



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de São José do Rio Preto

Marcos Proença de Almeida

*Eliminação de Ruído Impulsivo em Imagens
Coloridas Usando um Filtro Mediano Seletivo e
Retoque Digital*

Dissertação de Mestrado
Pós-Graduação em Matemática

Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas
Rua Cristóvão Colombo, 2265, 15054-000
São José do Rio Preto - SP - Brasil
Telefone: (17) 3221-2444 - Fax: (17) 3221-2445

Marcos Proença de Almeida¹

*Eliminação de Ruído Impulsivo em Imagens
Coloridas Usando um Filtro Mediano Seletivo
e Retoque Digital*

Orientador:
Prof. Dr. Maurílio Boaventura

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
INSTITUTO DE BIOCÊNCIAS, LETRAS E CIÊNCIAS EXATAS
CAMPUS DE SÃO JOSÉ DO RIO PRETO

São José do Rio Preto
26 de Fevereiro de 2010

¹almeidamp@sjrp.unesp.br

Almeida, Marcos Proença de.

Eliminação de ruído impulsivo em imagens coloridas usando um filtro mediano seletivo e retoque digital / Marcos Proença de Almeida - São José do Rio Preto: [s.n.], 2010.

91 f. : il. ; 30 cm.

Orientador: Maurílio Boaventura.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas.

1. Processamento de imagens - Técnicas digitais. 2. Eliminação de ruído. 3. Ruído impulsivo. 4. Filtro mediano. 5. Retoque digital. I. Boaventura, Maurílio. II. Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas. III. Título.

CDU - 004.932

Marcos Proença de Almeida

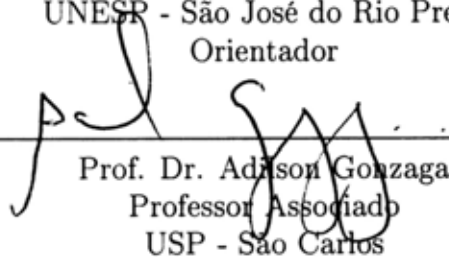
*Eliminação de Ruído Impulsivo em Imagens Coloridas Usando um Filtro
Mediano Seletivo e Retoque Digital*

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Matemática, área de Análise Aplicada, junto ao Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Maurílio Boaventura
Professor Adjunto
UNESP - São José do Rio Preto
Orientador



Prof. Dr. Adilson Gonzaga
Professor Associado
USP - São Carlos



Prof.ª. Dr.ª. Eliana Xavier Linhares de Andrade
Professor Adjunto
UNESP - São José do Rio Preto

São José do Rio Preto, 26 de Fevereiro de 2010.

Aos meus amados pais, Benedito e Carmem.

Aos meus sobrinhos, Gustavo e Letícia.

Aos meus queridos amigos.

Dedico.

Agradecimentos

A Deus, pelas oportunidades e pessoas encantadoras que encontro em meu caminho.

A minha família, pelo apoio, compreensão e incentivo contínuo para realização de mais uma conquista.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Maurílio Boaventura, pelo apoio, amizade e auxílio durante a orientação deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Adilson Gonzaga e à Prof^a. Dr^a. Eliana Xavier Linhares de Andrade pela disponibilidade e preciosas sugestões.

Aos professores de graduação e pós-graduação, em especial à Prof^a. Hélia Matiko Yano Kodama, à Prof^a. Dr^a. Eliana Xavier Linhares de Andrade e ao Prof. Dr. Alagacone Sri Ranga, pela dedicação, atenção e valiosos ensinamentos.

A todos os colegas de graduação, em especial aos amigos Alex, André, Alyne, Ana Paula, Ana Cláudia, Antoniana, Cristiane, Fernanda, Inaiá, Íris, Josy, Juliana, Manuella, Marjory, Renata, Vanessa, Viviane, Wallace, Willian e Yen, pelas incontáveis horas de estudo na biblioteca e amizade durante quatro anos de convívio.

Aos amigos de pós-graduação Alyne, Cintya, Cristiane Maria, Deivid, Eder, Eliel, Fábio, Fernando, Guilherme, Heron, José Augusto, Jucilene, Junior, Manuella, Marcos Cascone, Marcos William, Meire, Michelli, Mirela, Regina, Vinicius, Wallace e aos demais colegas, pelos momentos partilhados nestes dois últimos anos.

Ao Coral IBILCE, de modo especial à regente Zuleica, sempre atenciosa e carinhosa, aos coralistas Alexandre, Ana Cláudia, Ana Paula, Andresa, Antoniana, Carolina, Cleiston, Daniel, Fabíola, Fernanda, Guilherme, Leandro, Lilian, Lucas, Manuella, Márcio, Matheus, Nara, Paulo, Renato, Rodrigo, Sara, Tati, Zelão e a todos aqueles que serão sempre lembrados com muito carinho pelos inesquecíveis momentos de alegria e “música” vividos nos últimos cinco anos.

Aos amigos Cristiane (Cris), Eric (Persegue), Josy (Joselita), Leandro, Luana e Uiara pela amizade, apoio, incentivo e companherismo.

Um agradecimento especial aos amigos Alyne (Alyne Maria), Cristiane Maria (Cris Maria), Manuella (Manu) e Wallace (Guru), pelos momentos de estudo e distração na “salinha” e “cafezinhos” aproveitados no DCCE, angústias divididas, risos somados, grande amizade e uma preciosa colaboração à realização deste trabalho.

A todos os colegas, pessoas e funcionários do IBILCE que, direta ou indiretamente, contribuíram para a elaboração deste trabalho. Em especial aos funcionários do DCCE Esther, Getúlio, Marcos e Olga sempre muito atenciosos e competentes.

Ao CNPq e à CAPES, pelo auxílio financeiro.

Resumo

Neste trabalho propõe-se um filtro mediano seletivo e um filtro híbrido para eliminação de ruído impulsivo em imagens digitais monocromáticas. O primeiro é baseado em uma modificação do filtro mediano por meio de um detector de ruído impulsivo. O segundo é obtido combinando-se o filtro mediano seletivo com um modelo de retoque digital. A remoção de ruído impulsivo em uma imagem colorida é realizada por meio da extensão dos filtros propostos para cada canal de cor da imagem. Os experimentos realizados indicam que os métodos propostos são eficazes na restauração de imagens com grandes densidades de ruído.

Palavras-chave: Processamento de Imagens. Eliminação de Ruído. Ruído Impulsivo. Filtro Mediano. Retoque Digital.

Abstract

In this paper a selective median filter and a hybrid filter for removing impulsive noise in digital grayscale images are proposed. The first is a median filter modification based on impulsive noise detector. The second is obtained by combining the selective median filter with a digital inpainting model. The noise removal in color image is obtained by extending the proposed filters for each color channel of the image. The experiments indicated that the proposed methods are powerful in restoring images with high densities noise.

Keywords: Image Processing. Noise Removal. Impulsive Noise. Median Filter. Image Inpainting.

