

Comparação do Desempenho de Filtros Redutores de “Speckle”

SIDNEI J.S. SANT’ANNA¹
NELSON D. A. MASCARENHAS²

¹INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
DPI - Divisão de Processamento de Imagens
Avenida dos Astronautas, 1758
12227-010 São José dos Campos, SP, Brasil
sidnei@dpi.inpe.br

²Universidade Federal de São Carlos
Departamento de Computação
Via Washington Luiz Km 235
13565-905 São Carlos, SP, Brasil
nelson@power.ufscar.br

Abstract. The Synthetic Aperture Radar (SAR) technology has been widely used in remote sensing in recent years. SAR images have a granular aspect, denominated speckle noise. The visual or/and automatic interpretation of these images can be drastically affected due to speckle. In order to minimize the effect of this noise, several filters have been proposed. Therefore, it is necessary to study the performance of these filters. The purpose of this work is to compare some speckle reduction filters, from the point of view of signal to noise ratio (SNR) improvement and spatial resolution loss. The SNR was measured calculating the equivalent number of looks in homogeneous areas. The resolution loss was assessed through the ability of the filters to preserve structures in the image, like edges. The Euclidean distance was computed to unify both criterions in a single measure.

Key Words: edge detection, resolution loss, SAR, speckle filtering

1 Introdução

Os filtros lineares têm grande utilização na área de processamento de sinais, pois geralmente são fáceis de serem projetados e implementados. Estes filtros exibem desempenhos bastante satisfatórios em várias aplicações nas quais o ruído pode ser modelado como Gaussiano, aditivo e independente do sinal. Entretanto, existem aplicações em que os sistemas não são lineares e o ruído não é modelado desta forma. Este caso acontece, por exemplo, no processamento de imagens de radar de abertura sintética (SAR - *Synthetic Aperture Radar*). O ruído em imagens SAR, denominado *speckle*, é resultante do processamento coerente do sinal retroespalhado e dá um aspecto granuloso a estas imagens. É comum modelar o *speckle* como um ruído multiplicativo de média unitária, variância σ_n^2 e não correlacionado com o sinal (Goodman, 1976 e Ulaby et al, 1982). Nesta modelagem se X é uma variável

aleatória que modela o ruído, então os dados observados $Y(\omega)$ são dados por $Y(\omega) = X(\omega) \cdot N(\omega)$.

De acordo com esta modelagem é mostrado que a função densidade de probabilidade que caracteriza o *speckle*, para o caso de imagens processadas em *1-look*, pode ser Rayleigh (imagem em amplitude) ou Exponencial (imagem em intensidade), dependendo apenas da detecção utilizada no processador do SAR.

O aspecto granuloso das imagens SAR dificulta imensamente as suas interpretações visual e automática. Desta forma, dependendo da aplicação requerida, se faz necessária a redução do ruído *speckle* nas imagens. Basicamente existem duas técnicas para a redução do *speckle*: o processamento *multilook* e a filtragem espacial. A primeira técnica é realizada no processamento da imagem, existindo uma relação direta entre o aumento do número de *looks* utilizados e a perda de resolução azimutal. A filtragem espacial é uma técnica de pós-processamento e, devido à sua importância, existem várias propostas na literatura. Estes filtros são usualmente projetados para aumentar a

relação sinal-ruído (SNR) e, simultaneamente, para preservar a resolução das imagens.

Este trabalho objetiva avaliar comparativamente os filtros da Média Simples, Média Direcional, alguns Robustos e o de Frost. Esta avaliação é realizada utilizando-se imagens em amplitude e processadas em *1-look*. A comparação entre os filtros é realizada através da “habilidade” do filtro em preservar estruturas de bordas (perda de resolução), assim como do aumento da relação sinal-ruído.

2 Filtros

Dos filtros utilizados neste estudo apenas os que envolvem a média não adotam nenhum modelo para o ruído. Os outros filtros adotam o modelo multiplicativo para o ruído. Com a adoção deste modelo, para imagens em amplitude e *1-look*, a distribuição marginal de observações correspondentes a áreas homogêneas obedece à distribuição Rayleigh.

