

Eliminação de Ruído Impulsivo Usando um Filtro Mediano Seletivo e Difusão Isotrópica

Marcos Proença de Almeida ¹
Maurílio Boaventura ¹

Resumo: Neste trabalho apresenta-se um algoritmo combinando-se uma modificação do filtro mediano padrão, com base no detector de ruído impulsivo proposto por Chen, Yang e Cao, com um processo de difusão isotrópica para remoção de ruído sal e pimenta. Para eliminar ruído impulsivo em imagens coloridas, a ideia é aplicar o algoritmo separadamente em cada canal de cor. Os experimentos realizados indicam que o método proposto apresenta-se como um filtro robusto para restauração de imagens com grandes densidades de ruído.

Palavras-chave: Processamento de Imagens, Eliminação de Ruído, Ruído Impulsivo, Difusão Isotrópica, Filtro Mediano.

Abstract: In this paper we present an algorithm combining a modification of standard median filter, based on the impulsive noise detector proposed by Chen, Yang and Cao, with an isotropic diffusion processes for removal of the salt and pepper noise. For removing impulsive noise in color images, the idea is apply the algorithm separately in each color channel. Experiments indicate that the proposed method presents as a robust filter for the removal of impulsive noise from highly corrupted images.

Keywords: Image Processing, Noise Removal, Impulse Noise, Isotropic Diffusion, Median Filter.

1 Introdução

Ruído impulsivo, ou ruído sal e pimenta, em imagens digitais é geralmente proveniente do processo de transmissão de dados [1, 2]. Imagens com ruído, em geral, fornecem informações errôneas durante o processo de aquisição de informações, prejudicando, dessa forma, as demais etapas de processamento [3]. Em geral, métodos para eliminação de ruído Gaussiano possuem um desempenho inferior na presença de ruído impulsivo [4]. Dessa forma, a aplicação de filtros para suprimir o ruído presente em uma imagem de modo a preservar seus detalhes, como contornos, texturas, etc. é fundamental e deve estar presente na etapa de pré-processamento.

A utilização de imagens coloridas tem aumentado significativamente, assim como o interesse em métodos para eliminação de ruído em tais imagens [3]. A maneira mais natural

¹Departamento de Ciências de Computação e Estatística, IBILCE/UNESP, São José do Rio Preto, SP, Brasil
{almeidamp@sjrp.unesp.br, maurilio@ibilce.unesp.br}

de restaurar uma imagem colorida é estender diretamente os filtros dedicados às imagens em escala de cinza [5] para cada canal de cor de uma imagem colorida. Vários métodos de remoção de ruído para imagens em escala de cinza têm sido propostos e, grande parte, são embasados no *standard median filter* (SMF) [5] e suas variações, os quais utilizam informações locais para recuperar um determinado pixel. Os filtros vetoriais compõem outra classe importante de métodos para imagens coloridas, uma vez que consideram uma imagem colorida como sendo um campo vetorial e, com isso, fazem uso de técnicas multicanais. Entre eles o *vector median filter* (VMF) [6] e suas variantes são amplamente conhecidos.

Métodos para remoção de ruído geralmente utilizam pixels contaminados no processo de restauração. Na busca de melhores resultados para imagens com ruído impulsivo, uma detecção prévia dos pixels deteriorados tem sido associada ao processo de eliminação, a qual permite a utilização de informações provenientes, principalmente, da imagem original.

Modelos matemáticos baseados em equações diferenciais parciais estão sendo aplicados, com sucesso, na tarefa de restauração de imagens digitais, como por exemplo, no processo de eliminação de ruídos. Filtros baseados em difusão isotrópica efetuam um processo de suavização na imagem, atenuando a presença de ruído.

Neste trabalho, propõe-se um algoritmo para eliminação de ruído impulsivo utilizando-se um filtro mediano seletivo (FMS), a partir do processo de detecção proposto por Chen, Yang e Cao [7], juntamente com a aplicação de um processo de difusão isotrópica. Estes mesmos procedimentos podem ser estendidos para cada canal de cor e, desta forma, serem utilizados para remoção de ruído impulsivo em imagens coloridas.

O presente trabalho está organizado como segue. Na Seção 2 são apresentados o método de detecção de ruído impulsivo, o filtro mediano seletivo, o processo de difusão isotrópica e o método proposto para restauração de imagens coloridas. A Seção 3 é composta pelos resultados experimentais. As conclusões estão descritas na Seção 4.