Lista de Figuras

1	Eixo para representação de imagens.	p. 14
2	Imagem colorida no espaço RGB e seus respectivos canais de cores. . .	p. 15
3	Exemplo de domínio de retoque e máscara.	p. 20
4	Imagens com diferentes níveis de ruído e seus respectivos contornos. . .	p. 20
5	Comportamento dos ruídos gaussiano e impulsivo.	p. 25
6	Transporte de informações da fronteira para o domínio de retoque. . . .	p. 29
7	Direção de propagação normal a cada pixel do domínio de retoque. . .	p. 30
8	Vizinhança $W_{ij}^u(2)$ com $\Phi(u_{ij}, 2)$, $\Phi(u_{ij}, 2)$ e as distâncias $D(u_{st}, u_{ij})$. . .	p. 36
9	Algoritmo para seleção dos pixels da vizinhança Ω^N	p. 37
10	Etapas do filtro híbrido para imagens coloridas.	p. 39
11	Imagens originais utilizadas nos experimentos.	p. 40
12	Parâmetros do FMS.	p. 41
13	Experimento para imagem Lena com 10% de ruído impulsivo.	p. 43
14	Experimento para imagem Lena com 30% de ruído impulsivo.	p. 44
15	Experimento para imagem Lena com 50% de ruído impulsivo.	p. 45
16	Experimento para imagem Lena com 70% de ruído impulsivo.	p. 46
17	Experimento para imagem Lena com 90% de ruído impulsivo.	p. 47
18	Experimento para imagem Babuíno com 10% de ruído impulsivo. . . .	p. 51
19	Experimento para imagem Babuíno com 30% de ruído impulsivo. . . .	p. 52
20	Experimento para imagem Babuíno com 50% de ruído impulsivo. . . .	p. 53
21	Experimento para imagem Babuíno com 70% de ruído impulsivo. . . .	p. 54
22	Experimento para imagem Babuíno com 90% de ruído impulsivo. . . .	p. 55

23	Experimento para imagem Pimentões com 10% de ruído impulsivo. . .	p. 59
24	Experimento para imagem Pimentões com 30% de ruído impulsivo. . .	p. 60
25	Experimento para imagem Pimentões com 50% de ruído impulsivo. . .	p. 61
26	Experimento para imagem Pimentões com 70% de ruído impulsivo. . .	p. 62
27	Experimento para imagem Pimentões com 90% de ruído impulsivo. . .	p. 63
28	Experimento para imagem Morangos com 10% de ruído impulsivo. . . .	p. 66
29	Experimento para imagem Morangos com 30% de ruído impulsivo. . . .	p. 67
30	Experimento para imagem Morangos com 50% de ruído impulsivo. . . .	p. 68
31	Experimento para imagem Morangos com 70% de ruído impulsivo. . . .	p. 69
32	Experimento para imagem Morangos com 90% de ruído impulsivo. . . .	p. 70
33	<i>Zoom</i> das imagens restauradas a partir da Lena com 30% de ruído. . .	p. 73
34	<i>Zoom</i> das imagens restauradas a partir da Babuíno com 50% de ruído.	p. 74
35	<i>Zoom</i> das imagens restauradas a partir da Morangos com 70% de ruído.	p. 74
36	Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Lena. . . .	p. 75
37	Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Babuíno. .	p. 76
38	Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Pimentões.	p. 77
39	Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Morangos.	p. 78
40	Experimento com diferentes densidades de ruído impulsivo.	p. 80
41	Imagem Babuíno com ruído gaussiano e impulsivo.	p. 82
42	Imagem Pimentões com ruído gaussiano e impulsivo.	p. 83
43	<i>Zoom</i> da imagem Babuíno com ruído gaussiano e impulsivo restaurada.	p. 84
44	<i>Zoom</i> da imagem Pimentões com ruído gaussiano e impulsivo restaurada.	p. 84
45	Imagens Lena e Morangos com ruído impulsivo e regiões danificadas. .	p. 85
46	Imagens Lena e Morangos restauradas com os métodos propostos. . . .	p. 86

Lista de Tabelas

1	Valores utilizados para os parâmetros dos métodos de retoque digital. . .	p. 41
2	Lista de filtros utilizados nos experimentos.	p. 42
3	Desempenho para imagem Lena em termos da medida MAE.	p. 48
4	Desempenho para imagem Lena em termos da medida MSE.	p. 49
5	Desempenho para imagem Lena em termos da medida PSNR.	p. 49
6	Desempenho para imagem Lena em termos da medida NCD.	p. 50
7	Desempenho para imagem Babuíno em termos da medida MAE.	p. 56
8	Desempenho para imagem Babuíno em termos da medida MSE.	p. 57
9	Desempenho para imagem Babuíno em termos da medida PSNR.	p. 57
10	Desempenho para imagem Babuíno em termos da medida NCD.	p. 58
11	Desempenho para imagem Pimentões em termos da medida MAE.	p. 64
12	Desempenho para imagem Pimentões em termos da medida MSE.	p. 64
13	Desempenho para imagem Pimentões em termos da medida PSNR.	p. 65
14	Desempenho para imagem Pimentões em termos da medida NCD.	p. 65
15	Desempenho para imagem Morangos em termos da medida MAE.	p. 71
16	Desempenho para imagem Morangos em termos da medida MSE.	p. 71
17	Desempenho para imagem Morangos em termos da medida PSNR.	p. 72
18	Desempenho para imagem Morangos em termos da medida NCD.	p. 72

Sumário

1	Introdução	p. 12
2	Conceitos Preliminares	p. 14
2.1	Imagens	p. 14
2.2	Estatística e Matemática	p. 17
2.3	Processamento de Imagens	p. 19
3	Métodos para Restauração de Imagens	p. 23
3.1	Eliminação de Ruído	p. 23
3.1.1	O Modelo de Barcelos, Boaventura e Silva Júnior (BBS)	p. 26
3.1.2	O Filtro Mediano	p. 28
3.2	Retoque Digital	p. 28
3.2.1	O Modelo de Bertalmío, Sapiro, Caselles e Ballester (BSCB)	p. 29
3.2.2	O Modelo de Chan e Shen (TV)	p. 31
3.2.3	O Modelo de You e Kaveh Modificado (YKMod)	p. 32
3.3	Detecção de Ruído Impulsivo	p. 33
4	Métodos Propostos	p. 35
4.1	Filtro Mediano Seletivo (FMS)	p. 35
4.2	Filtro Híbrido: FMS e Retoque Digital	p. 38
5	Resultados Experimentais	p. 40
6	Considerações Finais	p. 87

Capítulo 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]. Grande parte dos métodos para eliminação de ruído gaussiano possuem um desempenho inferior na presença de ruído impulsivo [4]. Assim, a aplicação de filtros para suprimir o ruído presente em uma imagem de modo a preservar seus detalhes, como contornos, texturas, etc. são fundamentais e devem estar presentes 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 de restaurar uma imagem colorida é estender diretamente os filtros dedicados às imagens em escala de cinza para cada canal de cor de uma imagem colorida [5]. Vários métodos de remoção de ruído para imagens em escala de cinza têm sido propostos e, grande parte, são embasados no *standard median filter* [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 tais imagens como um campo vetorial e, com isso, fazem uso de técnicas multicanais. Dessa maneira, um pixel colorido pode ser considerado como um vetor. Filtros vetoriais não lineares são, geralmente, bastante eficientes na eliminação de ruído e na preservação da cromaticidade de uma imagem, pois levam em consideração a correlação existente entre seus canais de cor. Grande parte dos filtros vetoriais são baseados em estatística de ordenação, entre eles destacam-se o *vector median filter* [6] e suas variantes.

