.

3.3.3. Detecção de bordas

Diferentes processos para a detecção de bordas foram ensaiados, como os operadores Sobel e Prewitt. Esses operadores espaciais fornecem imagens nas quais os níveis de cinza são proporcionais aos gradientes da imagem, o que reflete as intensidades das bordas. Estas imagens devem ser binarizadas em um limiar específico, difícil de ser definido automaticamente, principalmente devido à alta susceptibilidade desses operadores ao ruído, e por essa razão também não se mostraram adequados.

O método utilizado foi o sugerido por Pitas (1990) e adaptado por Ahn (1999). Consiste em uma máscara 3x3 que varre a imagem pixel a pixel, comparando o desvio padrão local com um valor de limiar T . Ahn (1999) estabelece como limiar:

$$T = R\sigma_n \quad (53)$$

onde σ_n é o desvio padrão estimado do ruído na imagem e R uma constante de ajuste, podendo ser qualquer valor entre 1,2 e 1,6, inclusive.

Se o desvio padrão calculado na janela for maior ou igual ao limiar T , assume-se que o pixel central da janela pertence a uma borda, caso contrário, pertence a uma região uniforme, ou homogênea. O resultado deste algoritmo é armazenado em uma nova matriz imagem de 8 bits, na qual os pixels correspondentes às bordas recebem valor 0 (preto) e os demais valor 255 (branco). Assim, a imagem de saída $e(i,j)$ do detector de bordas é:

$$e(i, j) = \begin{cases} 0 & , \sigma_{3 \times 3} \geq T \\ 255 & , \text{caso contrário} \end{cases} \quad (54)$$

onde $\sigma_{3 \times 3}$ é o desvio padrão da janela 3x3 com centro em (i,j) e T é o limiar, conforme a equação (53).

A figura 29 ilustra a aplicação do detector de bordas com $R = 1,4$, em imagens de RM simuladas, com diferentes níveis de ruído. Observa-se, da esquerda para a direita, as imagens de entrada, as respectivas saídas do detector e as sobreposições da saída do detector invertida sobre a imagem original. A imagem original em 29(a) possui ruído de 3%, em 29(b) o ruído é de 9%, e em 29(c) o ruído é de 11%.

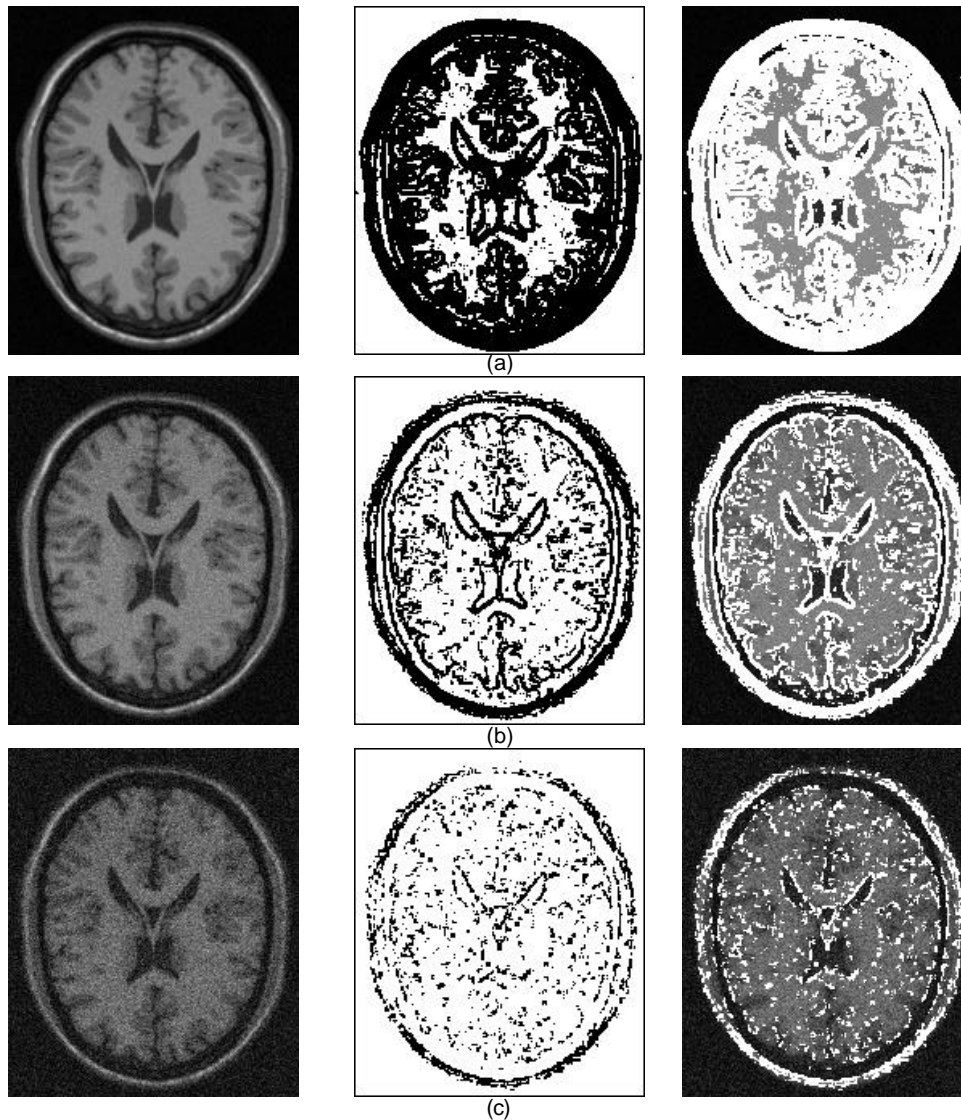


Figura 29 – Aplicação do detector de bordas com $R=1,4$ em imagens de RM simuladas. Da esquerda para a direita: imagem de entrada, saída do detector e sobreposição da saída do detector invertida sobre a imagem original. (a): imagem original com ruído 3%. (b): imagem original com ruído 9%. (c): imagem original com ruído 11%.

Observa-se que, para imagens bastante corrompidas, a detecção das bordas é comprometida pelo alto nível de ruído, resultando na não detecção de algumas delas, e/ou no aparecimento de falsas bordas.

3.3.4. Mapa de dimensões das máscaras

O objetivo desta etapa do algoritmo é a determinação das dimensões das janelas a serem utilizadas na etapa efetiva de filtragem. O diagrama em blocos da figura 30 ilustra os passos para sua obtenção. O mapa $m(i,j)$ é gerado a partir da imagem de saída do detector de bordas, $e(i,j)$, na qual os pixels de valor 0 correspondem aos pontos da imagem original que contém borda, e os pixels de valor 255 correspondem às regiões homogêneas.

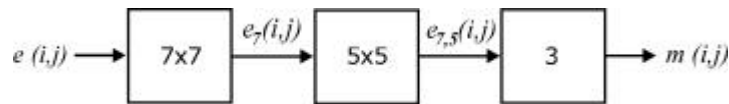


Figura 30 – Diagrama em blocos da etapa de geração do mapa de dimensões das máscaras.

De acordo com o diagrama em blocos da figura 30, $e(i,j)$ é varrida pixel a pixel, primeiramente por uma máscara 7×7 . Se dentro da máscara não houver nenhum pixel pertencente à borda, atribui-se ao elemento central da máscara o valor 7, isto é, $e(i,j) = 7$. Caso contrário, nenhuma atribuição é feita. Este procedimento gera a imagem $e_7(i,j)$, contendo pixels de valor 7, 255 e 0. Em seguida, a imagem $e_7(i,j)$ é varrida por uma máscara 5×5 . Se o pixel central $e_7(i,j)$ for diferente de 7 e dentro da máscara não houver nenhum pixel pertencente à borda, faz-se $e_7(i,j) = 5$. Caso contrário, nenhuma atribuição é feita. Este procedimento gera a imagem $e_{7,5}(i,j)$, contendo pixels de valor 7, 5, 255 e 0. Por fim, $e_{7,5}(i,j)$ é varrida pixel a pixel, fazendo-se $e_{7,5}(i,j) = 3$ para os pixels que não receberam valor 7 ou valor 5 e não pertencem às bordas (estes são todos os pixels de valor 255 de $e_{7,5}(i,j)$). A imagem de saída é o mapa de dimensões das máscaras, $m(i,j)$. As operações para obtenção das matrizes $e_7(i,j)$, $e_{7,5}(i,j)$ e $m(i,j)$ podem ser expressas da seguinte forma:

$$e_7(i,j) = 7 \quad \text{se todo } e(k,l)_{M_{7 \times 7}} = 0 \quad (55)$$

$$e_{7,5}(i,j) = 5 \quad \text{se } e_7(i,j) \neq 7 \text{ e todo } e_7(k,l)_{M_{5 \times 5}} = 0 \quad (56)$$

$$m(i,j) = 3 \quad \text{se todo } e_{7,5}(i,j) = 255 \quad (57)$$

onde $g(k,l)_{M_{d \times d}}$ são os pixels da máscara de dimensões $d \times d$ com centro em (i,j) , sobre a imagem $g(i,j)$.

No mapa, os valores numéricos 7, 5 e 3 correspondem aos pixels da imagem original que serão processados com o filtro da média 7×7 , 5×5 e 3×3 , respectivamente. Já os pixels com valor 0 correspondem às bordas da imagem original, que nesses pontos será processada com o filtro MMSE.

A figura 31 ilustra um detalhe de uma imagem de saída do detector de bordas, $e(i,j)$, e os resultados de cada etapa da obtenção do mapa $m(i,j)$. Os números nas imagens são os valores dos pixels. Primeiramente a imagem é varrida pixel a pixel por uma máscara 7×7 , originando a imagem $e_7(i,j)$. A partir dela, o processamento com a máscara 5×5 devolve a imagem $e_{7,5}(i,j)$. Por fim, marca-se os pixels restantes com o valor 3 e obtém-se o mapa $m(i,j)$.

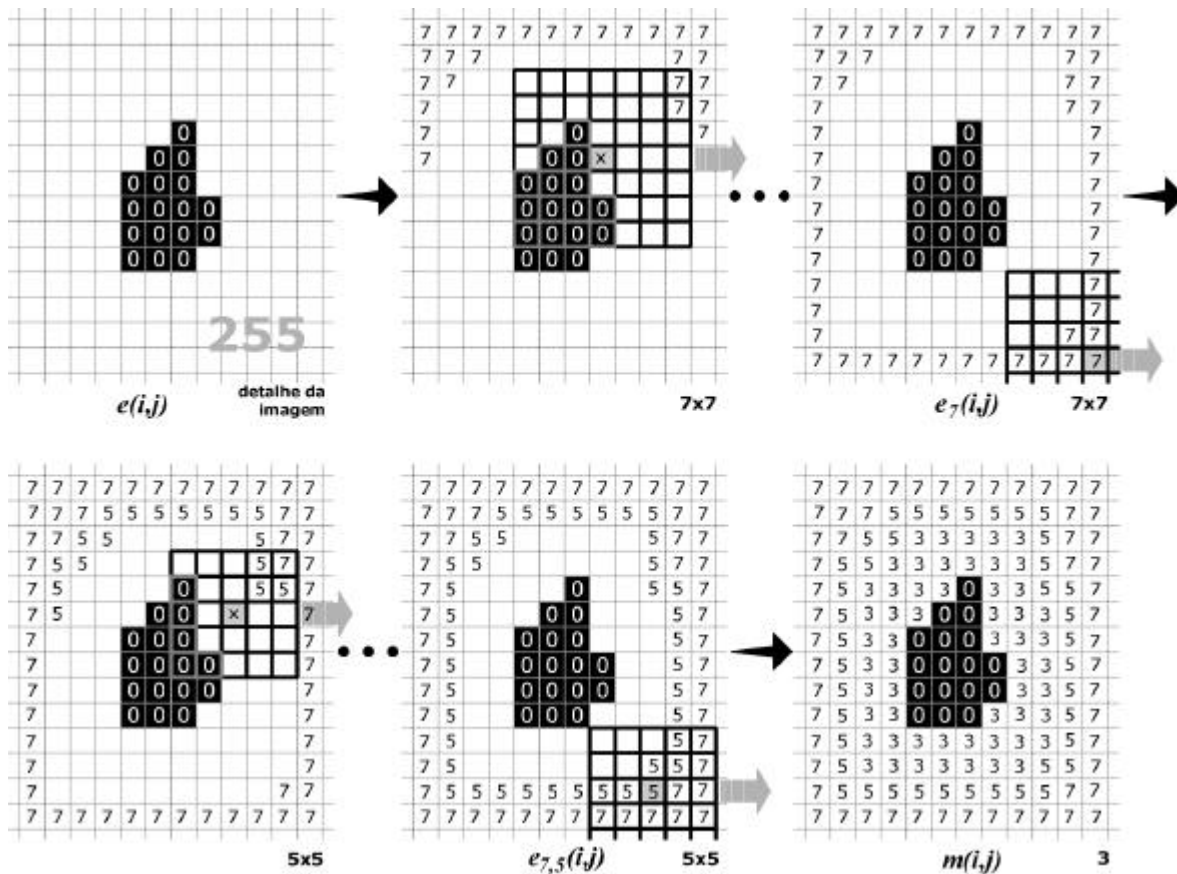


Figura 31 – Algoritmo de obtenção do mapa de dimensões das máscaras operando sobre uma pequena região da imagem $e(i,j)$. Primeiramente é obtida a imagem $e_7(i,j)$, utilizando-se uma máscara 7×7 . Em seguida, obtêm-se a imagem $e_{7,5}(i,j)$ utilizando-se uma máscara 5×5 , e por fim o mapa $m(i,j)$.