O filtro da Média Simples consiste da troca do valor do pixel central de uma janela de processamento pela média aritmética dos valores dos pixels que pertencem a esta janela. Este filtro causa uma suavização indiscriminada na imagem filtrada e doravante será denominado simplesmente por filtro da Média.

Nos filtros da Média Direcional o valor do pixel filtrado será dado pela média aritmética dos valores dos pixels que compõem uma das doze regiões dadas por seis direções ortogonais. Seis das doze regiões usadas pelos filtros da Média Direcional são representados na Figura 1, onde com “•” representam-se as coordenadas dos pixels envolvidos nos cálculos. As coordenadas dos pixels representados por “o”, nesta figura, não são levados em consideração nos cálculos. A escolha de qual região será usada no processamento é feita considerando-se a menor diferença entre o valor do pixel a ser filtrado (pixel central da janela) e uma medida realizada sobre os valores dos pixels de cada região. Foram usadas a média, a variância, a diferença entre os valores máximo e mínimo (*range*) e o coeficiente de variação como tais medidas. Estes filtros, utilizando essas medidas, serão denotados por MdM, MdV, MdR e MdCV, respectivamente.

Figura 1: Exemplo de algumas regiões consideradas no filtro da Média Direcional, para as direções: (a) horizontal, (b) vertical, (c) inclinada 135°, (d) inclinada 45°, e os vértices (e) superior esquerdo e (f) inferior direito.

Os filtros robustos adotados neste trabalho foram desenvolvidos para o caso em que os valores dos pixels a serem filtrados provêm da distribuição Rayleigh a um parâmetro: $Y \sim R(\theta)$. Esta distribuição tem função distribuição acumulada (que é utilizada na implementação dos filtros) dada por:

$$F_Y(y) = 1 - \exp\left(-\frac{y^2}{2\theta^2}\right) \quad \forall y, \theta \in \mathfrak{R}^+$$

A filtragem é realizada como uma estimação robusta do parâmetro num vetor de observações de tamanho m , $y_w = (y_1, \dots, y_m)$. Para a estimação fez-se uso do estimador da Mediana e do *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE), dados por:

$$\hat{\theta}_{\text{Med}} = \frac{Q_2(y_w)}{\sqrt{2 \ln(2)}},$$

$$\hat{\theta}_{\text{BLUE}} = \frac{\sqrt{B^2 + 8AC} - B}{4},$$

onde

$$A = m - 2\alpha$$

$$B = \frac{\alpha(m-\alpha)(m+1)}{(\alpha+1)^2} \left[-2 \ln\left(\frac{m-\alpha}{\alpha-1}\right) \right]^{3/2}$$

$$C = \sum_{i=\alpha+1}^{m-\alpha} y_{i:m}^2 + \alpha y_{m-\alpha:m}^2 -$$

$$\frac{\alpha(m-\alpha)}{\alpha+1} \left[1 + \frac{2(\alpha+1)}{m+1} \ln\left(\frac{m-\alpha}{m+1}\right) \right]$$

sendo que o primeiro estimador é assintoticamente consistente e que $Q_2(\mathbf{y}_W)$ denota a mediana amostral de \mathbf{y}_W . Na definição dos coeficientes do BLUE $y_{i:m}$ representa o i menor valor entre os valores de \mathbf{y}_W ordenados de forma ascendente e α é a quantidade das maiores e menores observações desprezadas. Vale ressaltar que $\hat{\theta}_{BLUE}$ é uma aproximação da solução geral do BLUE.

O filtro de Frost é derivado da minimização do erro médio quadrático sobre o modelo multiplicativo. É um filtro convolucional, linear, e incorpora uma dependência entre os valores dos pixels através de uma função de correlação exponencial.

Ao leitor interessado em mais detalhes sobre estes e outros filtros redutores de *speckle* recomendam-se as referências Frery (1993), Frery e Sant'Anna (1993a e 1993b), Frery et al (1995), Frost et al (1982), Jain (1989) e Sant'Anna (1995), além daquelas contidas nestas.

3 Critérios de Avaliação

Para este estudo são propostos dois critérios de avaliação de filtros, como em Sant'Anna e Mascarenhas (1994). Um critério relacionado à SNR e outro à perda de resolução espacial provocados pela aplicação das técnicas de filtragem.