Métodos para remoção de ruído utilizam, em geral, 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 e retoque digital. Este último é empregado em situações nas quais deseja-se reconstruir determinadas regiões de uma imagem, cujas informações foram danificadas ou perdidas. A viabilidade de tal técnica está, de certa forma, condicionada à identificação da região a ser restaurada.

Neste trabalho propõe-se um algoritmo para eliminação de ruído impulsivo, o qual é composto por um filtro mediano seletivo, baseado no processo de detecção proposto por Chen, Yang e Cao [7], associado a um método de retoque digital, aplicado na região composta pelos pixels detectados como sendo ruído. Propõe-se ainda um filtro híbrido para remoção de ruído impulsivo em imagens coloridas, estendendo-se o mesmo para cada canal de cor da imagem.

O presente trabalho está organizado como segue. No Capítulo 2 são apresentados os conceitos básicos relativos ao tópico processamento de imagens digitais, assim como algumas definições e ferramentas matemáticas utilizadas na formulação dos modelos de restauração. No Capítulo 3 são descritos alguns modelos para eliminação de ruído, tanto gaussiano quanto impulsivo, os métodos para retoque digital utilizados na composição do filtro híbrido e o método de detecção de ruído impulsivo. Os métodos propostos são apresentados no Capítulo 4. O Capítulo 5 é composto pelos resultados experimentais realizados com imagens coloridas. Para efeito de comparação, além dos resultados obtidos com os métodos propostos, são ilustrados os resultados obtidos com a aplicação de alguns modelos existentes na literatura. Tais modelos são categorizados, comparados e avaliados por Celebi, Kingravi e Aslandogan [8] e os filtros que apresentaram os melhores resultados foram utilizados neste trabalho. Os códigos fontes de tais filtros foram obtidos em <http://sourceforge.net/projects/fourier-ipal>. Finalmente, algumas considerações finais e propostas para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 6.

Capítulo 2

Conceitos Preliminares

2.1 Imagens

Uma imagem bidimensional (ou, simplesmente, imagem) monocromática pode ser considerada como uma aplicação u de uma região do plano na reta. Cada ponto (x, y) desta região onde a imagem está definida é associado a um ponto da imagem. Cada valor $u(x, y)$, obtido por meio da aplicação u no ponto (x, y) , indica sua intensidade luminosa ou brilho. Uma definição formal para uma imagem monocromática é apresentada a seguir.

Definição 2.1 (Imagem Monocromática). *Uma imagem monocromática é uma aplicação $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, em que \mathcal{D} é a região na qual a imagem está definida.*

Definição 2.2 (Nível de Cinza). *O valor da intensidade, ou brilho, de luz monocromática nos pontos $(x, y) \in \mathcal{D}$ da imagem definida pela aplicação u é chamado de nível de cinza.*

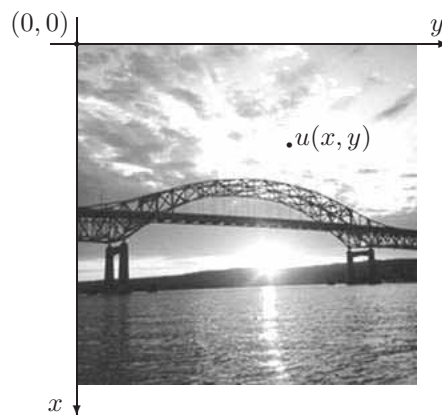


Figura 1: Eixo para representação de imagens.

O termo imagem em escala de cinza é utilizado para indicar uma imagem bidimensional monocromática. A Figura 1 ilustra uma imagem em escala de cinza, na qual um ponto

$(x, y) \in \mathcal{D}$ representa a localização, ou coordenadas espaciais, de um ponto na imagem e seu valor $u(x, y) \in \mathbb{R}$ indica o nível de cinza da imagem u do ponto (x, y) . Os eixos, x e y , utilizados na representação de uma imagem são trocados em relação ao eixo cartesiano usual, assim como o sentido crescente no eixo vertical.

Neste trabalho são utilizadas imagens coloridas no espaço de cores RGB, o qual associa, a cada ponto do domínio, uma intensidade luminosa para cada cor básica utilizada na representação da imagem. No espaço de cor RGB são usados os canais: vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*). Uma imagem colorida é definida como segue.

Definição 2.3 (Imagem Colorida). *No espaço de cor RGB, uma imagem colorida é uma aplicação $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$, em que \mathcal{D} é a região na qual a imagem está definida.*

Os valores $u(x, y) = (u_1(x, y), u_2(x, y), u_3(x, y)) \in \mathbb{R}^3$ representam a intensidade luminosa da imagem u no ponto (x, y) . As componentes $u_1(x, y)$, $u_2(x, y)$ e $u_3(x, y)$ correspondem, respectivamente, ao brilho da imagem u para os canais vermelho, verde e azul no ponto (x, y) . Cada canal de cor é considerado como uma imagem em escala de cinza, isto é, $u_1, u_2, u_3 : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$. A Figura 2 mostra uma imagem colorida e seus canais representados por imagens em escala de cinza.

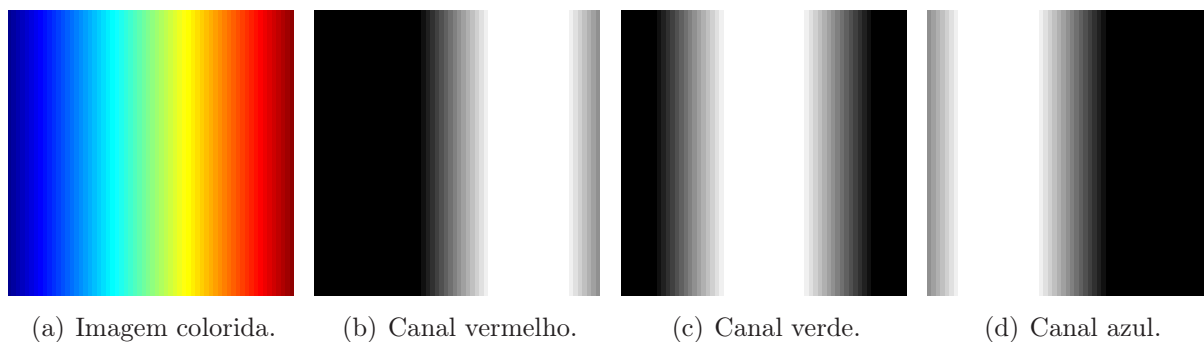


Figura 2: Imagem colorida no espaço RGB e seus respectivos canais de cores.