Na figura 32, à esquerda, é mostrada uma imagem de entrada $f(i,j)$ de um plano tomográfico simulado com 3% de ruído, e logo abaixo a ampliação de uma descontinuidade, ou detalhe presente na imagem. Ao lado, observa-se a saída invertida do detector de bordas, com $R=1,6$, sobreposta à imagem de entrada, $e(i,j)+f(i,j)$, permitindo a visualização exata da ação do detector de bordas. Em seguida, é mostrada a saída do detector de bordas, $e(i,j)$, a partir da qual é obtido o mapa de dimensões das máscaras, $m(i,j)$. Para aumentar o contraste, e permitir a visualização, a imagem $m(i,j)$ foi amplificada, multiplicando-se cada pixel por 36. Os números 0, 3, 5 e 7 no detalhe, são os valores numéricos dos pixels do mapa, sem amplificação.

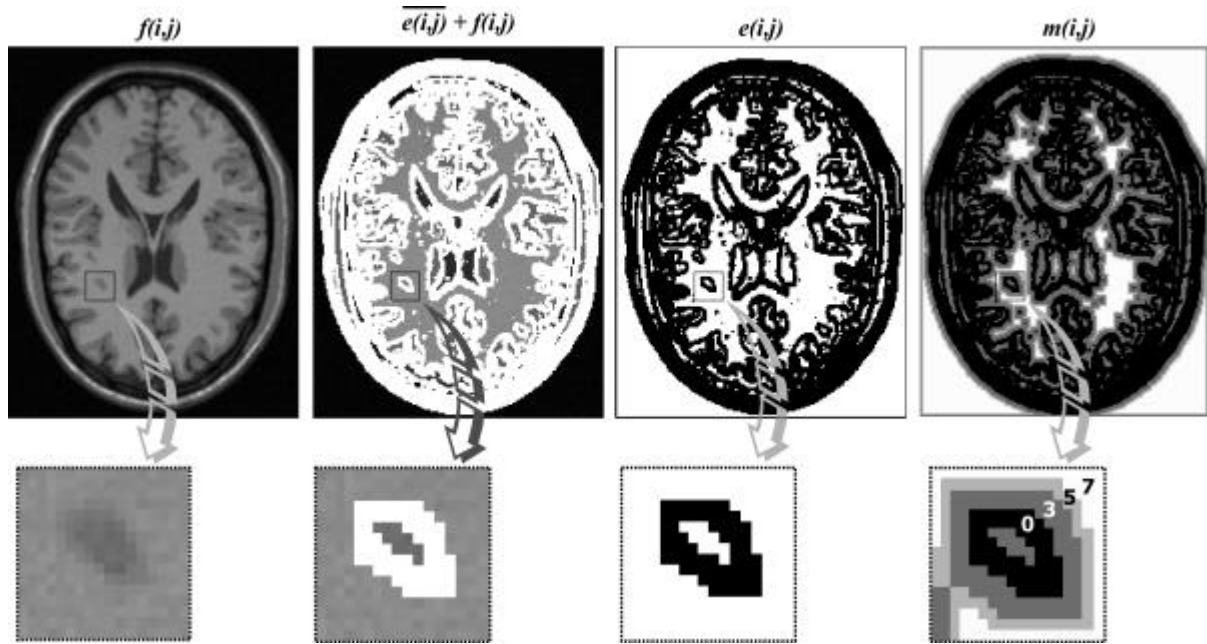


Figura 32 – Resultado do algoritmo para obtenção do mapa $m(i,j)$. $f(i,j)$: Imagem de entrada de um plano tomográfico com 3% de ruído e ampliação de um detalhe. $e(i,j)+f(i,j)$: saída invertida do detector de bordas, sobreposto à imagem $f(i,j)$ e a respectiva ampliação do detalhe, onde observa-se a ação do detector. $e(i,j)$: saída do detector de bordas com $R=1,6$ a partir da qual obteve-se o mapa $m(i,j)$. Cada pixel de $m(i,j)$ foi multiplicado por 36, para possibilitar a visualização. No detalhe ampliado, os números correspondem aos valores numéricos dos pixels de $m(i,j)$, sem amplificação.

3.3.5. Filtragem

Conforme mencionado anteriormente, a etapa efetiva de filtragem é realizada com base no mapa de dimensões das máscaras, $m(i,j)$. Para cada pixel da imagem de entrada $f(i,j)$ a ser suavizada, primeiramente é consultado o mapa $m(i,j)$, de onde é extraído o tipo de filtro a ser utilizado. Assim, a imagem filtrada $\hat{f}(i,j)$ é:

$$\hat{f}(i,j) = \begin{cases} n_7(i,j) & ,m(i,j) \geq 7 \\ n_5(i,j) & ,m(i,j) \geq 5 \\ n_3(i,j) & ,m(i,j) \geq 3 \\ mmse(i,j) & ,m(i,j) \geq 0 \end{cases} \quad (58)$$

onde $n_7(i,j)$, $n_5(i,j)$ e $n_3(i,j)$ são as saídas dos filtros da média 7×7 , 5×5 e 3×3 , respectivamente, e $mmse(i,j)$ é a saída do filtro MMSE. $m(i,j)$ é o mapa de dimensões das máscaras.

O filtro da média $Z \times Z$, denominado $n_z(i,j)$, pode ser calculado fazendo-se a média aritmética dos pixels internos à máscara:

$$n_z(i,j) = \frac{1}{N} \sum_{(k,l) \in M} f(k,l) \quad (59)$$

onde N é o número total de pixels da máscara M , e $f(k,l)$ é cada um dos pixels pertencentes à máscara.

Assim, considerando o centro da máscara nas coordenadas $f(0,0)$, as saídas dos filtros da média 7x7, 5x5 e 3x3 são, respectivamente:

$$n_7(i, j) = \frac{1}{49} \sum_{k=i-3}^{i+3} \sum_{l=j-3}^{j+3} f(k, l) \quad (60)$$

$$n_5(i, j) = \frac{1}{25} \sum_{k=i-2}^{i+2} \sum_{l=j-2}^{j+2} f(k, l) \quad (61)$$

$$n_3(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} f(k, l) \quad (62)$$

O filtro MMSE é utilizado nas regiões de bordas e detalhes, por apresentar boas características de preservação destas discontinuidades. É aplicado em uma janela local 3x3, e a equação de saída para uma imagem de entrada $f(i, j)$ é:

$$mmse(i, j) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_l^2}} f(i, j) + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_l^2} n_3(i, j) \quad (63)$$

onde σ_n^2 é a variância do ruído da imagem (constante), σ_l^2 é a variância local da janela 3x3 e $n_3(i, j)$ a média local da janela 3x3.

A figura 33 demonstra o processo de filtragem para uma imagem de entrada $f(i, j)$ simulada, com 9% de ruído, utilizando-se $R=1,4$. A janela no canto superior esquerdo da imagem de entrada é a região de fundo selecionada pelo usuário, para a estimativa do ruído. O tipo de filtro a ser aplicado em cada pixel da imagem de entrada é extraído do mapa de dimensões das janelas, $m(i, j)$. O resultado é a imagem $\hat{f}(i, j)$, na qual as regiões contendo discontinuidades são filtradas com o MMSE, e as regiões homogêneas com os filtros da média 7x7, 5x5 e 3x3. As imagens na parte inferior são as ampliações de uma mesma região da imagem, nas quais observa-se com detalhes o processo de filtragem.

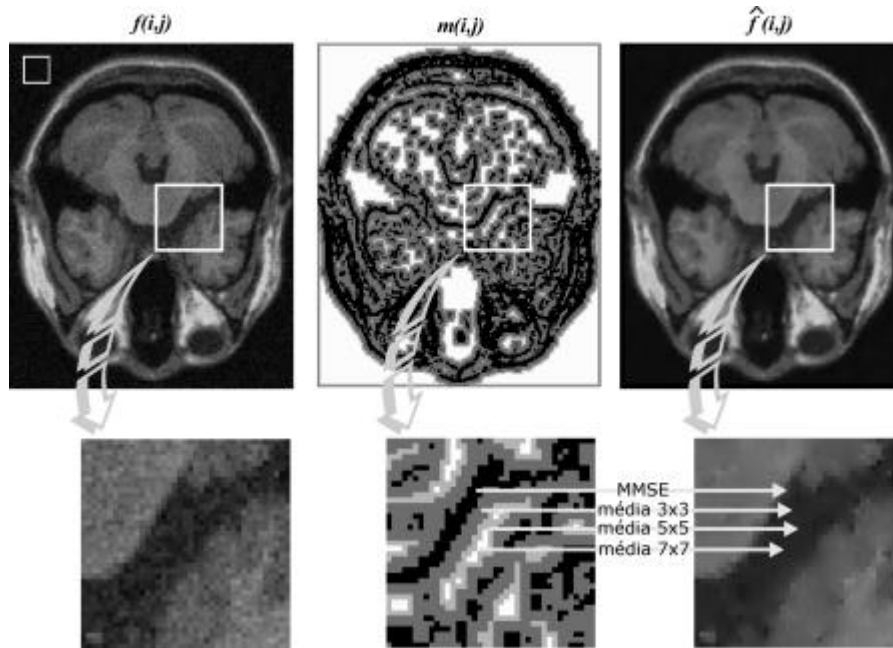


Figura 33 – Aplicação do processo de filtragem para uma imagem $f(i,j)$ de ressonância simulada com 9% de ruído, utilizando $R=1,4$. São mostrados o mapa de dimensões das máscaras, $m(i,j)$ e a saída do filtro, $\hat{f}(i,j)$. As ampliações de uma área da imagem na parte inferior permitem a visualização detalhada do processo de filtragem.

3.3.6. Constante R

Testes foram realizados para a observação do desempenho do algoritmo proposto em função da constante R da equação (53) do detector de bordas, conforme a ilustra o diagrama da figura 34. Primeiramente, foram geradas 20 simulações com fatias de 1mm, cada uma com um diferente nível de ruído, desde 1% até 20%. Em seguida, de cada uma das simulações, tomou-se o plano número 90 (Z_{90}), caracterizado por possuir grandes regiões homogêneas de sinal, e o plano número 40 (Z_{40}), que apresenta uma quantidade maior de detalhes estruturais.

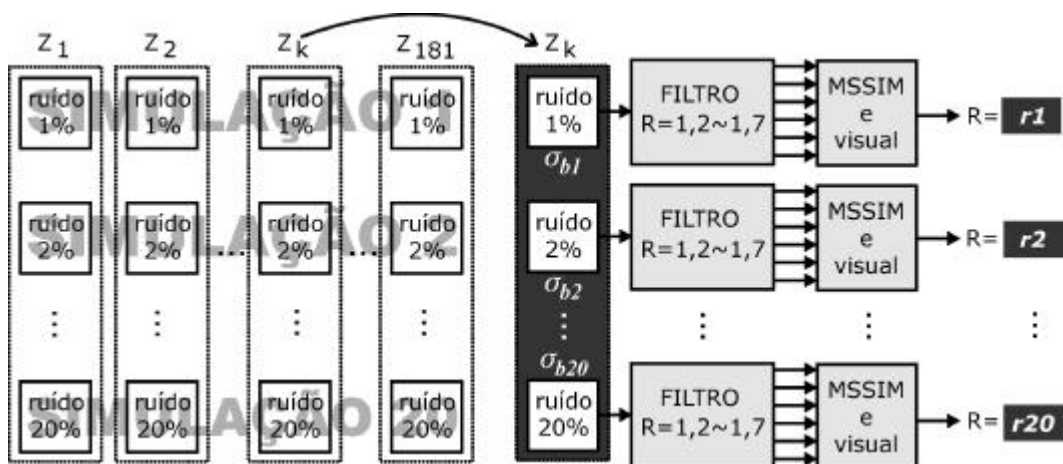


Figura 34 – Metodologia dos testes de desempenho do algoritmo em função da constante R do detector de bordas.