2 Descrição do Método

Uma imagem bidimensional pode ser definida como uma função bidimensional limitada $u : \Omega \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}^c$, em que $c = 1$ para imagens em escala de cinzas e $c = 3$ para imagens coloridas no sistema RGB. Em uma imagem em escala de cinza, os valores de $u(x, y)$ correspondem à intensidade ou nível de cinza da imagem u nos pontos $(x, y) \in \Omega$, os quais são proporcionais ao brilho da imagem. Entretanto, em uma imagem colorida, tem-se $u(x, y) = (r_u(x, y), g_u(x, y), b_u(x, y))$, em que r_u , g_u e b_u representam a intensidade dos canais vermelho, verde e azul, respectivamente, que formam a imagem colorida. Note que r_u , g_u e b_u são imagens em escala de cinza, uma vez que $r_u, g_u, b_u : \Omega \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$.

Uma imagem digital em escala de cinza é uma imagem u discretizada tanto em coor-

denadas espaciais quanto em brilho. Em geral, Ω é um retângulo de lados m e n , discretizado com uma malha bidimensional regular de passo 1. Desse modo, pode-se representar uma imagem digital por uma matriz $(u_{ij})_{m \times n}$ de entradas $u_{ij} \in \mathbb{Z}$, em que $u_{ij} = u(x_i, y_j)$ para $(i, j) \in I = \{1, 2, 3, \dots, m\} \times \{1, 2, 3, \dots, n\}$ e $0 \leq u_{ij} \leq 255$. Cada elemento dessa matriz é chamado de elemento da imagem ou, simplesmente, pixel.

2.1 Detecção de Ruído Impulsivo

Os autores Chen, Yang e Cao [7] propuseram um método de detecção de ruído impulsivo para imagens em escala de cinza. Tal método consiste em comparar o valor da intensidade de um determinado pixel com a intensidade de seus pixels vizinhos, considerando que a intensidade de um pixel impulso varia muito em relação a maioria ou a todos os seus vizinhos, enquanto que pixels vizinhos compostos por intensidades similares, em geral, compõem detalhes da imagem. A descrição desse método encontra-se a seguir.

Considere uma imagem em escala de cinza, u , de tamanho $m \times n$, contaminada por ruído impulsivo, sendo u_{ij} é o valor da intensidade do pixel de posição (i, j) , para todo $(i, j) \in I$. O método consiste em avaliar a variação das intensidades dos pixels em uma determinada vizinhança, considerando a janela $W_{ij}^u(h)$ de tamanho $(2h + 1) \times (2h + 1)$ centrada no pixel u_{ij} , isto é, $W_{ij}^u(h) = \{u_{i+k_1, j+k_2} \mid -h \leq k_1, k_2 \leq h\}$, para algum inteiro $h \geq 1$ e, também, uma vizinhança $\Omega^0(u_{ij})$ obtida por meio do conjunto de pontos em $W_{ij}^u(h)$ retirando-se o pixel central u_{ij} .

A fim de medir a variação da intensidade de um pixel u_{ij} para com os pixels presentes na vizinhança $\Omega^0(u_{ij})$, foi utilizada a medida

$$d(u_{ij}, \Omega^0(u_{ij})) = \sum_{k=\lfloor \tau \times T \rfloor}^T \exp(s_k), \quad (1)$$

em que $\exp(x)$ é a função exponencial, usada para aumentar a ordem entre as diferenças de intensidade dos pixels. Na Equação (1), $T = (2h+1) \times (2h+1) - 1$, τ é um parâmetro de corte entre 0 e 1, $\lfloor \cdot \rfloor$ é a função que retorna o maior inteiro menor ou igual do que seu argumento e s_k é o k -ésimo valor na amostra ordenada $|q_{(1)} - u_{ij}| \leq |q_{(2)} - u_{ij}| \leq \dots \leq |q_{(T)} - u_{ij}|$, com $q_i \in \Omega^0(u_{ij})$ para todo $i = 1, 2, 3, \dots, T$.