Como a luz é uma forma de energia, sendo assim finita e positiva, a aplicação u deve ser limitada. A natureza básica de u pode ser caracterizada por duas componentes: a quantidade de luz que incide na cena observada e a quantidade de luz refletida pelos objetos da cena. Nas atividades visuais cotidianas, as pessoas percebem as imagens constituídas pela luz que é refletida dos objetos.

Os principais interesses no desenvolvimento de métodos para o processamento de imagens estão relacionados a melhoria da informação visual, para a interpretação humana, e ao processamento dos dados obtidos em uma determinada cena, para percepção automática por meio de máquinas.

De modo a adequar-se ao processamento computacional, uma imagem, representada por meio de uma aplicação u , necessita ser digitalizada tanto espacialmente quanto em brilho. A digitalização das coordenadas espaciais é denominada amostragem, enquanto a digitalização em brilho é denominada quantização em níveis de cinza. Tais procedimentos caracterizam uma imagem digital.

Definição 2.4 (Imagem Digital). *Uma imagem digital é uma imagem digitalizada, ou seja, é uma aplicação u discretizada tanto em coordenadas espaciais quanto em brilho.*

A região na qual a imagem está definida geralmente é constituída por um retângulo com um vértice na origem e arestas nos eixos, como ilustra a Figura 1. Uma discretização usual deste retângulo é realizada com uma malha igualmente espaçada em ambas as coordenadas, utilizando-se um passo de comprimento igual a 1, isto é, $x_i = i - 1$, com $i = 1, 2, \dots, m$ e $y_j = j - 1$, com $j = 1, 2, \dots, n$. Os valores m e n referem-se, respectivamente, ao tamanho da imagem na vertical e na horizontal. A quantidade usada de níveis de cinza geralmente é dada em termos de potências de 2. Em geral são utilizados 256 níveis de cinza. Sua discretização é feita em uma malha de passo igual a 1, na qual o valor 0 representa o nível de cinza correspondente a cor preta, o valor 255 representa a cor branca e os demais valores, entre 0 e 255, representam tons de cinza, variando do mais escuro para o mais claro.

Uma imagem digital em escala de cinza pode ser considerada como uma matriz $[u_{ij}]_{m \times n}$, cujos índices das linhas e das colunas identificam a posição de um ponto na imagem e o correspondente valor do elemento indica o seu nível de cinza, como ilustra a equação (2.1). Para uma imagem digital colorida, cada canal de cor é representado por uma matriz:

$$[u_{ij}] = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m1} & u_{m2} & \cdots & u_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(x_1, y_1) & u(x_1, y_2) & \cdots & u(x_1, y_n) \\ u(x_2, y_1) & u(x_2, y_2) & \cdots & u(x_2, y_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(x_m, y_1) & u(x_m, y_2) & \cdots & u(x_m, y_n) \end{bmatrix}. \quad (2.1)$$

Definição 2.5 (Pixel). *Cada elemento da matriz que representa uma imagem digital é chamado de pixel. Denota-se a intensidade de um pixel por $u(i, j) = u_{ij}$ para imagens em escala de cinza e $u_k(i, j) = u_{ijk}$ para imagens coloridas.*

O conceito de vizinhança é muito utilizado no processamento de imagens. Uma vizinhança consiste, basicamente, em considerar o conjunto formado pelos elementos de uma matriz quadrada com dimensão pequena.

Definição 2.6 (Vizinhança). *Uma vizinhança centrada no pixel u_{ij} , de tamanho h e com dimensões $(2h + 1) \times (2h + 1)$, é o conjunto de pontos*

$$W_{ij}^u(h) = \{u_{i+k_1j+k_2} : -h \leq k_1, k_2 \leq h\}. \quad (2.2)$$

A vizinhança de tamanho 1 é utilizada com muita frequência. Possui dimensão 3×3 e consiste do conjunto de pontos

$$W_{ij}^u(1) = \{u_{i-1j-1}, u_{i-1j}, u_{i-1j+1}, u_{ij-1}, u_{ij}, u_{ij+1}, u_{i+1j-1}, u_{i+1j}, u_{i+1j+1}\}, \quad (2.3)$$

formado pelos elementos da matriz 3×3

$$\begin{bmatrix} u_{i-1j-1} & u_{i-1j} & u_{i-1j+1} \\ u_{ij-1} & u_{ij} & u_{ij+1} \\ u_{i+1j-1} & u_{i+1j} & u_{i+1j+1} \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

cujos elementos centrais são os pixels u_{ij} .

2.2 Estatística e Matemática

Nesta seção apresentam-se alguns conceitos matemáticos utilizados neste trabalho. Maiores detalhes, assim como generalizações, podem ser encontrados em Guidorizzi [9].

Algumas medidas de tendência central são frequentemente utilizadas para representar um conjunto de dados obtidos por meio da realização de observações de uma determinada variável. Entre elas destacam-se a média aritmética e a mediana.

Definição 2.7 (Média Aritmética). *A média aritmética de uma sequência de valores é igual a soma de todos os elementos dividida pelo número total de elementos.*

Definição 2.8 (Mediana). *A mediana é o elemento que ocupa a posição central de uma sequência ordenada crescente ou decrescentemente. Utiliza-se como mediana a média aritmética dos dois elementos centrais quando o número total de elementos é par.*

A raiz quadrada da média do quadrado das observações, *Root Mean Square* (RMS), é outra medida muito utilizada.

Definição 2.9 (RMS). *A medida RMS dos valores reais x_1, x_2, \dots, x_n é dada por*

$$RMS = \left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k)^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \quad (2.5)$$

As Equações Diferenciais Parciais (EDP) são ferramentas matemáticas extremamente úteis na modelagem de problemas ligados à área de processamento de imagens. Na sequência são apresentadas algumas definições e conceitos básicos sobre tal tópico.

Seja $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$ uma aplicação. As derivadas parciais de u em relação às variáveis x e y são denotadas, respectivamente, por

$$\frac{\partial u}{\partial x} = u_x \quad e \quad \frac{\partial u}{\partial y} = u_y. \quad (2.6)$$

De modo análogo, as derivadas parciais de segunda ordem de u em relação às variáveis x e y são denotadas, respectivamente, por

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} = u_{xx} \quad e \quad \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = u_{yy}. \quad (2.7)$$

Definição 2.10 (EDP). *Uma equação diferencial parcial é uma equação envolvendo uma função incógnita, em nosso contexto de duas ou três variáveis, e suas derivadas parciais.*

Definição 2.11 (Ordem de uma EDP). *A ordem de uma equação diferencial parcial corresponde à maior ordem da derivada parcial presente na equação.*

Definição 2.12 (Operador Gradiente). *O operador gradiente de uma aplicação $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$, ou, simplesmente, o gradiente de u , é definido por*

$$\nabla u = (u_x, u_y). \quad (2.8)$$

Definição 2.13 (Operador Divergente). *O operador divergente de uma aplicação $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$, ou, simplesmente, o divergente de u , no caso escalar, é dado por*

$$\operatorname{div} u = u_x + u_y. \quad (2.9)$$

No caso vetorial, se $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}^2$ é uma aplicação tal que $u(x, y) = (u_1(x, y), u_2(x, y))$, então o divergente de u é dado por

$$\operatorname{div} u = \frac{\partial u_1}{\partial x} + \frac{\partial u_2}{\partial y}. \quad (2.10)$$