Na figura 35(a) observa-se o plano 90 com nível de ruído mínimo (1%) e em 35(b) o mesmo plano com o nível de ruído máximo utilizado (20%). Já em 35(c) e (d) é observado o plano 40 com nível de ruído mínimo (1%) e máximo (20%), respectivamente.

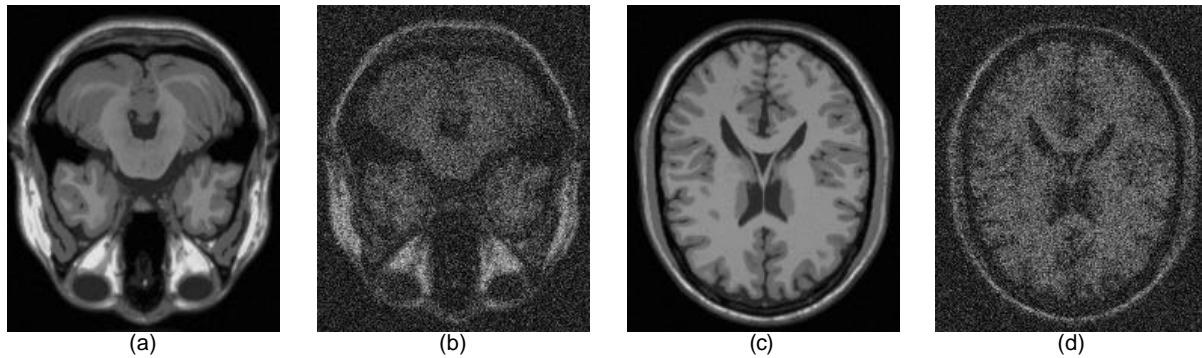


Figura 35 – Planos tomográficos com nível de ruído mínimo e máximo utilizados nos testes do desempenho do filtro em função do fator R . (a) e (b): plano número 40, com 1% de ruído, e 20% de ruído, respectivamente. (c) e (d): plano número 90, com 1% de ruído, e 20% de ruído, respectivamente.

Ainda, de acordo com diagrama da figura 34, para cada um dos 20 planos tomográficos número Z_k , obteve-se a saída do filtro com seis diferentes valores de R : 1,2, 1,3, 1,4, 1,5, 1,6 e 1,7. Os valores do desvio padrão do ruído nas regiões de fundo, σ_b , para cada plano tomográfico também foi observado (quanto maior σ_b , mais ruidosa é a imagem). Este procedimento gerou seis imagens filtradas para cada plano tomográfico de um nível de ruído específico. De cada uma das seis imagens, a melhor foi selecionada, com base no medidor de qualidade de imagem MSSIM e na avaliação visual. Por fim, foram plotadas as curvas dos R 's correspondentes aos melhores resultados, r_n , em função do σ_b da imagem de entrada, para os planos 90 e 40. A partir destes dados obteve-se uma curva, a qual denominou-se t , que acompanha a tendência dos melhores valores de R para o desempenho do filtro. Estes resultados são ilustrados na figura 36.

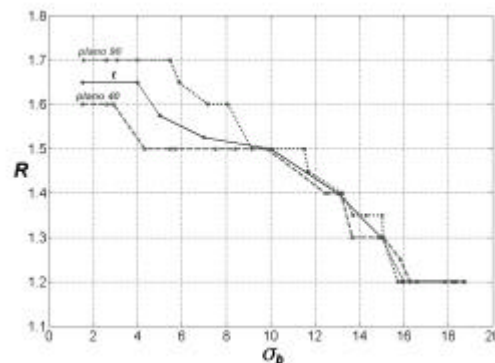


Figura 36 – Resultados dos testes de desempenho do filtro em função da constante R do detector de bordas: curvas de R versus σ_b para os planos tomográficos números 90 e 40. t é a curva que acompanha a tendência das curvas “plano 90” e “plano 40”.

Finalmente, procedeu-se o ajuste da curva t . Uma vez que, para valores de σ_b menores que 4 e maiores 16, t assume valores constantes, optou-se pelo ajuste do trecho $4 < \sigma_b < 16$. Este procedimento foi executado com o auxílio do Matlab, utilizando-se a instrução *polyfit*, e a nova curva obtida foi denominada a . A função encontrada foi a seguinte cúbica:

$$a(\sigma_b) = -0,6675 \cdot 10^{-3} \sigma_b^3 + 0,0182 \sigma_b^2 - 0,1764 \sigma_b + 2,0983 \quad (64)$$

A figura 37(a) ilustra a curva inicial, t , e a curva ajustada, a , para o trecho $4 < \sigma_b < 16$. Já a figura 37(b) apresenta a curva final, denominada R_a , que modela o comportamento de R em função de σ_b da imagem de entrada, para um melhor desempenho do processo de filtragem. Devido a $a(4) = 1,64$, há uma descontinuidade no ponto $\sigma_b = 4$, que é contornada fazendo-se $R = 1,65$ para $\sigma_b < 4$ e $R = a(\sigma_b)$ para $1,65 < \sigma_b < 16$. Por gerar uma pequena diferença no valor de R para o ponto em questão, esta descontinuidade não afeta o desempenho do filtro.

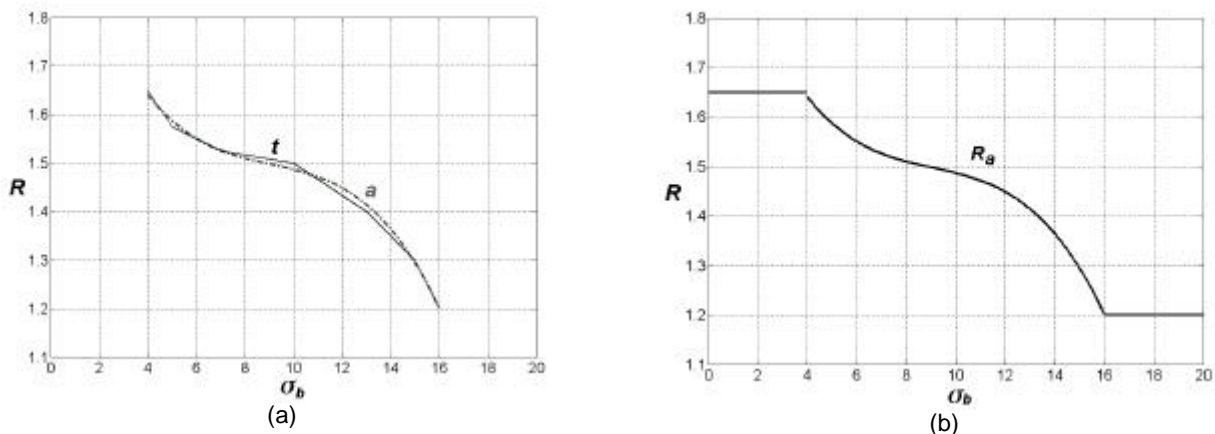


Figura 37 – (a) Procedimento de ajuste da curva t , no trecho $4 < \sigma_b < 16$. a é a curva ajustada. (b) R_a : curva final dos valores de R em função de σ_b da imagem de entrada.

Assim, a equação (4), utilizada na determinação do limiar T do detector de bordas, deve incorporar à nova curva R_a , resultando em:

$$T_a = R_a \sigma_n \quad (65)$$

onde σ_n é o desvio padrão do ruído da imagem, estimado conforme a equação (3), e R_a é uma função de σ_b definida como:

$$R_a = \begin{cases} 1,65 & , \sigma_b < 4 \\ -0,6675 \cdot 10^{-3} \sigma_b^3 + 0,0182 \sigma_b^2 - 0,1764 \sigma_b + 2,0983 & , 4 < \sigma_b < 16 \\ 1,20 & , \sigma_b > 16 \end{cases} \quad (66)$$

?

CAPÍTULO 4

RESULTADOS

4.1. IMAGENS E MEDIDORES DE QUALIDADE UTILIZADOS

A avaliação dos resultados do algoritmo proposto foi feita com base nos medidores de qualidade de imagem *MSSIM* (WANG, 2004a), *SNR* e *PSNR* (AHN, 1999), implementados em ambiente Matlab. No *MSSIM*, descrito no tópico 1.4.3., utiliza-se as constantes $K_1 = 0,01$ e $K_2 = 0,03$, sugeridas pelo autor. Deve-se lembrar que a faixa de valores para o *MSSIM* vai de 0 a 1, sendo 1 somente se as imagens comparadas forem idênticas. A relação sinal ruído foi calculada conforme:

$$SNR = 20 \log \frac{S}{\sigma_b} [dB] \quad (67)$$

onde S representa o sinal, e é a média dos pixels de uma janela situada em uma região que contenha sinal e homogênea da imagem; σ_b é o desvio padrão do ruído nas regiões de fundo da imagem, calculado sobre uma janela homogênea situada nestas áreas. Para o cálculo do desvio padrão, utilizou-se a equação (50).

A relação sinal ruído de pico, *PSNR*, para imagens de 8 bits, é definida como:

$$PSNR = 20 \log \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\hat{f}(i,j) - f(i,j))^2}} [dB] \quad (68)$$

onde $\hat{f}(i,j)$ é a imagem filtrada e $f(i,j)$ a imagem original, sem ruído.

Selecionaram-se 4 planos tomográficos de uma simulação com fatias de 1 mm, contemplando diferentes características observadas nas imagens de RM, como a presença de uma quantidade maior ou menor de detalhes estruturais, descontinuidades mais visíveis ou menos visíveis e tecidos de diferentes tipos. A figura 38 apresenta as imagens isentas de ruído, e as respectivas janelas nas regiões de fundo e nas regiões de sinal, utilizadas para os levantamentos estatísticos nas mesmas imagens degradadas e filtradas, a serem mostradas nos próximos tópicos. As imagens $i1$, $i2$, $i3$ e $i4$ são, respectivamente, os planos tomográficos número 1, 40, 60 e 90 da simulação sem ruído.

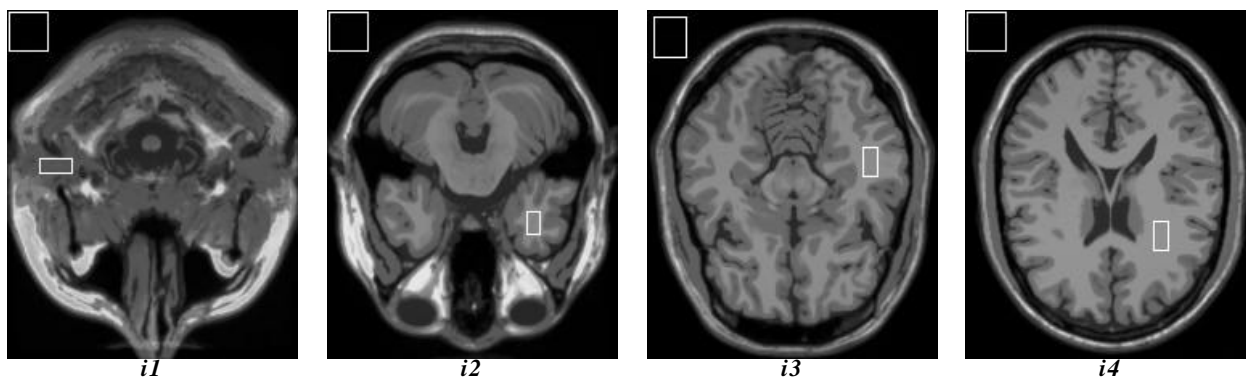


Figura 38 – Imagens isentas de ruído dos planos tomográficos utilizados na avaliação do filtro proposto. $i1$ a $i4$: planos número 1, 40, 60 e 90, respectivamente.

Além das simulações utilizou-se também a imagem de um phantom de RM, ilustrada na figura 39, e denominada $i5$. São mostradas, ainda nessa imagem, as janelas nas regiões de fundo e de sinal, para a medida dos parâmetros estatísticos na mesma imagem com ruído e filtrada.