Dessa forma, obtém-se uma matriz $[d_{ij}]_{m \times n}$ com as medidas $d_{ij} = d(u_{ij}, \Omega^0(u_{ij}))$, para todos os pixels da imagem. Com isso, é possível construir uma matriz binária $[M_{ij}]_{m \times n}$, em que cada valor M_{ij} corresponde a um pixel u_{ij} , por meio dos seguintes passos:

1. dividir a matriz das medidas $[d_{ij}]$ em blocos de tamanho $g \times g$, disjuntos e vizinhos;
2. calcular a raiz média quadrática (*rms*) de cada bloco da matriz $[d_{ij}]$. Em cada bloco, se $d_{ij} > rms$, definir $M_{ij} = 1$, caso contrário, definir $M_{ij} = 0$;

- em cada bloco, se o valor de qualquer pixel u_{st} é igual ao valor de um pixel u_{ij} que foi marcado com $M_{ij} = 1$ no passo 2, definir $M_{st} = 1$.

O pixel u_{ij} é classificado em um pixel com ruído se $M_{ij} = 1$ ou em um pixel sem ruído se $M_{ij} = 0$. O conjunto de todos os pixels da imagem classificados como ruído é representado neste trabalho por Ω_d .

2.2 Filtro Mediano Seletivo (FMS)

O filtro mediano, para imagens em escala de cinza, consiste em substituir a intensidade de um pixel deteriorado pela mediana dos níveis de cinza dos pixels presentes em uma determinada vizinhança desse pixel, ou seja, $\hat{u}_{ij} = \text{mediana}\{u_{st} | u_{st} \in \Omega^0(u_{ij})\}$, para todo $(i, j) \in I$, sendo \hat{u} a imagem restaurada a partir da imagem com ruído u .

Uma vez realizada a detecção de ruído, propõe-se, neste trabalho, a utilização do filtro mediano com uma vizinhança $\Omega^N(p)$, contendo N pixels classificados em sem ruído e que sejam os mais próximos do pixel central p , pixel este a ser restaurado, para que o processo de restauração contenha informações, principalmente, da imagem original, com o objetivo de melhorar o desempenho do filtro mediano. Os autores Chen, Yang e Cao [7] propuseram um algoritmo para se obter uma vizinhança constituída pelos pixels mais próximos e sem ruído. Neste trabalho, utilizou-se este mesmo procedimento para obter a vizinhança Ω^N , no qual foi considerada a distância *city block* $D(u_{ij}, u_{st}) = |i - s| + |j - t|$ como sendo a distância entre os pixels u_{ij} e u_{st} e as vizinhanças $\Phi(u_{ij}, h) = W_{ij}^u(h) - W_{ij}^u(h - 1)$, com $h = 1, 2, 3, \dots, H$, e $W_{ij}^u(0) = \{u_{ij}\}$.

A Figura 1 ilustra o pixel central u_{ij} , as estruturas de $\Phi(u_{ij}, 1)$ e $\Phi(u_{ij}, 2)$ e as distâncias entre o pixel u_{ij} e seus vizinhos.

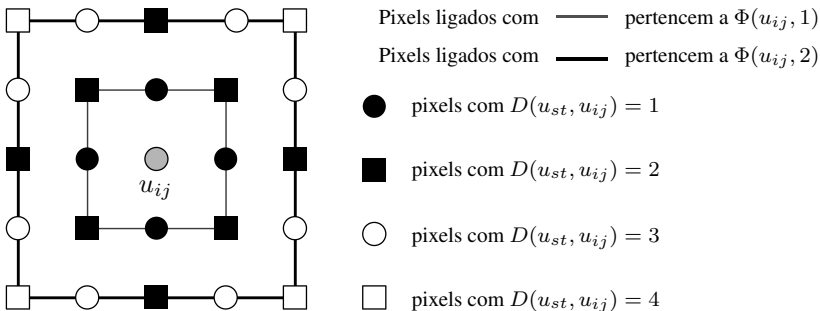


Figura 1. Estrutura da vizinhança de u_{ij} , com $\Phi(u_{ij}, 1)$ e $\Phi(u_{ij}, 2)$

Na Figura 2 é apresentado o algoritmo para a seleção dos pixels de Ω^N , no qual a vizinhança considerada tem tamanho $(2h + 1) \times (2h + 1)$, com $1 \leq h \leq H$, e M é a matriz com a classificação dos pixels, descrita na Seção 2.1.