A relação sinal-ruído é uma medida de grande importância em processamento de sinais. No contexto da filtragem de imagens, quanto maior for a SNR da imagem filtrada pode-se dizer que o filtro reduziu mais o ruído. Isto é, os valores dos pixels da imagem filtrada se aproximam mais dos seus correspondentes na imagem desejada (sem ruído).

No processamento de imagens quando se reduz indiscriminadamente as altas frequências diz-se que há uma perda de resolução. Isto ocorre porque as altas frequências estão associadas a detalhes finos (alta resolução) da imagem, os quais podem representar uma borda. Pensando desta forma, pode-se utilizar a detecção de bordas como uma maneira de se quantificar a perda de resolução espacial em imagens. Assim sendo quanto "melhor" uma borda é detectada numa imagem filtrada menor é a perda de resolução provocada por esse algoritmo de filtragem.

A detecção de bordas pode ser representada por uma operação local aplicada a uma imagem, seguida por uma limiarização. O resultado deste processo é um

mapa de bordas da imagem. A operação local serve para realçar ou acentuar alguma descontinuidade em um atributo da imagem e a limiarização permite julgar a presença ou não de uma borda, dado um nível de limiar (τ) pré-definido.

4 Descrição dos Dados e Metodologia

Este trabalho foi realizado usando-se quatro imagens simuladas. Na simulação gerou-se um conjunto de observações de variáveis aleatórias Rayleigh independentes e sem correlação entre os pixels. Este método é semelhante ao utilizado por Martin e Turner (1991). Todas as imagens possuem tamanho de 128 x 128 pixels e estão divididas em um fundo sobre o qual há um quadrado centrado de 60 pixels de lado. Os *backscatters* (θ) na região do quadrado e do fundo possuem valores constantes de 70 e 20, respectivamente, para a imagem original.

Figura 2: Localização das áreas de amostragem.

A metodologia empregada no cálculo da relação sinal-ruído fez uso do número equivalente de *looks* (NEL). A estimação do NEL em áreas homogêneas de imagens em amplitude e *1-look* pode ser estimada por:

$$NEL = \left(\frac{4 - \pi}{\pi} \right) \left(\frac{1}{\hat{C}_V} \right)^2$$

onde \hat{C}_V é o coeficiente de variação estimado. Esta relação supõe que o dado *multilook* observado é o resultado de convolver observações provenientes da distribuição Rayleigh.

As imagens foram subdivididas em 16 regiões homogêneas (como mostrado na figura 2) para o cômputo do NEL. O número de pixels mínimo e

máximo destas regiões são, respectivamente, 240 e 480. Desta forma computou-se o NEL médio e o seu desvio padrão baseado nas 64 regiões.

Na abordagem da detecção de bordas utilizou-se o detector paramétrico descrito em Bovik e Munson (1986). Este detector calcula uma aproximação do gradiente (Δ) utilizando os gradientes discretos das direções vertical (Δ_V) e horizontal (Δ_H). Os últimos dois gradientes são definidos através do valor absoluto da diferença entre as médias de regiões vizinhas. Assim, o gradiente em um ponto é dado por $\Delta = (\Delta_V^2 + \Delta_H^2)^{1/2}$, e julga-se a presença ou ausência de uma borda, neste ponto, se $\Delta \geq \tau$ e $\Delta < \tau$, respectivamente.

Para se quantificar a preservação das estruturas de bordas nas imagens após a filtragem, calculou-se as percentagens dos pixels corretamente (P_C) e erroneamente (P_E) detectados como bordas bem como daqueles pixels de borda que não foram detectados (P_N).

Para este trabalho todas as imagens foram filtradas com janela quadrada de tamanho 5 e no algoritmo do BLUE utilizou-se uma quantidade de observações desprezadas igual a 10, isto é, $\alpha = 5$.

5 Resultados e Discussão

Os resultados obtidos com as abordagens descritas na Seção 4 são apresentados a seguir.