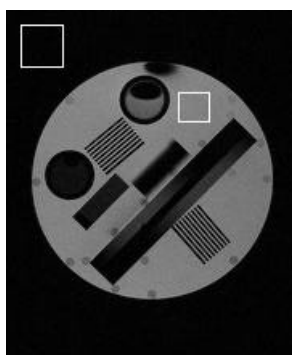


Figura 39 – Imagem do phantom de RM, denominada $i5$, utilizada na avaliação do filtro proposto.

4.2. ENTRADA VERSUS SAÍDA

A partir de simulações com diferentes níveis de ruído, selecionaram-se 4 imagens degradadas, correspondentes a cada um dos planos da figura 1. O critério para esta seleção foi o julgamento visual de níveis de ruído baixo, médio, alto e muito alto, designados aqui como níveis $r1$, $r2$, $r3$ e $r4$. Para cada uma dessas imagens corrompidas, foram obtidos as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras. O mesmo procedimento foi adotado para a imagem do phantom de RM, porém adicionando-se ruído Gaussiano artificialmente, através do programa desenvolvido.

Para facilitar as descrições a seguir, uma convenção será adotada para a designação das imagens. A imagem ik com nível de ruído m , é denominada $ik-rn$, e a sua respectiva imagem filtrada $ik-rn-f$.

Na linha superior da figura 40 são apresentadas as imagens corrompidas correspondentes à imagem $i1$, e abaixo de cada uma as respectivas saídas do filtro proposto e

os mapas de dimensões das máscaras. As medidas de qualidade das imagens com ruído e filtradas são mostradas na tabela 5.

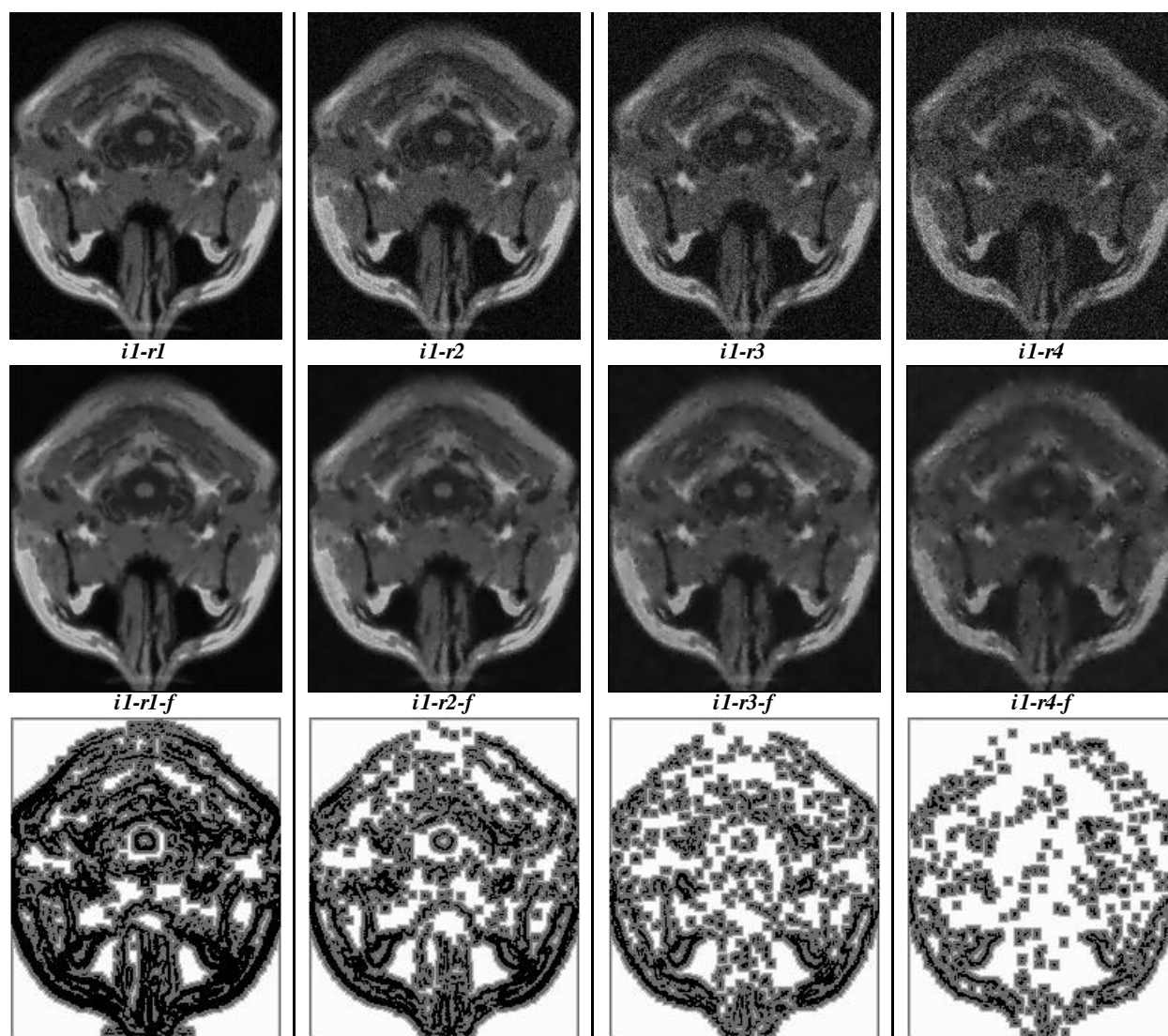


Figura 40 – Da esquerda para a direita: imagem $i1$ com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.

Tabela 5 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 40.

	$i1-r1$	$i1-r1-f$	$i1-r2$	$i1-r2-f$	$i1-r3$	$i1-r3-f$	$i1-r4$	$i1-r4-f$
SNR [dB]	26	42	20	35	17	34	13	31
PSNR [dB]	28,21	28,77	24,65	25,89	21,14	22,23	18,10	20,05
MSSIM	0,7795	0,8481	0,6164	0,76406	0,4883	0,6815	0,3424	0,6039

O mesmo procedimento foi adotado para as imagens $i2$, $i3$, $i4$ e $i5$. Assim, as figuras 41, 42, 43 e 44 apresentam as imagens corrompidas, filtradas e os mapas de dimensões das máscaras, para essas imagens. As medidas de qualidade das imagens com ruído e filtradas de

cada figura, são descritas nas tabelas 6, 7, 8 e 9, respectivamente. Para as imagens do phantom de RM, o nível de degradação é proporcional ao desvio padrão do ruído Gaussiano adicionado artificialmente. Os valores de desvio padrão utilizados para os níveis de ruído $r1$ a $r4$ foram 10, 15, 20 e 25, respectivamente.

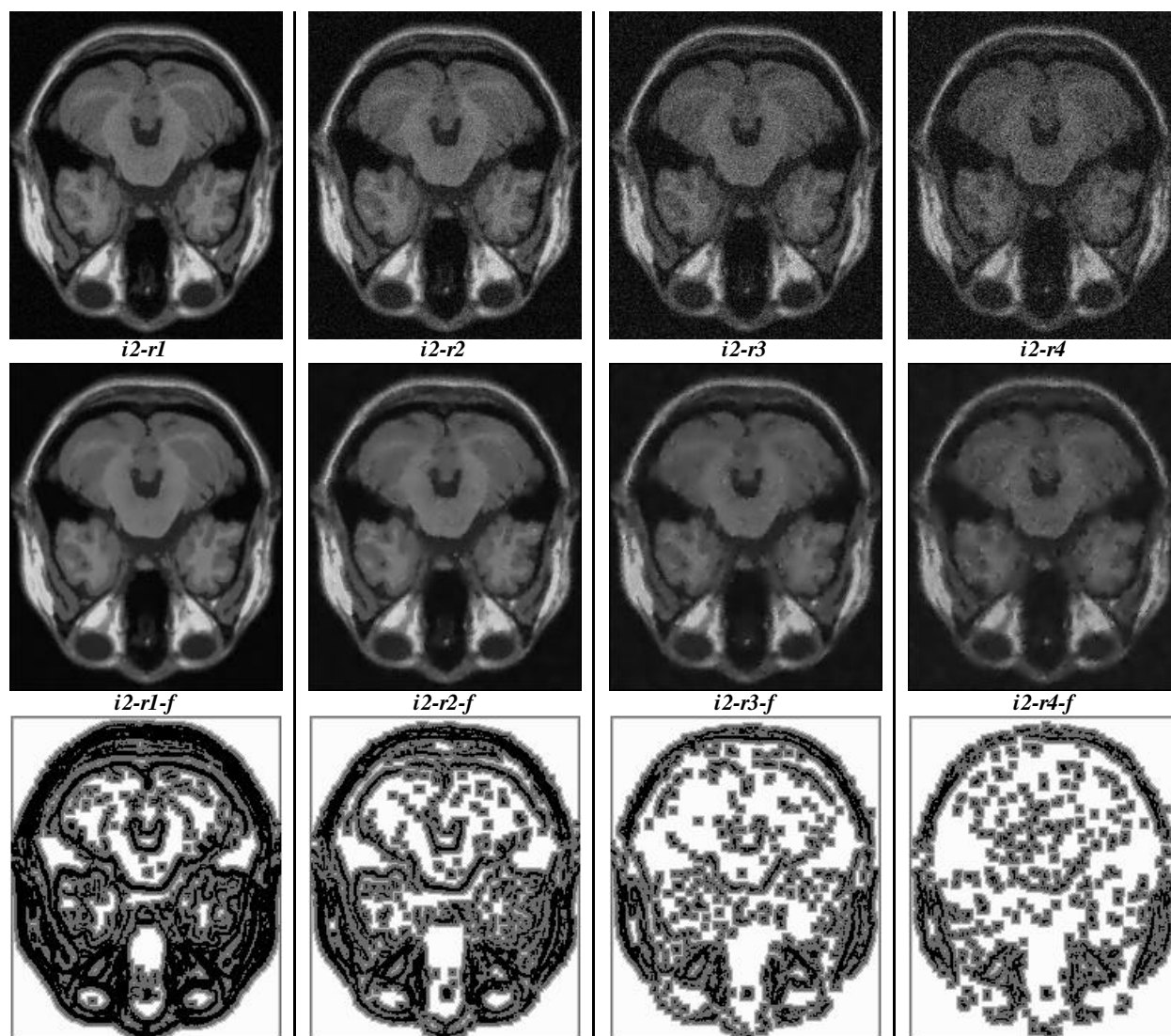


Figura 41 – Da esquerda para a direita: imagem $i2$ com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.

Tabela 6 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 41.

	$i2-r1$	$i2-r1-f$	$i2-r2$	$i2-r2-f$	$i2-r3$	$i2-r3-f$	$i2-r4$	$i2-r4-f$
SNR [dB]	29	45	24	41	20	38	18	35
PSNR [dB]	28,12	28,54	24,47	25,44	20,93	21,81	18,79	19,65
MSSIM	0,7733	0,8307	0,6276	0,7519	0,5079	0,6682	0,4105	0,5871