Definição 2.14 (Operador Laplaciano). *O operador laplaciano de uma aplicação $u : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$, ou, simplesmente, o laplaciano de u , no caso escalar, é definido como*

$$\nabla^2 u = u_{xx} + u_{yy}. \quad (2.11)$$

Definição 2.15 (Produto Escalar). *Sejam $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in \mathbb{R}^2$. O produto escalar de*

(x_1, y_1) por (x_2, y_2) é dado por

$$(x_1, y_1) \cdot (x_2, y_2) = x_1x_2 + y_1y_2. \quad (2.12)$$

Definição 2.16 (Produto de Convolução). *Sejam $f, g : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$. O produto de convolução $f * g$ é definido por*

$$(f * g)(x, y) = \int_{\mathcal{D}} f(x - s, y - t)g(s, t)dsdt = \int_{\mathcal{D}} f(s, t)g(x - s, y - t)dsdt. \quad (2.13)$$

2.3 Processamento de Imagens

O emprego de técnicas de computação para o melhoramento de imagens produzidas por uma sonda espacial iniciou-se em 1964, quando imagens da Lua foram processadas para corrigir vários tipos de distorções inerentes às câmeras de televisão a bordo [1].

Com o crescimento da área de processamento de imagens, além de aplicações no programa espacial, técnicas de processamento de imagens digitais são utilizadas para resolver uma grande variedade de problemas. Alguns exemplos são os problemas presentes nas áreas de medicina, geologia, astronomia, física, biologia, dentre outras. A fim de analisar e realizar uma interpretação humana geralmente é necessário o auxílio de métodos capazes de melhorar a informação presente em uma imagem.

Nesta seção são apresentados alguns conceitos relacionados ao processamento de imagens digitais.

Definição 2.17 (Restauração). *A restauração é um conjunto de operações que visam reconstruir uma imagem, restabelecendo, na medida do possível, seu aspecto original.*

Definição 2.18 (Retoque). *O termo retoque refere-se à prática de artistas de restauração de pinturas antigas para, simplesmente, completá-las por meio do preenchimento de uma determinada região, cujas informações foram perdidas, no sentido de recuperá-las.*

Definição 2.19 (Domínio de Retoque). *O domínio de retoque é a região que deverá ser tratada por meio do processo de retoque. Neste trabalho o domínio de retoque é denotado por Ω .*

Definição 2.20 (Máscara). *Máscara é uma imagem auxiliar que delimita a região do domínio de retoque.*

Na Figura 3(a) tem-se a famosa fotografia de Abraham Lincoln tirada por Alexander Gardner em 1865. Nesta imagem um provável domínio de retoque é a marca presente na

parte superior da fotografia. A Figura 3(b) ilustra a máscara deste domínio de retoque, na qual a região de cor branca representa a região a ser restaurada.



Figura 3: Exemplo de domínio de retoque e máscara.

Definição 2.21 (Borda). *Borda, beira ou extremidade, no contexto de imagem digital, é o limite entre duas regiões com propriedades distintas de brilho, diretamente relacionadas à mudança brusca dos níveis de cinza entre tais regiões.*

Definição 2.22 (Contorno). *Contorno é a linha que “fecha” ou “limita” exteriormente uma determinada região \mathcal{R} , que é denotada por $\partial\mathcal{R}$.*

Definição 2.23 (Ruído). *Qualquer alteração indevida no nível de cinza ou na tonalidade de cor de uma imagem gerada durante sua captação e/ou transmissão/recepção é considerada ruído.*

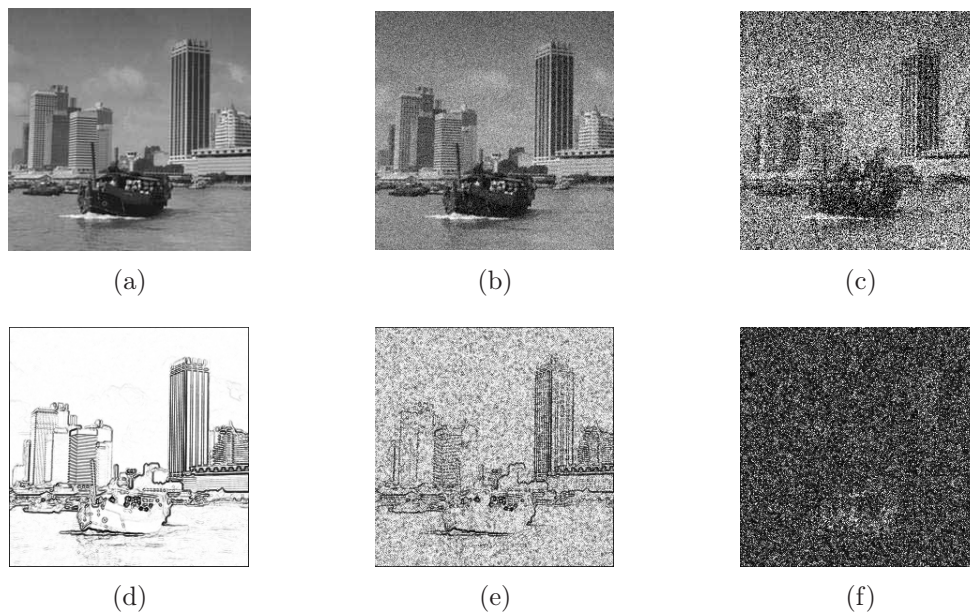


Figura 4: Imagens com diferentes níveis de ruído e seus respectivos contornos.

A Figura 4 ilustra em (a) a imagem original (sem ruído), em (b) e (c) aquelas obtidas por meio da aplicação de ruído gaussiano com diferentes intensidades. As imagens em (d), (e) e (f) ilustram seus respectivos contornos, identificados por meio da variação do módulo do gradiente das imagens correspondentes.

Com o objetivo de avaliar a performance de um determinado filtro, são utilizadas as medidas de eficiência: *Mean Absolute Error* (MAE) [10], *Mean Square Error* (MSE) [10], *Peak Sinal Noise-to-Ratio* (PSNR) [10] e *Normalized Color Difference* (NCD) [10, 3]. Tais medidas são definidas a seguir, sendo que o denota a imagem original (sem ruído) e u denota a correspondente imagem obtida pela aplicação de ruído.

Definição 2.24 (MAE). *A medida de capacidade de preservação de detalhes, MAE, para uma imagem u , é definida por:*

$$MAE(u) = \frac{1}{3 \times m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c |u_{ijk} - o_{ijk}|, \quad (2.14)$$

em que $c = 1$ para imagens em escala de cinza e $c = 3$ para imagens coloridas.