ALGORITMO (PSEUDO-CÓDIGO)

Início

1. **Entradas:**
 H : tamanho máximo da vizinhança de busca;
 N : número de pixels selecionados;
2. **Inicialização das variáveis:**
 $h = 1$; $num = 0$; $S = \emptyset$;
3. **Busca dos pixels:**
enquanto ($num < N$ e $h < H$)
 para ($u_{st} \in \Phi(u_{ij}, h)$)
 para ($k = h \dots 2h$)
 se ($D(u_{st}, u_{ij}) == k$ e $M_{st} == 0$)
 coloque u_{st} em S ;
 $num++$;
 fim se
 fim para
 fim para
 $h++$;
fim enquanto
4. **Seleciona os N primeiros pixels de conjunto S :**
 $\Omega^N(u_{ij}) = S(1 \dots N)$;
5. **Saída:**
 $\Omega^N(u_{ij})$;

Fim

Figura 2. Algoritmo da seleção dos pixels da vizinhança Ω^N

Dessa forma, um pixel deteriorado pode ser restaurado substituindo-se o seu nível de cinza pela intensidade mediana da amostra ordenada, obtida a partir da intensidade dos seus N pixels vizinhos mais próximos e classificados em sem ruído, isto é,

$$\hat{u}_{ij} = \begin{cases} \text{mediana}\{u_{st} | u_{st} \in \Omega^N(u_{ij})\}, & \text{se } u_{ij} \in \Omega_d, \\ u_{ij}, & \text{se } u_{ij} \notin \Omega_d. \end{cases} \quad (2)$$

Na Equação (2) o critério de ordenação escolhido para o cálculo da mediana foi baseado na intensidade dos pixels, em que $q_i \leq q_j$ se a intensidade do pixel q_i for menor ou igual à intensidade do pixel q_j .

Observe que, ao selecionar apenas pixels previamente classificados em sem ruído, o filtro mediano agrega uma característica de seletividade.

2.3 Difusão Isotrópica

Métodos baseados em processos difusivos, no contexto de processamento de imagens, apresentam como principal característica a suavização dos detalhes da imagem. Neste trabalho, foi utilizado o processo de difusão isotrópica dado pela equação diferencial

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla^2[\nabla^2 u], \quad (3)$$

em que a imagem com ruído é a condição inicial, a qual pode ser empregada na tarefa de restauração de imagens para atenuar a presença de ruído. Como a aplicação deste processo de difusão é realizada localmente, ou seja, apenas nos pixels com ruído e utilizando-se as informações presentes em sua vizinhança, as características originais da imagem são preservadas.

Uma implementação computacional da Equação (3) pode ser obtida por meio do método de diferenças finitas, o qual consiste em realizar uma discretização do domínio e, com isso, obter aproximações discretizadas para as derivadas presentes na equação diferencial (3). A aplicação do método de diferenças finitas resulta em um processo iterativo, em termos da variável temporal, para os pixels $u_{ij} \in \Omega_d$, dado pela equação

$$u_{ij}^{(t+1)} = u_{ij}^{(t)} - \Delta t \nabla^2 v_{ij}^{(t)}, \quad (4)$$

na qual

$$v_{ij}^{(t)} = \nabla^2 u_{ij}^{(t)} = u_{i+1j}^{(t)} + u_{i-1j}^{(t)} + u_{ij+1}^{(t)} + u_{ij-1}^{(t)} - 4u_{ij}^{(t)}, \quad (5)$$

para $t = 0, 1, 2, \dots, t_f$, em que t_f é escolhido de modo a obter melhores resultados no processo de suavização, Δt é o passo utilizado na discretização da variável temporal e $u^{(0)}$ é a imagem inicial a ser processada.

2.4 Método Proposto para Restauração de Imagens Coloridas

A partir dos métodos de detecção de ruído impulsivo, do FMS e do processo de difusão isotrópica, o método proposto neste trabalho para eliminação de ruído impulsivo em imagens coloridas, pode ser sumarizado da seguinte forma:

1. detectar o ruído impulsivo em cada canal de cor separadamente;
2. aplicar o FMS em cada canal de cor, considerando a identificação obtida no passo 1;
3. utilizar a imagem obtida no passo 2 como imagem inicial para o processo iterativo de difusão isotrópica, aplicado apenas nos pixels classificados em com ruído no passo 1.

A Figura 3 ilustra os passos realizados no método proposto para eliminação de ruído impulsivo em imagens coloridas.