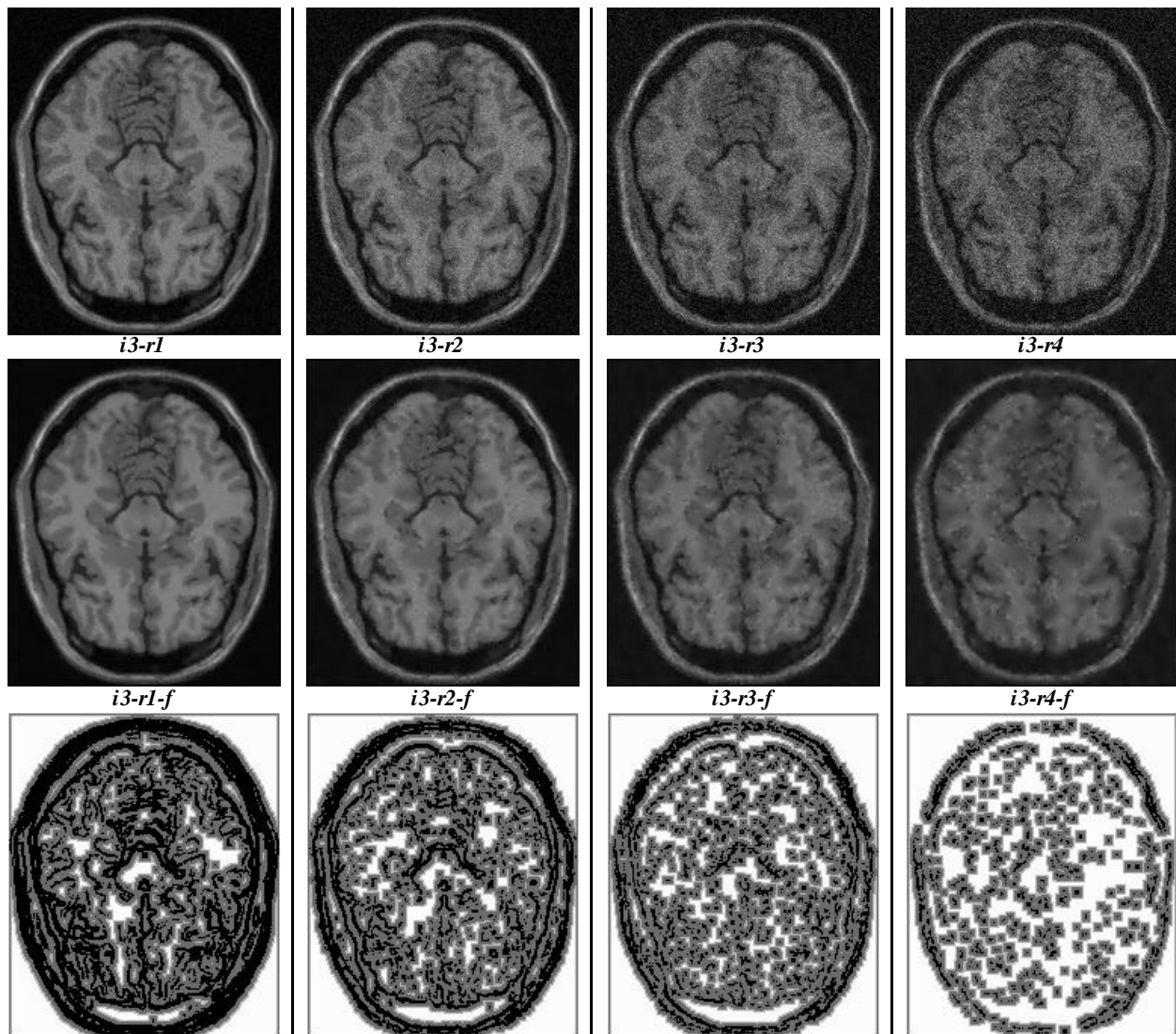


Figura 42 – Da esquerda para a direita: imagem $i3$ com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e mapas de dimensões das máscaras.

Tabela 7 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 42.

	$i3-r1$	$i3-r1-f$	$i3-r2$	$i3-r2-f$	$i3-r3$	$i3-r3-f$	$i3-r4$	$i3-r4-f$
SNR [dB]	30	48	25	42	22	37	18	36
PSNR [dB]	27,91	28,28	24,48	25,51	20,90	21,85	18,66	19,60
MSSIM	0,7876	0,8377	0,6486	0,7659	0,5231	0,6828	0,4168	0,5955

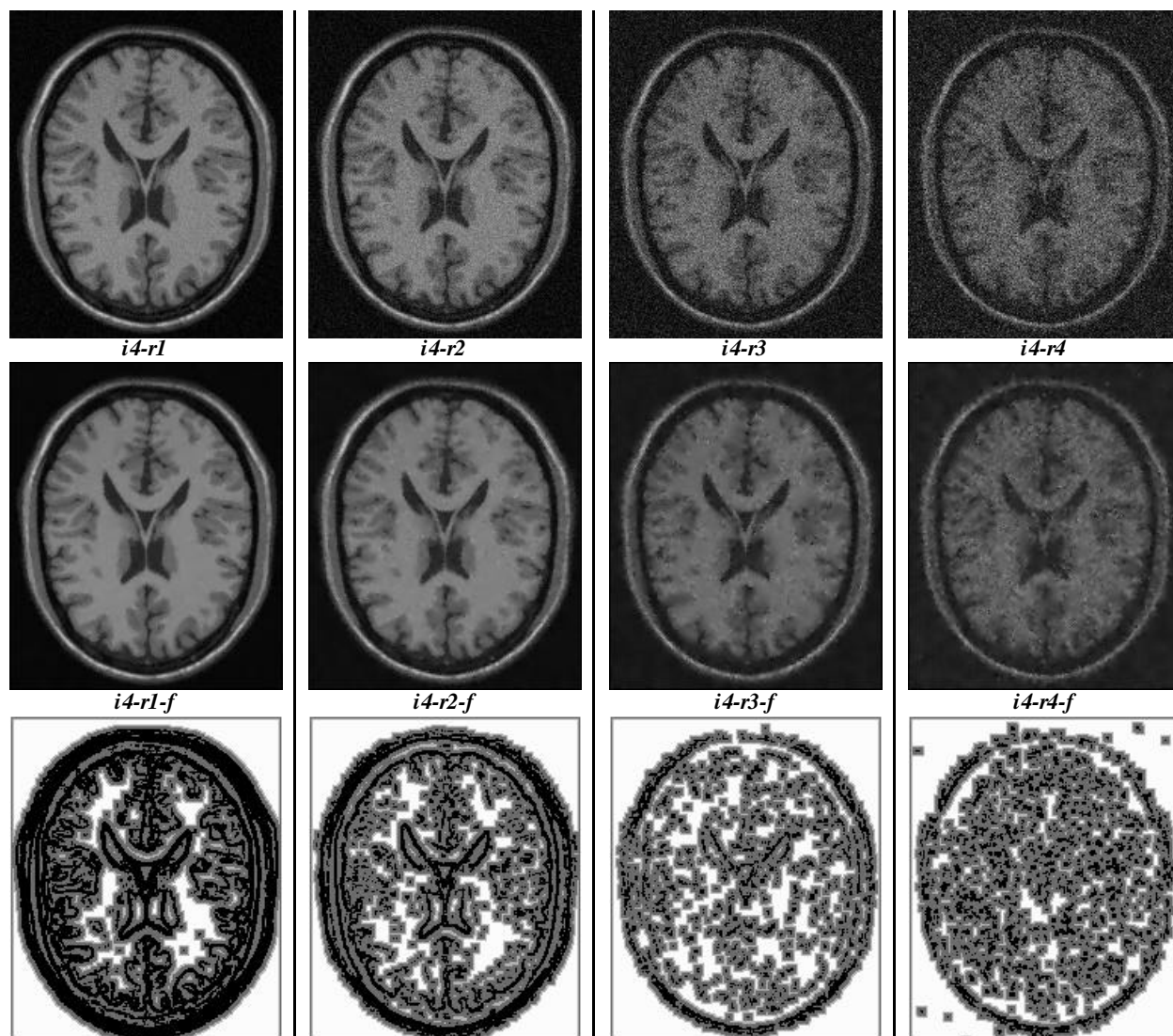


Figura 43 – Da esquerda para a direita: imagem *i4* com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras.

Tabela 8 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM para as imagens da figura 43.

	<i>i4-r1</i>	<i>i4-r1-f</i>	<i>i4-r2</i>	<i>i4-r2-f</i>	<i>i4-r3</i>	<i>i4-r3-f</i>	<i>i4-r4</i>	<i>i4-r4-f</i>
SNR [dB]	31	46	25	42	19	37	15,36	30,40
PSNR [dB]	27,52	27,89	24,06	24,99	18,26	19,10	15,96	16,91
MSSIM	0,7528	0,8152	0,6222	0,7512	0,4120	0,5980	0,2872	0,4680

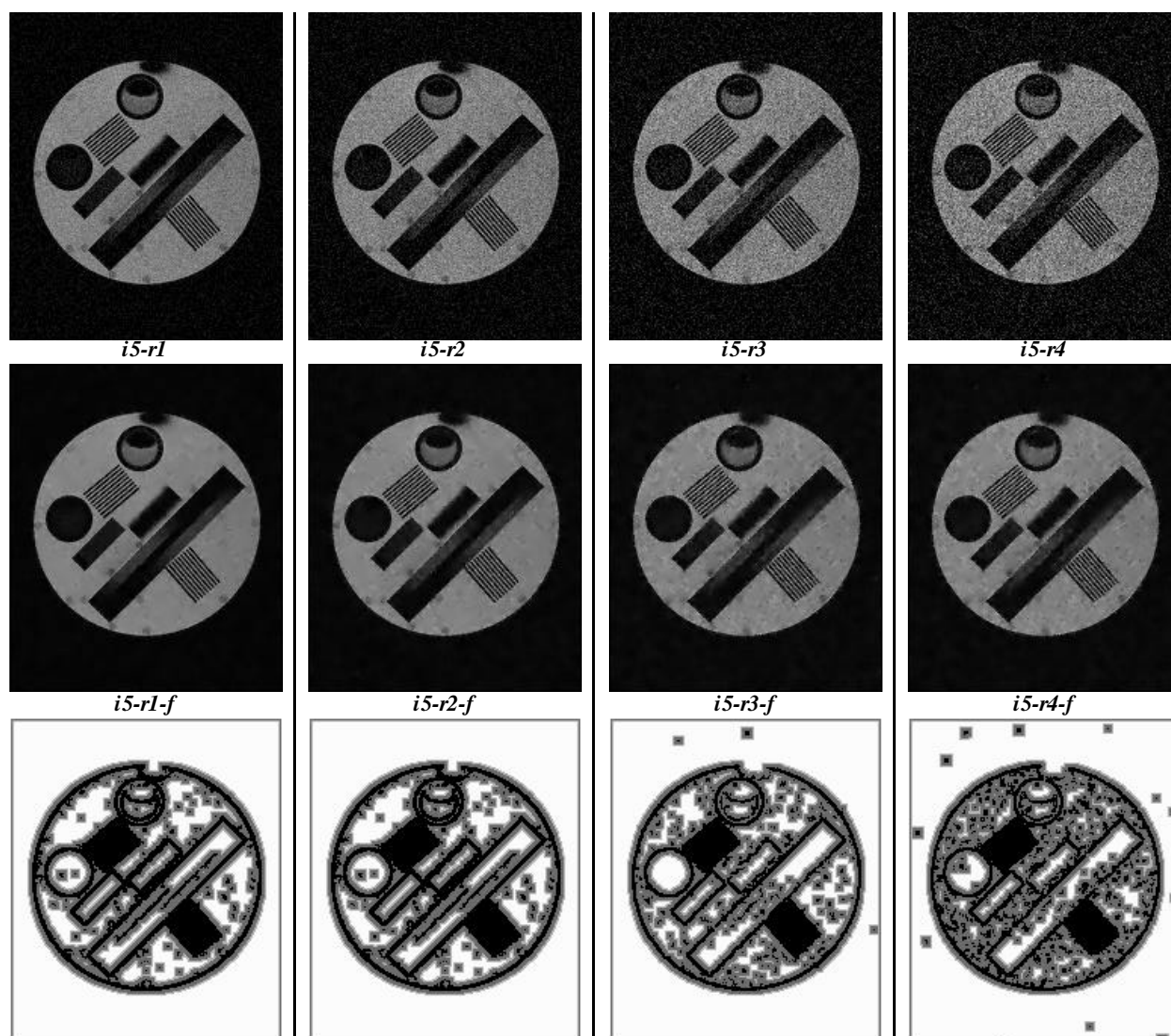


Figura 44 – Da esquerda para a direita: imagem *i5* com diferentes níveis de ruído, e abaixo as respectivas imagens filtradas e os mapas de dimensões das máscaras. Os níveis de degradação *r1* a *r4* foram obtidos adicionando-se ruído Gaussiano à imagem *i5*. Os desvios padrão desse ruído são 10, 15, 20 e 25, respectivamente.

Tabela 9 – Medidores de qualidade *SNR*, *PSNR* e *MSSIM* para as imagens da figura 44.

	<i>i5-r1</i>	<i>i5-r1-f</i>	<i>i5-r2</i>	<i>i5-r2-f</i>	<i>i5-r3</i>	<i>i5-r3-f</i>	<i>i5-r4</i>	<i>i5-r4-f</i>
SNR [dB]	26	42	22	39	20	37	18	34
PSNR [dB]	29,66	33,92	26,24	31,19	23,87	28,95	21,00	27,03
MSSIM	0,6627	0,8682	0,5046	0,7889	0,4077	0,7094	0,3394	0,6262

4.3. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os gráficos da figura 45 mostram os medidores *SNR*, *PSNR* e *MSSIM* das imagens ruidosas e filtradas, em função do nível de ruído *rn*. Em cada um deles, a curva inferior refere-se às imagens de entrada do filtro, e a superior, às imagens de saída. Os dados para a

obtenção destas curvas foram extraídos das tabelas mostradas anteriormente. Os três medidores utilizados indicam um ganho na qualidade das imagens filtradas em relação às imagens com ruído.