Definição 2.25 (MSE). *A medida de capacidade de redução de ruído, MSE, para uma imagem u é dada por:*

$$MSE(u) = \frac{1}{3 \times m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c |u_{ijk} - o_{ijk}|^2, \quad (2.15)$$

em que $c = 1$ para imagens em escala de cinza e $c = 3$ para imagens coloridas.

Definição 2.26 (PSNR). *A medida PSNR, em escala logarítmica, usada para medir a eficiência em remover o ruído, para uma imagem u é definida por:*

$$PSNR(u) = 20 \log \left\{ \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{3 \times m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c |u_{ijk} - o_{ijk}|^2}} \right\} dB, \quad (2.16)$$

em que $c = 1$ para imagens em escala de cinza e $c = 3$ para imagens coloridas.

Definição 2.27 (NCD). *A medida NCD para uma imagem colorida u , utilizada para*

medir a capacidade de preservação de cores, é dada pela equação:

$$NCD(u) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{[L_{ab}^*(u_{ij}) - L_{ab}^*(o_{ij})]^2 + [a^*(u_{ij}) - a^*(o_{ij})]^2 + [b^*(u_{ij}) - b^*(o_{ij})]^2}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{[L_{ab}^*(o_{ij})]^2 + [a^*(o_{ij})]^2 + [b^*(o_{ij})]^2}}, \quad (2.17)$$

em que L_{ab}^* denota o valor do brilho e a^* e b^* , juntos, representam a cromacidade no espaço de cores $CIEL^*a^*b^*$, associada a uma imagem inicialmente dada no espaço RGB.

Capítulo 3

Métodos para Restauração de Imagens

A etapa de restauração possui grande importância no âmbito de processamento de imagens. Sua finalidade é reduzir, ou mesmo eliminar, os efeitos degradantes que afetam o conteúdo informativo de uma imagem. Com isso, é possível fornecer dados mais precisos para as demais etapas de processamento.

O objetivo deste capítulo é apresentar modelos destinados à restauração de imagens digitais, em particular para eliminação de ruído e retoque digital, e o método de detecção de ruído impulsivo.

3.1 Eliminação de Ruído

Segundo Gonzales e Woods [1] as principais fontes de geração de ruído em imagens digitais estão concentradas nos processos de captação e/ou transmissão, uma vez que os aparelhos, tanto de captação quanto de transmissão, estão sujeitos às limitações técnicas e às condições ambientais. Tais fatores geralmente são responsáveis pelas interferências produzidas nos resultados finais e, dessa forma, podem comprometer a integridade das informações presentes nas imagens.

O ruído causado pelos campos magnéticos na captação de imagens por satélite, ou durante sua transmissão, é um exemplo da interferência ambiental. O ruído, entretanto, gerado pela interação de uma ponta leitora de um microscópio de varredura por sonda e sua respectiva amostra é um exemplo das limitações técnicas.

Uma abordagem para modelar a presença do ruído é considerá-lo como uma variável

aleatória. Com isso, pode-se recorrer às distribuições de probabilidades para descrever seu comportamento. As características de cada tipo de ruído estão intimamente relacionadas com seu processo de geração. Dentre os modelos de ruído destacam-se o ruído gaussiano e o impulsivo.

O ruído gaussiano, geralmente gerado pelos processos de captação, é modelado pela respectiva distribuição de probabilidade. Além disso, apresenta, como propriedade característica, média igual a zero, ou seja, a soma das variações nos valores das tonalidades que o compõem é igual a zero.

Por sua vez, o ruído impulsivo é característico dos processos de transmissão de dados. A deterioração de uma imagem por este tipo de ruído pode ser considerada de forma independente em cada canal de cor e com a mesma probabilidade ρ , também chamada de densidade de ruído.

Neste trabalho foi considerado o modelo de contaminação por ruído impulsivo dado pela expressão

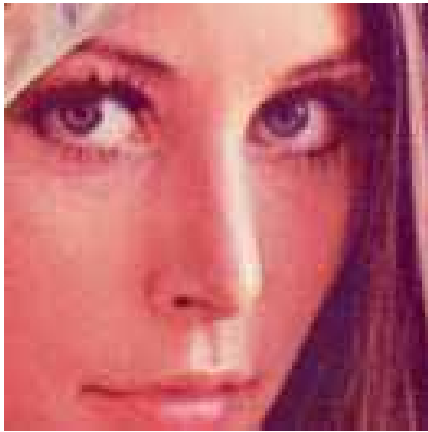
$$u_{ijk} = \begin{cases} o_{ijk}, & \text{com probabilidade } 1 - \rho, \\ r_{ijk}, & \text{com probabilidade } \rho, \end{cases} \quad (3.1)$$

em que o_{ijk} e u_{ijk} denotam as intensidades dos pixels, respectivamente, da imagem original e com ruído. Para imagens em escala de cinza tem-se $k = 1$, enquanto que para imagens coloridas $k = 1, 2, 3$. Além disso, r_{ijk} é um valor impulso, $r_{ijk} = 0$ ou $r_{ijk} = 255$, que independe das intensidades o_{ijk} da imagem original. A probabilidade de ocorrer $r_{ijk} = 0$ é igual a de se ter $r_{ijk} = 255$ e não depende do canal k . O ruído impulsivo é também denominado por sal e pimenta, uma vez que o pixel impulso, em escala de cinza, assume um dos valores: 0 (preto - pimenta) ou 255 (branco - sal).

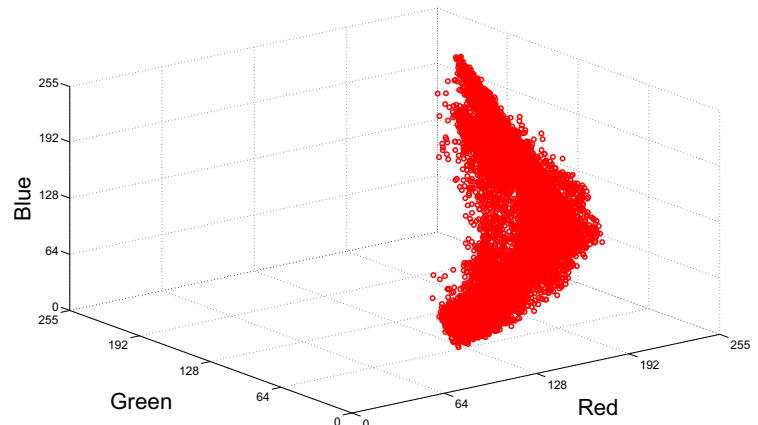
A distinção entre esses dois tipos de ruído, gaussiano e impulsivo, conduz ao emprego de abordagens distintas no processo de restauração. Um fato importante a ser observado é que, geralmente, métodos propostos para eliminação de ruído gaussiano apresentam um desempenho inferior quando a imagem está sujeita também à presença de ruído impulsivo [4]. Dessa forma, uma abordagem conjunta para eliminar ambos os tipos de ruído, minimizando os efeitos de suas presenças, torna-se importante e necessária para a obtenção de filtros robustos no processo de restauração.