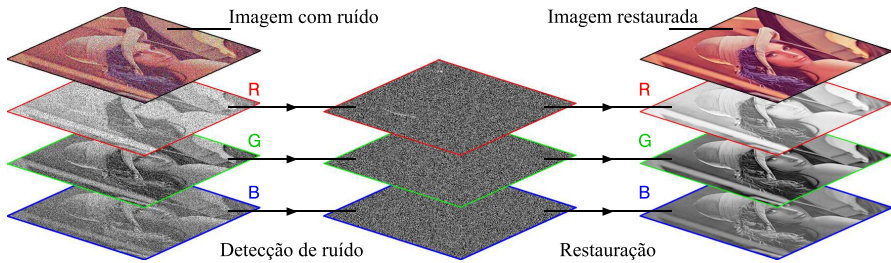


Figura 3. Etapas do método proposto.

3 Resultados Experimentais

Nesta seção, são apresentados experimentos realizados com imagens 512×512 24-bits RGB da modelo Lena, a fim de remover o ruído impulsivo e preservar suas características originais. Para tal, a imagem original foi contaminada com ruído impulsivo, em que a densidade de ruído, ρ , indica a taxa de pixels alterados com um valor impulso (0 ou 255) em, pelo menos, um de seus canais de cor (vermelho, verde ou azul).

Foram utilizadas três medidas quantitativas: *peak signal-to-noise ratio* (PSNR) [8], *mean absolute error* (MAE) [8] e *normalized color difference* (NCD) [3, 8] para avaliar as performances do FMS e do método proposto e realizar a comparação com os demais métodos.

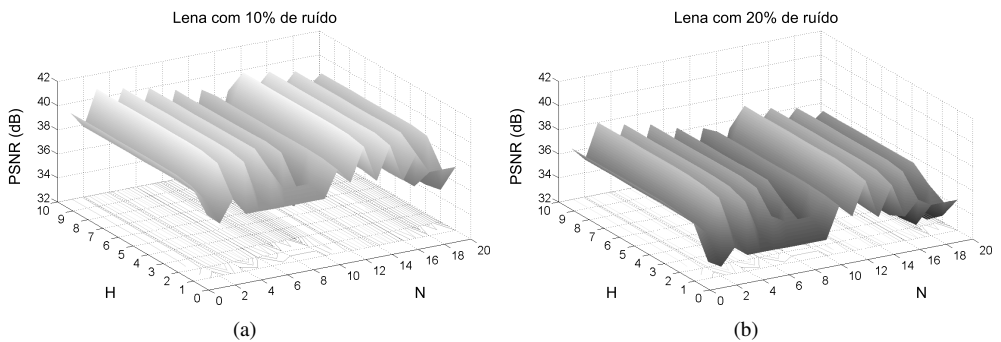


Figura 4. Análise dos parâmetros para o FMS: Lena com (a) 10% e (b) 20% de ruído.

Os parâmetros para o método de detecção $h = 2$, $\tau = 0.65$ e $g = 16$ foram utilizados conforme indicado no trabalho original. Para o FMS, os parâmetros $N = 3$ e $H = 2$ foram adotados para obter um melhor desempenho, em termos do PSNR, com ilustra a Figura 4. No

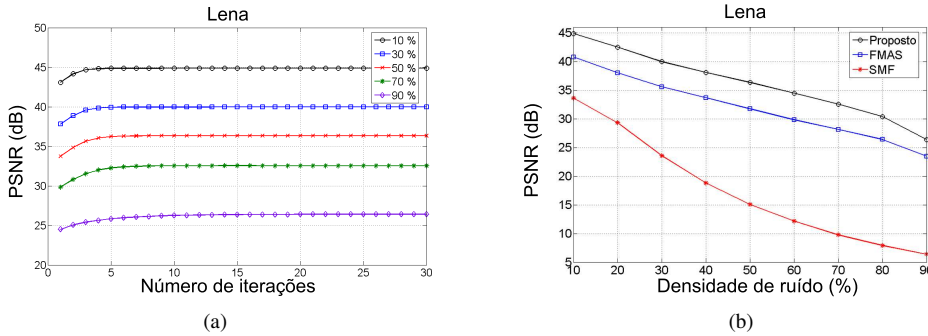


Figura 5. (a) Convergência do processo iterativo do método proposto; (b) Desempenho do SMF, do FMS e do método proposto em termos do PSNR.

processo de difusão, foram considerados $\Delta t = 0.05$ e $t_f = 15$, de acordo com a convergência apresentada na Figura 5(a).