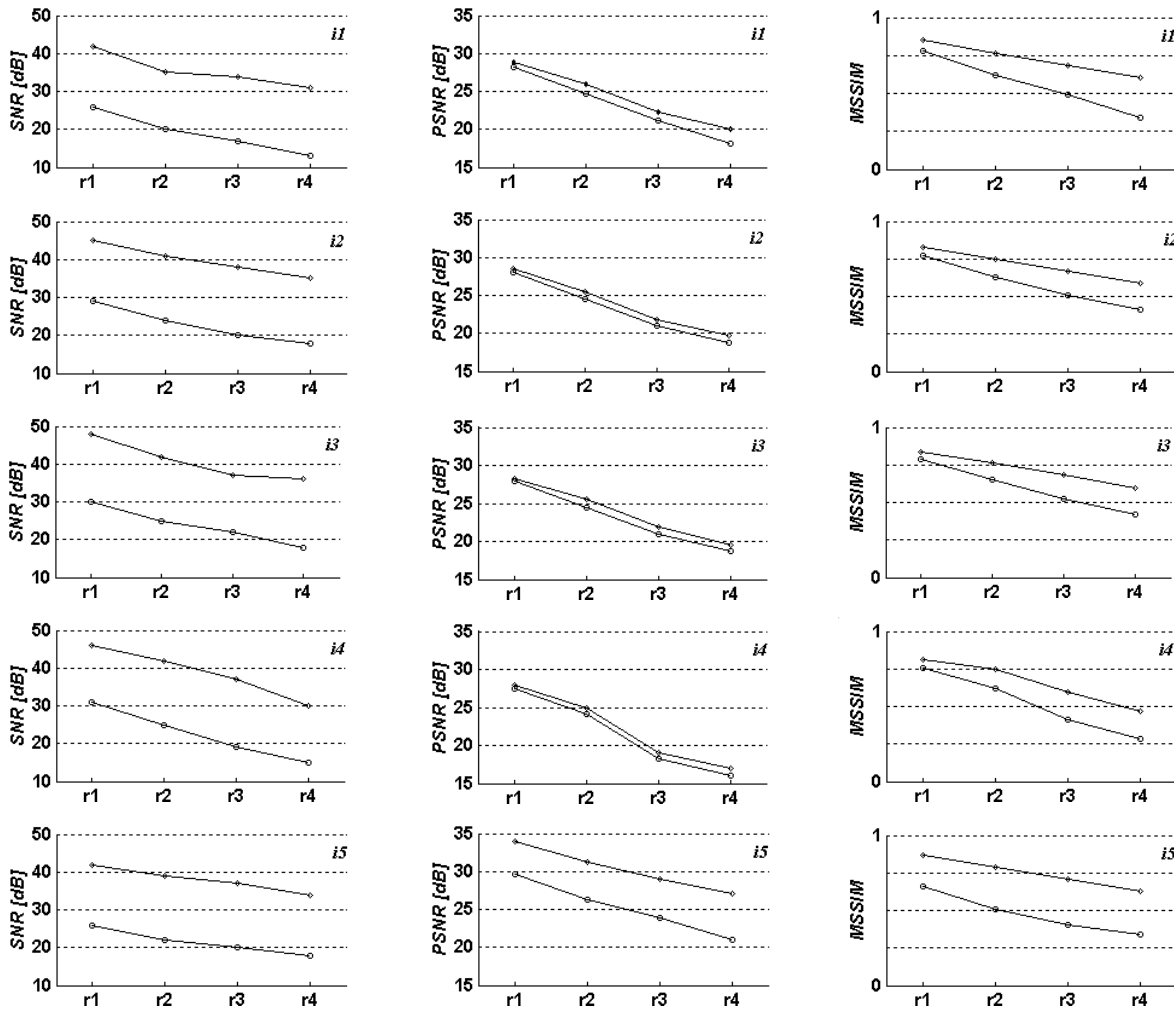


Figura 45 – Medidores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM das imagens ruidosas e filtradas, em função do nível de ruído r_n . Em cada um dos gráficos, a curva inferior refere-se às imagens de entrada do filtro, e a curva superior às imagens de saída.

A comprovação da performance do filtro na suavização do ruído pode, ainda, ser feita pela comparação dos perfis horizontais das imagens contaminadas e tratadas. Como exemplo, na figura 46 são ilustrados os perfis horizontais para a linha 94 da imagem i_2 (original), das imagens correspondentes com ruídos de níveis r_2 e r_4 , e também das respectivas saídas do filtro para as mesmas. Um ponto a se destacar é que, nas imagens degradadas, há uma atenuação do sinal de ressonância, isto é, um escurecimento das regiões contendo tecidos, o que pode ser comprovado tanto pela observação direta das imagens degradadas, quanto pela análise dos seus perfis. Isto contribui para uma menor visibilidade das discontinuidades, e a conseqüente dificuldade na tarefa de localizá-las. O comportamento dinâmico da constante

R_a , diminuindo na medida em que sobe a intensidade do ruído, tem o objetivo de proporcionar maior sensibilidade ao detector de bordas nestas situações. Contudo, nesses casos o detector torna-se mais vulnerável à identificação de falsas bordas. Este efeito pode ser observado nos mapas de dimensões das máscaras, mostrados anteriormente. Já nas imagens do phantom de RM, este comportamento do sinal de ressonância perante a degradação não é observado, uma vez que o ruído Gaussiano foi adicionado artificialmente na imagem de magnitude. Neste caso, o mais adequado seria utilização de um valor constante para R_a .

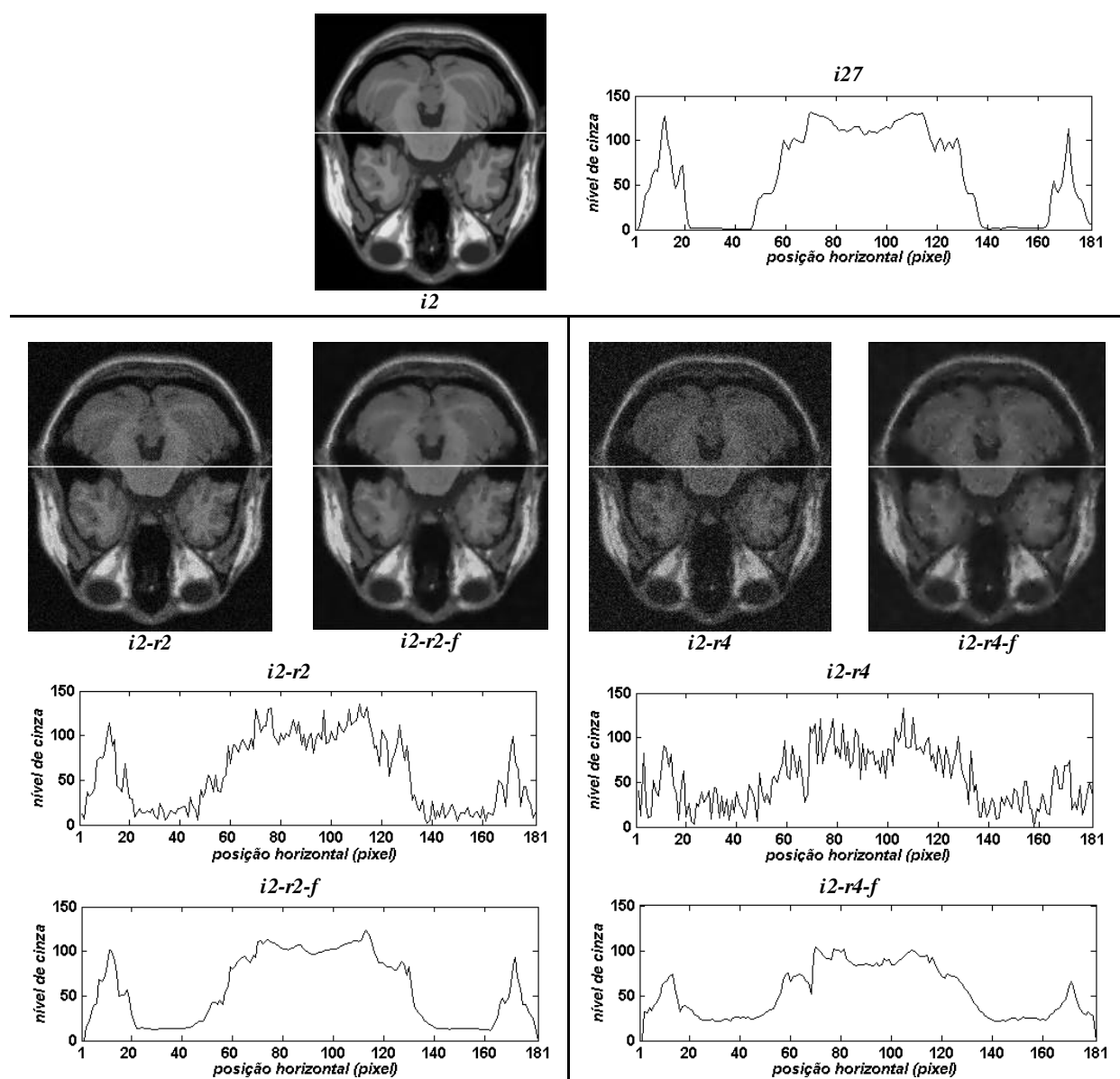


Figura 46 – Perfis da linha 94 da imagem original *i2*, *i2* com ruídos de intensidades *r2* e *r4*, e das respectivas saídas do filtro proposto.

Outro método para a visualização da relação entrada *versus* saída do filtro é o das imagens de erro, que consiste no módulo da subtração entre a imagem original e a saída do

filtro. Em um processo ideal de restauração, a imagem de erro é igual a zero, já que o resultado corresponde exatamente à imagem original. No entanto, nos casos reais de imagens degradadas por ruído, a restauração não é perfeita, resultando em imagens de erro diferentes de zero. A figura 47 apresenta esta imagem para o plano tomográfico $i4-r2-f$. Para efeito de comparação, são mostrados também os erros das respectivas imagens com ruído, e dos resultados do tratamento da imagem com ruído por um filtro da média 3x3 linear. Como era de se esperar, na imagem de erro do filtro da média, nota-se a presença de bordas mais bem definidas do que nas do filtro proposto. Isto indica que, no processamento com o filtro da média linear, componentes significativas das bordas foram perdidas, em comparação com o processamento com filtro proposto. Além disso, as imagens de erro da operação da média simples mostram-se menos homogêneas que as do algoritmo proposto, o que se deve à presença das componentes do ruído não suavizadas, e ainda presentes na imagem processada. Para permitir a visualização, as imagens de erro da figura foram amplificadas, multiplicando-se cada pixel por 5.

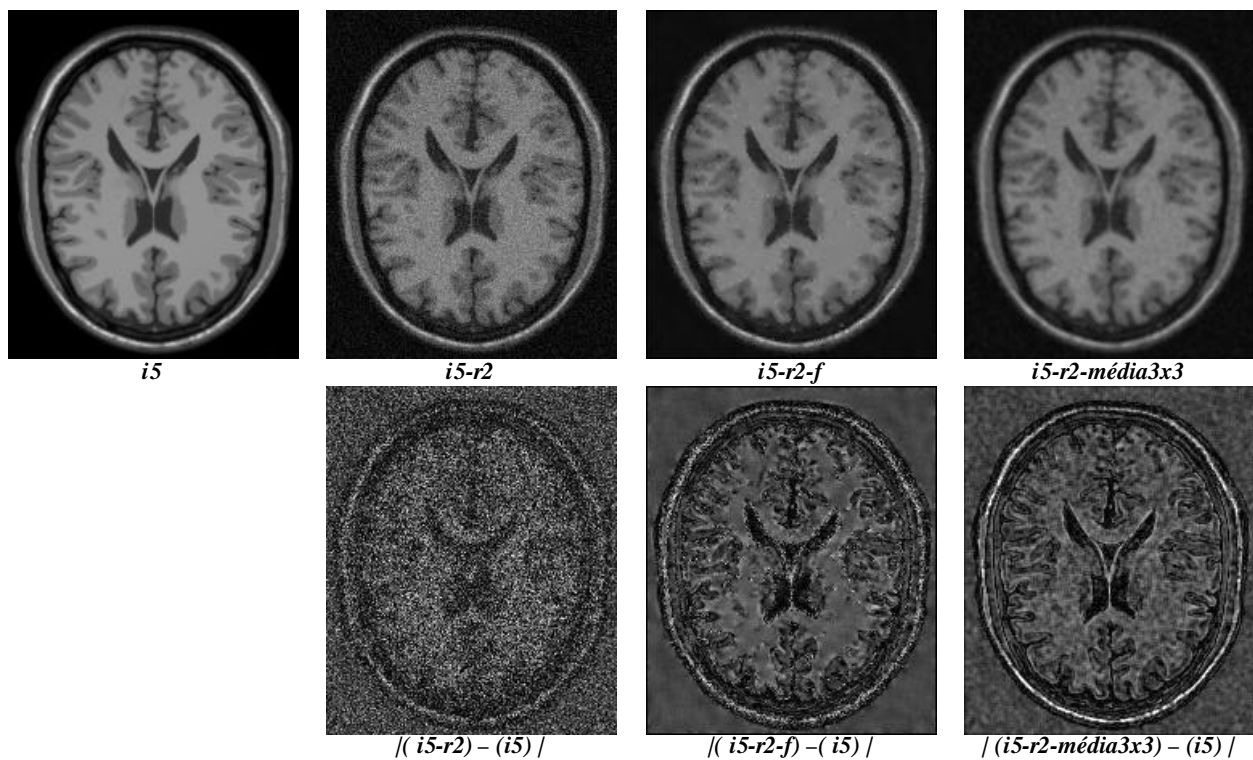


Figura 47 – Imagem original $i4$ e as imagens correspondentes: com ruído de nível $r2$, filtrada com o algoritmo proposto e filtrada com uma máscara da média 3x3 linear. Abaixo são mostradas as imagens de erro, amplificadas pela multiplicação de cada pixel por 5.