A distinção entre o comportamento do ruído gaussiano e do impulsivo é ilustrada na Figura 5. Ao passo que em uma imagem deteriorada pelo ruído gaussiano todos os pixels são afetados como mostram as Figuras 5(c) e 5(d), apenas uma proporção dos pixels da

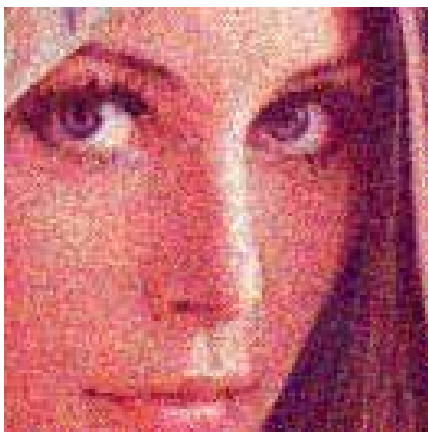
imagem é alterada pelo ruído impulsivo, fato observado nas Figuras 5(e) e 5(f). Amostras com círculos vermelho, verde e azul denotam, respectivamente, pixels sem ruído, com ruído gaussiano e com ruído impulsivo.



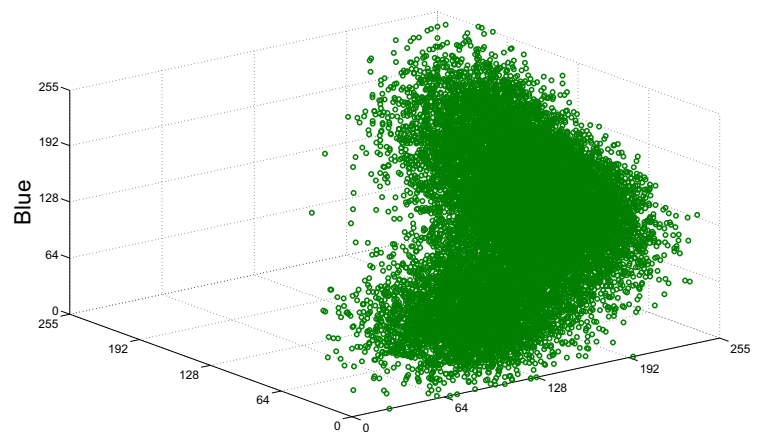
(a) Zoom da imagem Lena.



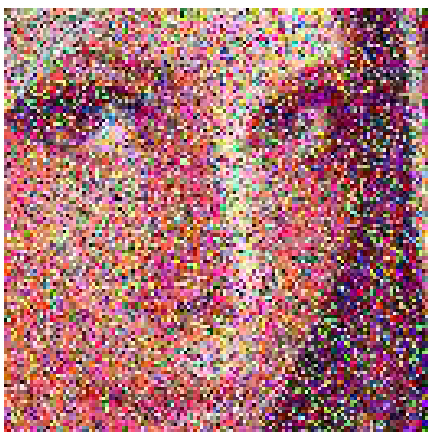
(b) Pixels no espaço RGB da Figura (a).



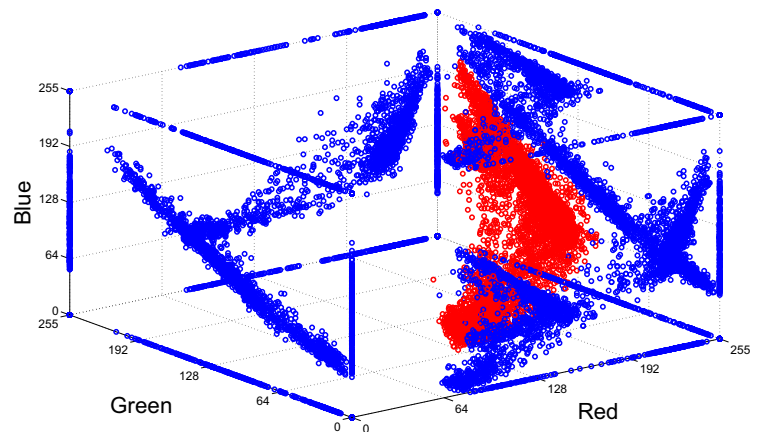
(c) Lena com ruído gaussiano.



(d) Pixels no espaço RGB da Figura (c).



(e) Ruído impulsivo.



(f) Pixels no espaço RGB da Figura (e).

Figura 5: Comportamento dos ruídos gaussiano e impulsivo.

3.1.1 O Modelo de Barcelos, Boaventura e Silva Júnior (BBS)

Nas últimas décadas têm ocorrido um crescimento substancial da utilização de EDP em processamento da imagens. Em essência, tal abordagem consiste em modificar uma imagem, curva ou superfície utilizando-se de uma EDP, de modo a obter um resultado por meio de uma solução para tal equação [11].

Há uma grande variedade de modelos, baseados em EDP, destinados à remoção de ruído gaussiano. Apresenta-se a seguir um breve histórico de tais modelos, extraído de Batista [12], a fim de ilustrar este fato.

A partir de trabalhos sobre a detecção de bordas e a suavização de imagens no início da década de 1980, surgiram os primeiros trabalhos destinados a eliminação de ruído via EDP.

Marr e Hildreth [13] desenvolveram um modelo para detecção de bordas em imagens, baseado no produto de convolução de uma imagem com o laplaciano de uma função gaussiana, a partir da equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \Delta G * u. \quad (3.2)$$

Alguns anos depois, Kroenderink [14] propôs a utilização da equação do calor na identificação de estruturas, ou seja,

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u. \quad (3.3)$$

As técnicas dadas pelas equações (3.2) e (3.3), bem como combinações das mesmas, continuam sendo utilizadas no processamento de imagens até os dias atuais para suavização e eliminação de ruído.

No final da década de 1980, a utilização de uma função $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$, decrescente, foi proposta por Malik e Perona [15] para diferenciar a intensidade da difusão aplicada nas regiões com bordas, por meio da equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(g(|\nabla u|) \nabla u). \quad (3.4)$$

No início da década de 1990, a utilização de um termo regularizador $(u - u^0)$ para manter a imagem resultante o mais próxima possível da imagem original foi proposta por Nordström [16] por meio da equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(g(|\nabla u|) \nabla u) - (u - u^0), \quad (3.5)$$

em que u^0 é a imagem a ser restaurada.

Em seguida, a equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla G_\sigma * u|)|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \quad (3.6)$$

foi proposta por Alvarez, Lion e Morel [17] de modo a estabilizar o processo de regularização.