Na Tabela 1 são mostrados o NEL médio e seu desvio padrão encontrado para a imagem ruidosa e para as imagens resultantes da aplicação de cada filtro. A partir desta tabela construiu-se o gráfico da Figura 3, onde as barras de erro representam um desvio padrão. Pode-se observar que o filtro que mais aumenta a relação sinal-ruído é o da Média. Contudo este filtro apresenta a maior variância para o estimador do NEL. O filtro da MdM é o que menos aumenta esta relação e por outro lado apresenta a menor variância para o estimador do NEL. Analisando-se estatisticamente a diferença entre os estimadores do NEL, ao nível de 95% de significância, após a aplicação dos diversos filtros pode-se dizer que os filtros:

- da Mediana e BLUE não são diferentes dos filtros da Média e de Frost no tocante ao aumento da SNR;
- da Média apresenta aumento da SNR maior que o de Frost;

- da MdR, MdV e MdCV apresentam equivalentes aumentos da SNR; e
- da MdM apresenta o aumento da SNR equivalente ao MdV.

	NEL	STD
Ruidosa	1.01	0.082
Média	27.18	6.537
Mediana	16.49	3.690
BLUE	19.89	4.600
MdM	5.34	0.667
MdV	7.04	1.303
MdR	8.27	1.313
MdCV	8.17	1.322
Frost	15.60	3.302

Tabela 1: Número equivalente de *looks* médio e seu desvio padrão.

Na determinação do desempenho dos filtros, de acordo com a detecção de bordas, utilizou-se a distância Euclidiana (d_{L_2}) em \mathfrak{R}^3 definida com relação ao ponto $P = (1,0,0)$, dada por:

$$d_{L_2}(T, P) = \sqrt{(P_C - 1)^2 + P_E^2 + P_N^2}$$

Figura 3: Número equivalente de *looks* médio obtido para cada imagem.

Os valores encontrados para P_C , P_E , P_N (vide seção 4) e d_{L_2} são apresentados na Tabela 2. De acordo com o mencionado na seção 3 o “melhor” filtro é aquele que minimiza d_{L_2} . Assim pode-se dizer que o “melhor” e o “pior” filtros são, respectivamente, o Frost e o BLUE.

Na Figura 4 encontram-se as imagens resultantes da filtragem realizada em uma das imagens simuladas e seus respectivos mapas de bordas. Desta figura e da Tabela 2 observa-se que:

- a imagem ruidosa apresenta o menor e o maior valor de P_N e P_E , respectivamente. Isto mostra a

dificuldade de uma segmentação automática ocasionada pelo ruído, uma vez que há grande quantidade de bordas espúrias detectadas nesta imagem.

- nos filtros da Média, do BLUE e do Frost os pixels detectados erroneamente como pixels de borda estão na região de borda da imagem. O mesmo não acontece com os demais filtros, pois bordas espúrias são encontradas no interior do quadrado.
- o filtro do BLUE apresenta o menor valor de P_E , porém o maior valor de P_N . O mapa de bordas deste filtro mostra claramente o alto valor de P_N , justificando assim o seu alto valor da norma.
- dados os valores de P_N e P_E para os filtros da Média e Mediana este, curiosamente, provoca um borramento de bordas maior que aquele.
- o mapa de bordas do filtro da Mediana é mais “grosso” que o do filtro da Média. Ou seja, dada uma das quatro bordas há mais pontos detectados como pixels de bordas no mapa de bordas do filtro da Mediana que no da Média.
- os mapas de bordas dos filtros direcionais são visualmente semelhantes, porém o borramento das bordas causado pelo filtro MdV é maior que o provocado pela aplicação dos outros filtros direcionais.

	P_C	P_N	P_E	Norma L_2
Original	100.00	0.00	0.00	0.00
Ruidosa	37.00	5.29	57.71	0.86
Média	46.39	40.25	13.36	0.68
Mediana	43.19	23.47	33.33	0.70
BLUE	32.40	63.60	4.00	0.93
MdM	57.33	11.64	31.03	0.54
MdV	39.14	25.64	35.22	0.75
MdR	47.66	18.27	34.07	0.65
MdCV	56.80	6.61	36.59	0.57
Frost	61.98	12.21	25.81	0.48

Tabela 2: Valores obtidos de P_C , P_N , P_E e da Norma L_2 .