Tabela 1. Comparação em termos do PSNR (dB), MAE e NCD para imagem Lena.

| Nível de ruído | 10 % | | | 20 % | | |
|------------------------|--------------|-------------|---------------|--------------|--------------|---------------|
| | PSNR | MAE | NCD | PSNR | MAE | NCD |
| AHDF | 30.24 | 4.44 | 0.0377 | 24.52 | 07.70 | 0.0647 |
| AVMF | 30.38 | 2.12 | 0.0215 | 24.64 | 05.28 | 0.0528 |
| BVDF | 28.68 | 4.85 | 0.0379 | 22.35 | 08.42 | 0.0654 |
| CWVMF | 25.59 | 3.40 | 0.0327 | 18.49 | 11.18 | 0.1098 |
| DDF | 30.34 | 4.20 | 0.0360 | 25.03 | 06.57 | 0.0577 |
| FVDF | 30.45 | 4.41 | 0.0365 | 24.37 | 07.42 | 0.0609 |
| FPGVFvmf | 30.86 | 2.03 | 0.0186 | 25.02 | 05.16 | 0.0476 |
| SMF | 33.61 | 2.58 | 0.0254 | 29.31 | 03.27 | 0.0388 |
| SVMF | 31.78 | 1.99 | 0.0172 | 25.53 | 04.98 | 0.0449 |
| SVMOC | 32.62 | 1.11 | 0.0137 | 31.66 | 01.77 | 0.0197 |
| SCWVDF | 28.13 | 2.38 | 0.0197 | 21.04 | 07.55 | 0.0627 |
| VLUM | 29.17 | 2.16 | 0.0217 | 22.31 | 06.50 | 0.0660 |
| VMF | 30.31 | 4.20 | 0.0363 | 24.98 | 06.61 | 0.0585 |
| FMS | 40.79 | 0.38 | 0.0078 | 38.03 | 00.77 | 0.0148 |
| Método Proposto | 44.87 | 0.23 | 0.0048 | 42.49 | 00.50 | 0.0095 |

Os experimentos realizados neste trabalho foram obtidos através de implementações em linguagem C e, também, com o auxílio do software Matlab, em que a adição de ruído

impulsivo foi simulada por meio da função $imnoise(\text{Imagem}, \text{'salt \& pepper'}, D)$, na qual D é a densidade de ruído ($D = \rho$).

Tabela 2. Performance do FMS e do método proposto para imagem Lena.

| Nível ruído | | 30 % | 40 % | 50 % | 60 % | 70 % | 80 % | 90 % |
|-------------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| PSNR | FMS | 35.5944 | 33.6627 | 31.7341 | 29.8137 | 28.1529 | 26.4052 | 23.4923 |
| | Proposto | 39.9725 | 38.0826 | 36.3323 | 34.4617 | 32.5502 | 30.3734 | 26.3680 |
| MAE | FMS | 01.2361 | 01.7732 | 02.4350 | 03.2854 | 04.2935 | 05.6050 | 08.1731 |
| | Proposto | 00.8108 | 01.1613 | 01.5840 | 02.1182 | 02.7873 | 03.7536 | 06.1250 |
| NCD | FMS | 00.0222 | 00.0301 | 00.0392 | 00.0503 | 00.0627 | 00.0788 | 00.1091 |
| | Proposto | 00.0145 | 00.0192 | 00.0244 | 00.0304 | 00.0375 | 00.0476 | 00.0757 |



Figura 6. Imagens Lena: (a) com 30% de ruído impulsivo, (b) restaurada com o SMF, (c) restaurada com o FMS e (d) restaurada com o método proposto.



Figura 7. Imagens Lena: (a) com 50% de ruído impulsivo, (b) restaurada com o SMF, (c) restaurada com o FMS e (d) restaurada com o método proposto.

Foram utilizados nos experimentos o SMF, o FMS e o método proposto. Para efeito



Figura 8. Imagens Lena: (a) com 70% de ruído impulsivo, (b) restaurada com o SMF, (c) restaurada com o FMS e (d) restaurada com o método proposto.