Nos gráficos tridimensionais da figura 48 observa-se um detalhe da região de bordas da imagem do phantom de RM. A descontinuidade em (a) pertence à imagem com ruído, em

(b) à imagem de saída do filtro da média 3x3 linear e em (c) à imagem de saída do filtro proposto. Nota-se que, para o filtro proposto, a suavização do ruído nas regiões homogêneas é maior, e a atenuação da borda menor que no caso do filtro da média.

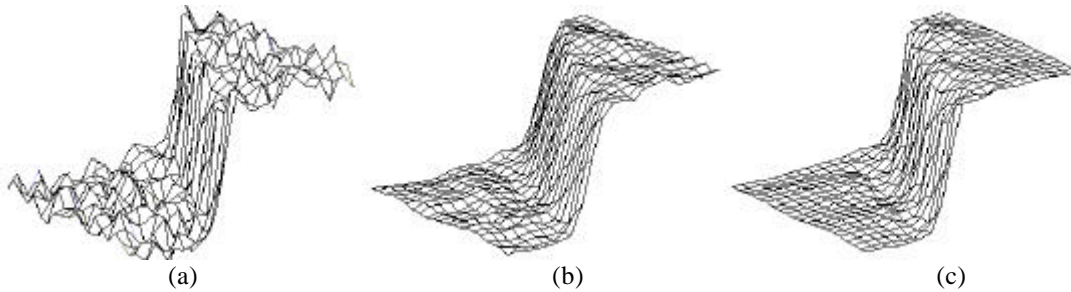


Figura 48 – Gráficos em 3 dimensões de uma região de bordas da imagem do phantom de RM. (a): região da imagem com ruído. (b): região da imagem filtrada com a máscara da média 3x3 linear. (c): região da imagem filtrada com o algoritmo proposto.

CAPÍTULO 5

DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

Neste trabalho, propôs-se um algoritmo de filtragem adaptativa para melhoria da relação sinal ruído de imagens de ressonância magnética. Por se tratar de um processo de restauração, é desejável que o resultado final aproxime-se ao máximo possível da imagem original, isenta da degradação por ruído. Nesse sentido, são requisitos importantes deste tipo de processamento a atenuação eficiente do ruído, sem a deterioração dos detalhes estruturais da imagem. De modo a atender estas especificações, o filtro proposto altera o seu comportamento perante as características locais da imagem, levando em consideração a presença de descontinuidades, ou bordas.

O processamento é feito no domínio espacial, utilizando o *kernel* do filtro adaptativo AWED, que gerencia a aplicação dos filtros da média de janelas 7×7 , 5×5 e 3×3 , e do filtro MMSE. A filtragem é mais intensa nas regiões homogêneas, onde é aplicada a máscara 7×7 , tornando-se menos intensa na medida em que ocorre a aproximação das bordas, onde é aplicado o filtro MMSE. Para a detecção das descontinuidades, utilizou-se um método baseado na comparação dos desvios padrões locais da imagem dentro de uma máscara 3×3 , com um valor de limiar, que é função da intensidade do ruído.

Quanto à implementação, para o levantamento do desvio padrão das áreas da imagem que não contém sinal, é necessária a interação do usuário, através da seleção de uma região de fundo. Conforme observado nos testes, este método assegura uma estimativa correta do desvio padrão, já que o usuário pode identificar com facilidade as áreas homogêneas de fundo, garantindo a não inclusão de descontinuidades, o que comprometeria os resultados finais. Ressalta-se que esta é a única etapa do algoritmo que requer intervenção externa, e não consiste em uma limitação, já que é rápida, simples e independente de critérios subjetivos.

Um bom desempenho do detector de descontinuidades, ou bordas, é importante para as características finais do filtro em termos de preservação dos detalhes. Os testes com limiares fixos em imagens de RM com diferentes níveis de ruído não apresentaram bons resultados. Conforme se observou nas imagens de ressonância simuladas e em seus respectivos perfis, ocorre uma atenuação no sinal de RM, à medida que o nível de degradação aumenta, tornando as descontinuidades presentes menos visíveis. Nesses casos, a diminuição

da constante que especifica o limiar (Ra) com o aumento do ruído, torna o detector de bordas mais sensível a estas discontinuidades, visando ainda assim detectá-las. O efeito disso, no entanto, é a detecção não somente das discontinuidades devidas aos detalhes, mas também daquelas provenientes do ruído mais intenso, conforme demonstraram os mapas de dimensões das máscaras, figuras 40 até 44. No algoritmo proposto, este comportamento é inevitável, mas consistente com o objetivo final, que busca no resultado um equilíbrio entre preservação dos detalhes e suavização do ruído.

No phantom de RM, o ruído foi adicionado diretamente na imagem de magnitude de ressonância. Isto resulta em imagens corrompidas, nas quais as características do sinal perante a degradação por ruído não são similares às observadas nas imagens reais de RM, já que não há atenuação no sinal. Assim, para estas imagens, o comportamento dinâmico do detector de bordas perante o ruído não se mostrou eficiente. Neste caso, a utilização de um valor constante para Ra seria mais adequada.

O desempenho do algoritmo na preservação de bordas depende, ainda, das características de saída do filtro MMSE, que é aplicado exatamente sobre as discontinuidades localizadas pelo detector. A análise visual das imagens filtradas e das imagens de erro, nas regiões de atuação do MMSE, comprovou sua boa performance em termos de preservação de bordas, figuras 46 e 47.

As medidas que utilizam os quantificadores de qualidade SNR, PSNR e MSSIM, figura 45, indicaram um ganho na qualidade das imagens de saída em relação às imagens de entrada, degradadas por ruído. Conforme esperado, observou-se um ganho relativo maior nas medidas com o SNR, do que com os métodos PSNR e MSSIM. Isso ocorre porque estes últimos consideram a imagem original, não degradada, como referência. Assim, levam em consideração também as diferenças nos níveis médios das imagens comparadas, decorrentes da atenuação do sinal durante o processo de degradação. Isto explica, ainda, o ganho relativo maior dos medidores PSNR e MSSIM nas imagens do *phantom* de RM, frente às imagens simuladas, já que no *phantom* não ocorre o efeito de atenuação do sinal.

Estas medidas com base nos quantificadores de qualidade atestam, com clareza, a eficiência do algoritmo na suavização do ruído das imagens de ressonância. No entanto, não são conclusivas em relação aos possíveis efeitos de deterioração de detalhes, borramento de bordas, ou outras distorções ocorridas durante o processamento. Com isso, faz-se necessária uma avaliação visual das imagens filtradas.

Considerando as imagens simuladas, as análises dos mapas de dimensões das máscaras, figuras 40 até 44, demonstraram que, para os níveis de ruído $r1$ e $r2$ (baixo e

médio), as discontinuidades nas imagens são detectados com maior eficiência, sendo difícil a ocorrência de falsas bordas. Já nas imagens com ruídos de níveis $r3$ e $r4$ (alto e muito alto), as observações dos mapas demonstraram que alguns pontos contendo bordas deixam de ser detectados e, ao mesmo tempo, um número maior de pontos são identificados como falsas bordas. O efeito disto nas imagens filtradas é o borramento das bordas que não foram detectadas, e a pouca atenuação do ruído nos pontos homogêneos, que foram falsamente identificados como discontinuidades. Nas imagens mais degradadas, a identificação de falsas bordas mostra-se especialmente prejudicial. Isto ocorre, pois, existem pequenos grupos de pixels com muito ruído em meio a regiões homogêneas, o que deixa a imagem com um aspecto desagradável ao olho humano.

Assim, com base nos testes realizados com as imagens simuladas e com o *phantom* de RM, pode-se estabelecer que o filtro adaptativo proposto apresenta, na média, melhor desempenho no tratamento de imagens com SNR acima de 23 dB. Para as imagens testadas de SNR entre 13 e 23 dB, notou-se a ocorrência de borramentos indesejados e/ou o aparecimento de regiões pouco filtradas em áreas homogêneas, devido pequenos conjuntos de pixels ruidosos. Entretanto, deve-se observar que a restauração de imagens de SNR muito baixa é uma tarefa naturalmente difícil, independentemente do processo a ser utilizado. O algoritmo demonstrou, ainda, excelentes características em termos de remoção do ruído de fundo, já que nessas regiões a filtragem é dominada pela máscara da média 7×7 . Esta é uma característica importante quando se deseja submeter as imagens filtradas a processos de compressão, ou técnicas de melhoria, como as de manipulação do histograma (WU, 2003).

Finalmente, pode-se dizer que os objetivos do trabalho foram alcançados de forma satisfatória, com a proposta de um novo algoritmo de filtragem adaptativa para imagens de ressonância magnética, que apresentou boas características de suavização de ruído e preservação da estrutura anatômica da imagem.

PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Embora os testes de desempenho do algoritmo proposto, utilizando os medidores de qualidade e por meio da análise visual das imagens, tenham mostrado bons resultados, a comparação com outros métodos de filtragem pode fornecer uma idéia mais abrangente do alcance desta proposta. Neste mesmo sentido, sugere-se ainda, o ensaio do algoritmo com imagens degradadas por ruído Gaussiano, diferentes das de RM.

Com relação à fidelidade das imagens filtradas, diferentes técnicas de detecção de bordas podem ser testadas, procurando minimizar a degradação de detalhes em condições de baixa SNR.

Um estudo mais aprofundado sobre o efeito de atenuação do sinal, presente na degradação por ruído, pode sugerir soluções mais dedicadas, que procurem compensar este problema. Além disso, o desenvolvimento de um método de adição de ruído controlado em imagens de ressonância, com resultados similares aos observados nas imagens reais, pode contribuir para o desenvolvimento deste tipo de pesquisa.

Métodos de filtragem baseados na transformada Wavelet estão bastante em pauta atualmente, e podem fornecer a direção para novos trabalhos.

Por fim, os estudos realizados na área de medida de qualidade de imagem evidenciaram a falta de consenso dos autores na adoção dos métodos utilizados, além da própria deficiência dos medidores propostos. Destaca-se que esta é uma área ainda incipiente do processamento digital de imagens e, portanto, com grande potencial de pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHN, C. B., SONG Y. C., PARK D. J., Adaptive Template Filtering for Signal-to-Noise Ratio Enhancement in Magnetic Resonance Imaging. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. v. 18, n. 6. p. 549-546, 1999.
- ALEXANDER, M. E. *et al.*, A wavelet-based method for improving signal-to-noise ratio and contrast in MR images. **Magnetic Resonance Imaging**. v. 18, p. 168-180, 2000.
- BUSHBERG, J. T. *et al.*, **The Essential Physics of Medical Imaging**. p. 291-366, Maryland: Williams & Wilkins, 1994.
- CARLSON, A. B., **Communication Systems**. New York: McGraw-Hill, 1975.
- CASTLEMAN, K. R., **Digital Image Processing**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1996.
- CHEN, T., WU, R. H., Recursive Implementation of Constrained LMS L-filters for Image Restoration. **Signal Processing**. v. 81, p. 1101-1107, 2001.
- COLLINS D. L. *et al.*, Design and Construction of a Realistic Digital Brain Phantom. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. v. 17, n. 3, p. 463-468, June, 1998.
- COSTA NETO, P. L. O., **Estatística** São Paulo: Edgard Blücher, 1977.
- DUNG, L. P. *et al.* A Measure fir Image Quality.-, p. 513-519, 1998.
- ESKICIOGLU, A. M., Fisher, P. S., Image Quality Measures and Their Performances. **IEEE Transactions on Communications** . v. 43, n. 12, December, 1995.
- FUDERER, M., The Information Content of MR Images. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. v. 7, n. 4, p. 368-380, December, 1988.
- GAMBA, H. R., Measurement of Electrical Current Density Distribution Within the Tissues of the Head by Magnetic Resonance Imaging. Tese de Doutorado. Departament of Medical Physics & Bioengineering, **University College London**, 1996.
- GERIG, G., KÜBLER, O., KIKINIS, R., JOLENSZ, F. A., Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. v. 11, n. 2, p. 221-232, June 1992.
- GLASSNER, A. S., **Principles of Digital Image Synthesis**. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1995.
- GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E., **Digital Image Processing**. Reading: Addinson-Wesley, 1992.
- GREGG, R. L., NOWAK, R. D., Noise Removal Methods for High Resolution MRI, **IEEE Nuclear Science Symposium**, 1997, p. 1117-1121.