Para todo processo de filtragem espacial existe um compromisso entre a relação sinal-ruído e a perda de resolução espacial. Numa tentativa de se quantificar este compromisso se computou a norma L_2 em \mathfrak{R}^4 em relação ao ponto $P = (1, 0, 0, 0)$. Para este cálculo utilizou-se os valores de P_C , P_N , P_E e $1/NEL$. Os valores do NEL são invertidos a fim de se compatibilizar às quatro medidas. Desta forma o “melhor” filtro com relação aos critérios da perda de resolução e de SNR deveria possuir $P_C = 1$, $P_N = P_E = 1/NEL = 0$. Os valores encontrados da norma em \mathfrak{R}^4 não se diferenciam muito daqueles encontrados para norma em \mathfrak{R}^3 (detecção de bordas).

Assim sendo, chega-se a um ordenamento dos filtros do “melhor” para o “pior”, baseados no critério da norma, da seguinte forma: Frost, MdM, MdCV, MdR, Média, Mediana, MdV e BLUE.

6 Conclusões e Sugestões

O processo de simulação apresenta bons resultados, pois o NEL estimado para a imagem ruidosa é bem próximo do valor teórico que é um.

Deve-se observar a limitação da avaliação efetuada através da detecção de bordas uma vez que poderá haver variações nos resultados, devido à escolha de um outro tipo de detector ou de limiar. As medidas de P_C , P_N e P_E são ponderadas igualmente, por isso o valor da norma obtido para a imagem ruidosa é menor do que aquele obtido para a imagem filtrada pelo BLUE.

Com este estudo pode-se verificar que os filtros de Frost e o BLUE apresentaram o melhor e o pior resultado, respectivamente, quando se leva em conta os dois critérios.

Os filtros direcionais apresentaram bom desempenho com relação aos dois critérios. Por serem simples de se implementar, aparecem como uma boa opção de filtros redutores de *speckle*.

Os filtros robustos podem ter tido seus desempenhos prejudicados devido à discretização e ao truncamento dos valores observados. Estes filtros podem ainda não ser consistentes para o tamanho de janela utilizado ($J = 5$).

Para a realização de trabalhos futuros sugere-se a procura de uma medida que pondere melhor P_C , P_N e P_E , penalizando mais fortemente as bordas espúrias.

7 Agradecimentos

Os autores agradecem aos Drs. Corina da C. F. Yanasse e Alejandro C. Frery por todo apoio dado e pelas valiosas trocas de idéias e sugestões.

8 Referências

- Bovik, A. C.; Munson, Jr. D. C. Optimal detection of object boundaries in uncorrelated speckle. *Optical Engineering*, 25(11), nov. 1986, pp. 1246-1252.
- Frery, A. C.; Sant'Anna, S. J. S. Redução de ruído em imagens SAR pelo uso de filtros robustos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 7., Curitiba, 10-14 maio 1993. *Anais*. São José dos Campos, INPE/SBC, 1993a, v.3., p.433-443.
- Frery, A. C.; Sant'Anna, S. J. S. Non-adaptive robust filters for speckle noise reduction. Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 6., Recife, PE, 19-22 out. 1993b.
- Frery, A. C.; Sant'Anna, S. J. S.; Mascarenhas, N. D. A.; Bustos, O. H. Robust inference techniques for speckle noise reduction in 1-look amplitude SAR images. (submetido a *Applied Signal Processing*). São José dos Campos, INPE, 1995.
- Frost, V. S.; Stiles, J. A.; Shanmugan, K. S.; Holtzman, J. C. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-4:157-166, 1982b.
- Goodman, J. W. Statistical properties of laser speckle patterns. In: Dainty, J.C., ed. *Laser Speckle and Related Phenomena*, chap. 2, Springer-Verlag, 1976.
- Jain, A. K. *Fundamentals of digital image processing*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1989.
- Martin, F.J.; Turner, R. W. SAR speckle reduction by weighted filtering. Winchester, IBM UK Scientific Center, 1991.
- Sant'Anna, S. J. S. *Avaliação do desempenho de filtros redutores de "speckle" em imagens de radar de abertura sintética*. (Dissertação de Mestrado) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, SP, 1994. (a aparecer).
- Sant'Anna, S. J. S.; Mascarenhas, N. D. A. Avaliação comparativa da perda de resolução espacial de filtros redutores de ruído *speckle*. In: Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, 7., Curitiba, PR, 9-11 nov. 1994. *Anais*. Curitiba, SBC/UFPR, nov. 1994, pp. 141-148.
- Ulaby, F. T.; Moore, R. K.; Fung, A. K. *Microwave remote sensing active and passive*. Washington, DC, Addison-Wesley, 1982, v.2.