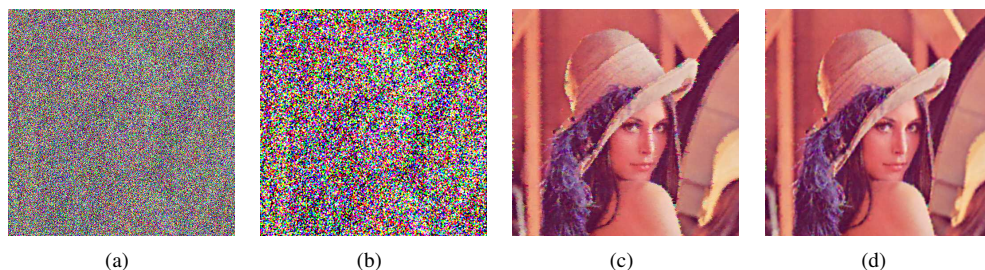


Figura 9. Imagem Lena: (a) com 90% de ruído impulsivo, (b) restaurada com o SMF, (c) restaurada com o FMS e (d) restaurada com o método proposto.

de comparação, a Tabela 1 ilustra os resultados para imagens com $\rho = 0.1$ e $\rho = 0.2$, obtidos com diversos filtros, apresentados em conjunto com o método baseado no espaço de cor CIELAB [9], o qual será denominado neste trabalho por SVMF. Além disso, foram incluídos os resultados apresentados pelo SVMOC [10].

Neste trabalho são apresentados os resultados obtidos com o FMS e o método proposto para densidades de ruído maiores ($0.3 \leq \rho \leq 0.9$, com incremento de 0.1), como ilustra a Figura 5(b) e a Tabela 2. Vale ressaltar que geralmente, para imagens coloridas, os resultados apresentados na literatura são obtidos para imagens com densidades de ruído $\rho \leq 0.3$.

As Figuras 6-9 ilustram a boa performance apresentada tanto pelo FMS quanto pelo método proposto. Porém, o método proposto mostra-se superior ao FMS na preservação e na qualidade dos detalhes da imagem.

4 Conclusões

No presente trabalho foi proposta uma modificação do filtro mediano para imagens em escala de cinza, a partir do método de detecção de ruído impulsivo proposto por Chen, Yang e Cao [7], de modo que somente pixels previamente classificados em sem ruído sejam utilizados no processo de restauração, contribuindo, significativamente, para um melhor desempenho do filtro mediano. Em conjunto com tal filtro, foi proposta a utilização de um processo de difusão isotrópica para restaurar os pixels contaminados por ruído e melhorar a qualidade dos detalhes da imagem. Combinando e estendendo-se os métodos citados para cada canal de cor de uma imagem colorida obtemos um método para eliminação de ruído impulsivo para tais imagens. Os resultados obtidos até o momento foram bastante promissores e mostram que a aplicação da difusão isotrópica, utilizando como condição inicial a imagem obtida com o filtro mediano seletivo, proporciona uma melhora tanto qualitativa quanto quantitativa nos resultados.

5 Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro concedido pelo CNPq e pela CAPES.

Referências

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing (2nd ed.)*. Englewood Cliffs, 2000.
- [2] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos. *Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications*. Kluwer Academic Publisher, Boston, 1990.
- [3] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos. *Color Image Processing and Applications*. Springer, Berlin, 2000.
- [4] S. A. Kassam and H.V. Poor. Robust techniques for signal processing: A survey. *Proceedings of the IEEE*, 73:433–481, 1985.
- [5] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos. Order statistics in digital image processing. *Proceedings of the IEEE*, 80:1893–1921, 1992.
- [6] J. Astola, P. Haavisto, and Y. Neuvo. Vector median filters. *Proceedings of the IEEE*, 78:678–689, 1990.
- [7] S. Chen, X. Yang, and G. Cao. Impulse noise suppression with an augmentation of ordered difference noise detector and an adaptive variational method. *Pattern Recognition Letters*, 30:460–467, 2009.

- [8] R. Lukac and K. N. Plataniotis. A taxonomy of color image filtering and enhancement solutions. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 140:187–264, 2006.
- [9] L. Jin and D. Li. A switching vector median filter based on the cielab color space for color image restoration. *Signal Processing*, 87:1345–1354, 2007.
- [10] H. Zhaou and K. Z. Mao. An impulsive noise color image filter using learning-based color morphological operations. *Digital Signal Processing*, 18:406–421, 2008.