- GUAN, L., KONG, H., Adaptive Impulsive Noise Removal in TV Picture Transmission. **Real Time Imaging**, n. 4, p. 113-123, 1998.
- GUDBJARTSON, H., PATZ, S., The Rician Distribution of Noisy MRI Data. **Magn. Reson. Med.** v. 34, p. 910-914, 1995.
- HAYKIN, S., **Adaptive Filter Theory**. 3^a ed., New Jersey: Prentice Hall, 1996.
- HENDEE, W. R., WELLS, P. N. T. **The Perception of Visual Information**. 2^a ed., New York: Springer-Verlag, 1997.
- JAIN, A. K., **Fundamentals of Digital Image Processing**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1989
- JAIN, R., KASTURI, R. BRIAN, G. S., **Machine Vision**. New York: McGraw-Hill, 1995.
- JIMÉNEZ, A.R., CERES, R., PONS J. L., A New Adaptive Filter and Quality Evaluation Index for Image Restoration. **Pattern Recognition**. v. 34, p. 457-467, 2001.
- KAUFMAN, L., KRAMER, D. M., CROOKS, L. E., ORTENDAHL, D. A., Measuring Signal-to-Noise Ratios in MR Imaging. **Radiology**. v. 173, p. 265-267, 1989.
- KO, S-J., LEE, H. Y., Center Weighted Median Filters and Their Applications for Image Enhancement. **IEEE Transactions on Circuits and Systems**. v. 38, n. 10, p. 984-993, September, 1991.
- KOTROPOULOS, C., PITAS, I., Adaptive LMS L-Filters for Smoothing Noisy Images. **IEEE Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. 3 – Conference C: Signal Processing**. p. 181-183, 1994.
- KWAN, R. K.-S., EVANS, A. C., PIKE, G. B., MRI Simulation-Based Evaluation of Image-Processing and Classification Methods. **IEEE Transactions on Medical Imaging**. V. 18, n. 11, p. 1085-1097, November, 1999.
- LEE, J. S., Digital Image Processing by Use of Local Statistics. Proc. **IEEE Computer Society Conf. on Pattern Recognition and image processing**, p. 55-61, 1978.
- LUNDERVOLD, A. GODTLIEBSEN, F., Noise Reduction and Brain Tissue Classification in MR Images. **IEEE** . p. 1265-1267, 1993.
- MAKOVSKI, A., Noise in MRI. **Mag. Reson. Med.** v. 36, p. 494-497, 1996.
- MALICK, J., PERONA, P., Finding Boundaries in Images. - ,p. 800-804, 1990.
- MARQUES FILHO, O., VIEIRA NETO, H., **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.
- MARTENS, R. L. J., VENETSNPOULOS, A. N., A Comparison of Adaptive Order Statistic Filters Using Diferent Images, **IEEE International Conference on Systems Engineering**, p. 77-80, 1989.

- MEER, P., PARK, R., CHO, K., Multiresolution Adaptive Image Smoothing. **Graphical Models and Image Processing**. v. 56, p. 140-148, 1994.
- MIX, D. F., **Random Signal Analysis** Reading: Addison-Wesley, 1969.
- MORETTIN, L. G., **Estatística Básica – Inferência**. v. 2, São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2000.
- MYLER, H. R., WEEKS, A. R., **Computer Imaging Recipes in C**. Englewood Cliffs: PTR Prentice Hall, 1993.
- NOWAK, R. D., Wavelet-Based Rician Noise Removal for Magnetic Resonance Imaging. **IEEE Transactions on Image Processing**. v. 8, n. 10, p. 1408-1419, 1999.
- OLSEN, S. I., Estimation of Noise in Images: An Evaluation. **CVGIP: Graphical Models and Image Processing**. v. 55, n. 4, p. 319-323, 1993.
- OUDA, B. K. *et al.*, Adaptive Denoising Technique for Robust Analysis of Functional Magnetic Resonance Imaging Data. **IEEE Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference**. p. 2476-2479, October, 2001.
- PALUBINSKAS, G., Adaptive Filtering In Magnetic Resonance Images. **IEEE Proceedings of ICPR '96**. 1996.
- PAPOULIS, A., **Probability, Random Variabels, and Stochastic Processes**. 3^a ed., New York: McGraw-Hill, 1991.
- PARKER, J. R., **Algorithms for Image Processing and Computer Vision**. New York: Wiley & Sons, 1997.
- PEEBLES JR, P. Z., **Probability, Random Variables and Signal Principles**. Tokyo: McGraw-Hill, 1980.
- PITAS, I., VENETSANOPOULOS, A. N., **Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications**. Boston: Kluwer Academic, 1990.
- PITAS, I, VENETSANOPOULOS, A. N., Nonlinear Order Statistic Filters for Image Filtering and Edge Detection. **Signal Processing**. v. 10, n. 4, p. 395-413, June, 1986.
- PRATT, W. K., **Digital Image Processing**. 2^a ed., New York: John Wiley & Sons, 1991.
- PRESS, W. H. *et al.*, **Numerical Recipes in C...** Cambridge: Cambridge, 1992.
- RANK, K., Unbehauen, R., An Adaptive Recursive 2-D Filter for Removal of Gaussian Noise in Images. **IEEE Transactions on Image Processing**. v. 1, n. 3, p. 431-436, July, 1992
- RINCK, P. A., **Magnetic Resonance in Medicine - The Basic Textbook of the European Magnetic Resonance Forum**, 3^a ed., Berlin: Blackwell, 1993.

- RODRIGUEZ, A. O., MANSFIELD, P., AZPIROZ, J., Magnetic Resonance Wavelet Image Enhancer. **IEEE Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference**. p. 2469-2471, October, 2001.
- RUSS, J. C., **The Image Processing Handbook** Boca Raton: CRC Press, 1992.
- SAINT-MARC, P., CHEN, J-S., MEDIONI, G., Adaptive Smoothing: A General Tool for Early Vision, **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. v. 13, n. 6, p. 514-529, June, 1991.
- SAMSONOV, A. A., JOHNSON, C. R., Noise-adaptive Anisotropic Diffusion Filtering of MRI Images Reconstructed by SENSE (Sensitivity Encoding) Method. **IEEE** . p. 701-704, 2003.
- SHUNG, K. K., SMITH, M. B., TSUI, B. M. W., **Principles of Medical Imaging**. San Diego: Academic Press, 1992.
- SIEMENS AG Medical Solutions. A New Era With Magnetom Trio. **Magnetom Flash** n. 3, 2002.
- SIJBERS, J. *et al.*, Estimation Of The Noise In Magnitude MR Images. **Magnetic Resonance Imaging**. v. 16, n. 1, p. 87-90, 1998.
- SIJBERS, J. *et al.*, Adaptive Anisotropic Noise Filtering for Magnitude MR Data. **Magnetic Resonance Imaging**. v. 17, n. 10, p.1533-1539, 1999.
- SUN, X. Z., VENETSANOPOULOS, A. N., Adaptive Schemes for Noise Filtering and Edge Detection by Use of Local Statistics. **IEEE Transactions on Circuits and Systems** . v. 35, n. 1, p. , January, p.57-69, 1988.
- SCHWARTZ, M., **Transmissão de Informação, Modulação e Ruído**. 2^a ed. Rio de Janeiro: Guanabara Dois, 1979.
- TREICHLER, J. R. *et al*, **Theory and Design of Adaptive Filters**. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- UMASUTHAN, M., WALLACE, A. M., Outlier Removal and Discontinuity Preserving Smoothing of Range Data. **IEE Proc.-Vis. Image Signal Process**. v. 143, n. 3, p. 191-200, June, 1996.
- UMBAUGH, S. E., **Computer Vision and Image Processing**. London: Prentice Hall PTR, 1998.
- SOLTANIAN-ZADE, H., WINDHAM, J. P., PECK, D. J., YAGLE, A. E., A Comparative Analysis of Several Transformations for Enhancement and Segmentation of Magnetic Resonance Images. **IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference**, 1993, p. 1759-1763.

- ZAROUBI, S., GOELMAN, G., Complex Denoising of MR Data via Wavelet Analysis: Application for Functional MRI. **Magnetic Resonance Imaging**. n.18, p. 59-68, 2000.
- WANG, Z., BOVIK, A. C., SHEIKH, H. R., SIMONCELLI, E. P., Image Quality Assessment: from Error Measurement to Structural Similarity. **IEEE Transactions on Image Processing**. v. 13, n. 1, January, 2004a.
- WANG, Z., LU, L., BOVIK, A. C., Video Quality Assessment Based on Structural Distortion Measurement. **Signal Processing: Image Communication**. n. 19, v. 1, January, 2004b.
- WANG, Z., BOVIC, A. C., LU L., Why is Image Quality Assessment so Difficult? **Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Proc.** v. 4, p. 3313-3316, 2002a.
- WANG, Z., BOVIC, A. C., A Universal Image Quality Index, **IEEE Signal Processing Letters**, v. 9, n. 3, March, 2002b.
- WRIGHT, G. A., Magnetic Resonance Imaging. **IEEE Signal Processing Magazine**. p. 56-66, January, 1997.
- WEBB, S., **The Physics of Medical Imaging**. Philadelphia: IOP, 1988.
- WU, Z. Q., WARE, J. A., JIANG, J., Wavelet-based Rayleigh Background Removal in MRI. **IEE Electronic Letters**. v. 39, n. 7, p. 603-605, 3rd April, 2003.
- YANG, G. Z., *et al.*, Structure Adaptive Anisotropic Image Filtering, **Image and Vision Computing**. v. 14, p. 135-145, 1996.

RESUMO:

Este trabalho apresenta a proposta de um filtro adaptativo para melhoria da relação sinal ruído (SNR) de imagens de ressonância magnética (RM). Em RM, o compromisso existente entre a SNR, a resolução e o tempo de aquisição das imagens pode resultar em imagens de baixa SNR. Em geral, quando o objetivo é a obtenção de imagens rápidas e/ou de alta resolução, a SNR é baixa. Este é o caso, por exemplo, dos procedimentos nos quais a resolução temporal é uma exigência, como na ressonância magnética funcional. Algoritmos de filtragem simples atenuam o ruído, mas deterioram as bordas da imagem, comprometendo os detalhes e estruturas nela contidos, o que exige a utilização de algoritmos especializados, como os filtros adaptativos. O filtro adaptativo proposto opera no domínio espacial, sobre imagens em tons de cinza, através de uma máscara de convolução de dimensões dinâmicas que vão de 3x3 a 7x7. É utilizado o *kernel* do filtro *adaptive window edge detection*, atuando em conjunto com o filtro da média e o *minimum mean square error*. A localização das descontinuidades é feita por meio de um detector de bordas baseado nos desvios padrões locais, que se adapta às diferentes condições de ruído das imagens, buscando o melhor desempenho do filtro. Testes foram realizados em imagens simuladas de RM e em imagens de RM contaminadas artificialmente com ruído Gaussiano. As avaliações baseadas nos medidores de qualidade de imagem SNR, PSNR e MSSIM, e também na análise visual, comprovaram o bom desempenho do filtro, tanto na suavização do ruído, quanto na preservação das descontinuidades da imagem.

PALAVRAS-CHAVE

Processamento digital de imagens, filtro adaptativo, ruído, ressonância magnética.

ÁREA DE CONHECIMENTO

3.13.00.00-6 Engenharia Biomédica

ano
N ^o :

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)