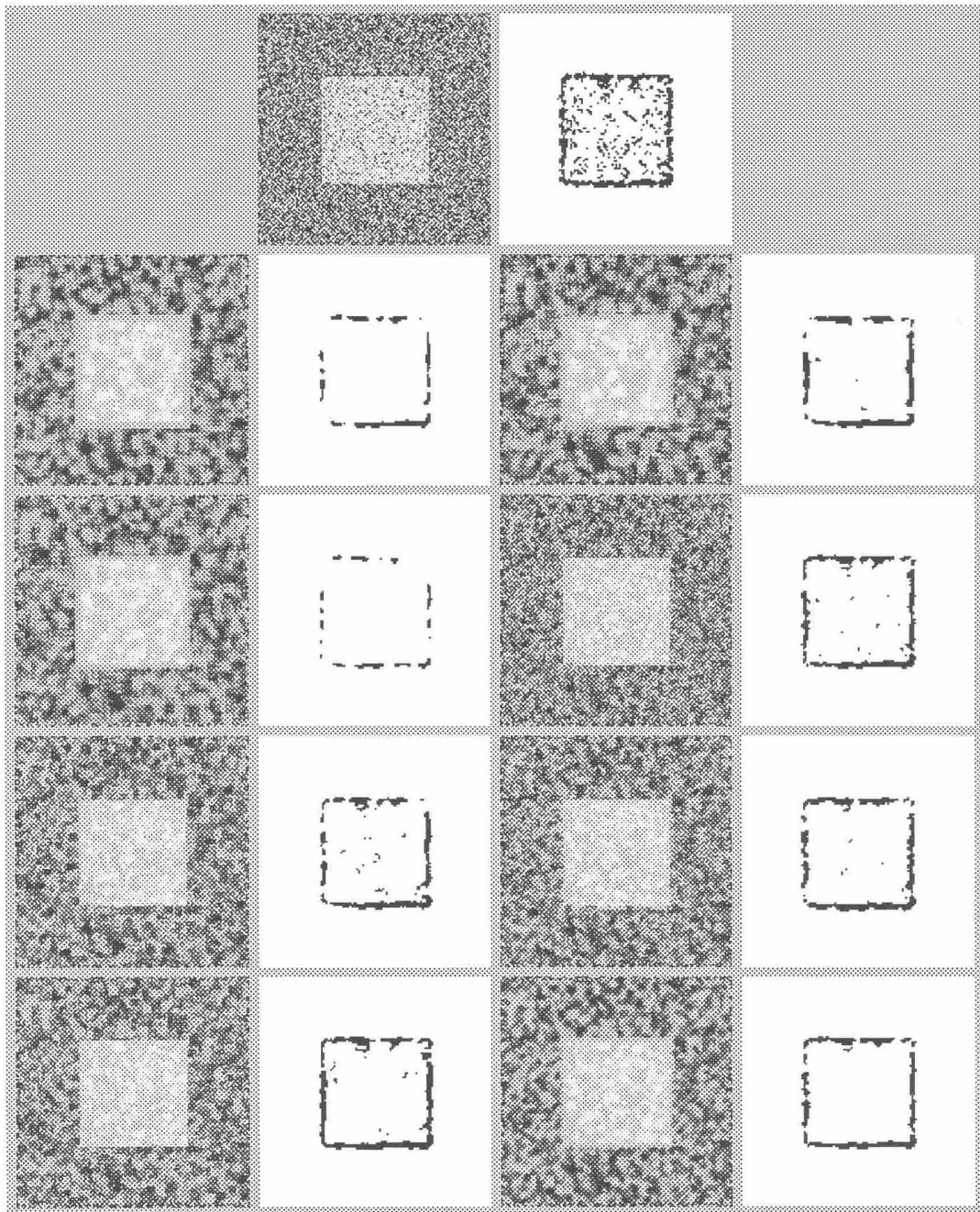


Figura 4: Imagem filtrada com seu respectivo mapa de bordas, ordenados de cima para baixo e da esquerda para a direita como: Ruidosa, Média, Mediana, BLUE, MdM, MdV, MdR, MdCV e Frost.