Rudin, Osher e Fatemi [18], de modo simultâneo, desenvolveram um trabalho confidencial para o *DARPA US Army Missile Command*, no qual é apresentada uma proposta específica para eliminação de ruídos por meio da minimização do funcional

$$\int \int_{\Omega} \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2} dx dy, \quad (3.7)$$

cuja solução apresentada é descrita pela equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda(u - u^0). \quad (3.8)$$

Dando continuidade a tais trabalhos, foi apresentada por Barcelos, Boaventura e Silva Júnior [19] uma forma de controlar a intensidade do processo de suavização, de modo que a intensidade seja maior nas regiões homogêneas do que nas regiões com bordas e contornos. Com isso é possível preservar, ao máximo, as características da imagem. O modelo é dado pela equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla G_\sigma * u|)|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda(1 - g)(u - u^0), \quad (3.9)$$

em que u^0 é a imagem a ser suavizada, $u(x, y, t)$ é sua versão suavizada na variável temporal t , G_σ é o núcleo da convolução e $|G_\sigma * \nabla u|$ é a estimativa local de $|\nabla u|$. A função g é não crescente, com $g(s) \leq 0$, satisfazendo $g(0) = 1$ e $g(s) \rightarrow 0$, quando $s \rightarrow \infty$. Neste trabalho foi considerada a função g dada pela equação

$$g(s) = \frac{1}{1 + Ks^2}, \quad (3.10)$$

sendo K uma constante.

Nas regiões homogêneas da imagem tem-se $|G_\sigma * \nabla u|$ pequeno, o que implica $g(|\nabla G_\sigma * u|)$ próximo de 1, enquanto que nas regiões de contorno tem-se $|G_\sigma * \nabla u|$ grande e, dessa forma, $g(|\nabla G_\sigma * u|)$ está próximo de 0. Com isso, a função g possui o papel de distinguir regiões homogêneas das regiões com contornos e, assim, controlar o processo de suavização.

Neste trabalho, ilustra-se a performance apresentada pelo modelo BBS, quando este é aplicado em imagens na presença simultânea dos ruídos gaussiano e impulsivo. Maiores detalhes à respeito do modelo e sua implementação computacional podem ser encontrados em [11].

3.1.2 O Filtro Mediano

Um filtro baseado em estatística de ordenação, *order-statistic filter*, é um filtro não linear baseado na ordenação dos pixels de uma imagem, os mesmos estão restritos a uma região determinada pelo filtro, de acordo com algum critério. Seu objetivo é restaurar o pixel central dessa região, substituindo-se seu nível de cinza pela intensidade do pixel resultante da ordenação [1].

O filtro mediano, *standard median filter* (SMF) [5], é o mais conhecido dentre os filtros baseados em estatísticas de ordenação. Isto se deve ao fato do SMF apresentar excelente capacidade de atenuar ruído com menor suavização quando comparado com filtros lineares similares. Há uma grande variedade de métodos destinados à remoção de ruído impulsivo, propostos para imagens em escala de cinza, que são baseados no SMF.

O SMF consiste em substituir as intensidades de todos os pixels de uma imagem deteriorada u , pela mediana dos níveis de cinza dos pixels presentes em sua vizinhança, ou seja,

$$\tilde{u}_{ij} = \text{mediana} \{u_{st} : u_{st} \in W_{ij}^u(h)\}, \quad (3.11)$$

em que \tilde{u}_{ij} é um pixel recuperado pelo SMF e \tilde{u} é a imagem restaurada a partir da imagem com ruído u .

3.2 Retoque Digital

O retoque artístico, como comentando anteriormente, é uma prática tão antiga quanto a própria criação artística é a do retoque. Ele visa recuperar e reconstruir regiões nas quais as informações foram danificadas ou perdidas. Bastante utilizado no ramo das artes plásticas, extrapolou a prática manual e tomou forma no mundo digital devido aos avanços tecnológicos e à demanda crescente de técnicas capazes de realizar tarefas automáticas.

O princípio básico do retoque digital de imagens é imitar os procedimentos manuais. Restauração de quadros, fotografias e filmes e remoção de textos e objetos em imagens são algumas de suas aplicações.

Nesta seção apresenta-se alguns modelos para o retoque digital de imagens, extraídos e discutidos com maiores detalhes em [20]. Em tais modelos o domínio de retoque é denotado por Ω e seu contorno por $\partial\Omega$.

3.2.1 O Modelo de Bertalmío, Sapiro, Caselles e Ballester (BSCB)

O trabalho pioneiro realizado por Bertalmío *et al.* [21] toma por base uma bela intuição do transporte suave ao longo das linhas de mesmo nível de cinza, ou linhas isocrômicas. De forma simples e eficaz, foi apresentado um modelo baseado em uma EDP de terceira ordem.

Considere, por exemplo, a situação ilustrada na Figura 6(a) na qual deseja-se completar suavemente uma borda “quebrada”, isto é, preencher uma região cuja borda presente na imagem original foi danificada. Deseja-se, então, restaurar o padrão da borda de modo que a cor da mesma seja preservada, ou melhor, as informações presentes no contorno da região devem ser propagadas para “dentro” do domínio de retoque. A Figura 6(b) ilustra o processo de restauração do domínio de retoque, a partir das informações presentes em sua fronteira, transportando-se tais informações ao longo do tempo.

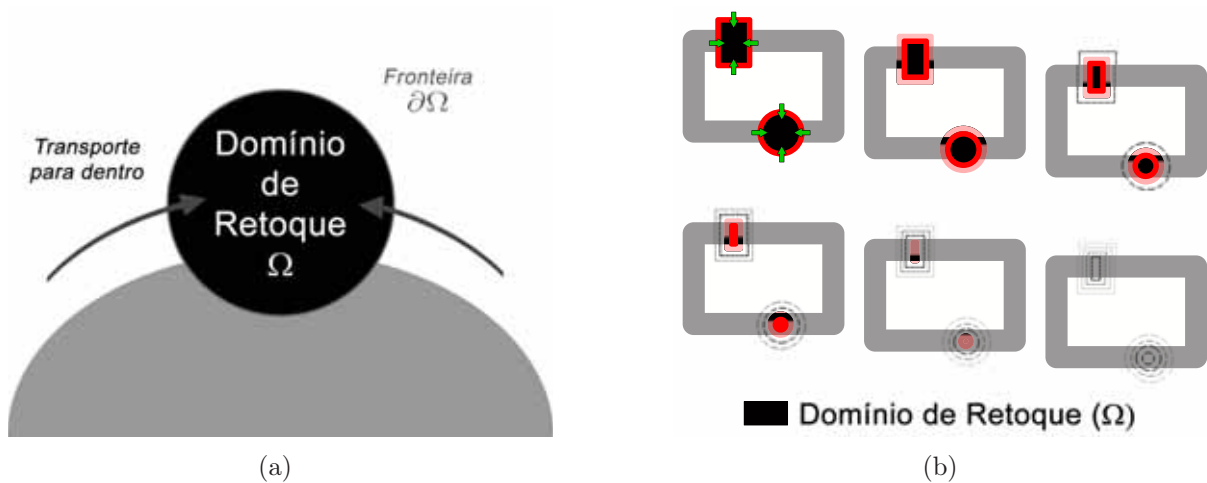


Figura 6: Transporte de informações da fronteira ($\partial\Omega$) para o domínio de retoque (Ω).

Com o objetivo de reconstruir o domínio de retoque a partir das informações de seu contorno e inspirados nas técnicas manuais de retoque, Bertalmío *et al.* [21] propuseram uma medida de suavização $L(u)$, estendendo-a na direção de propagação $\vec{d}(u)$. O transporte de informações de tonalidades é efetuado por meio de do produto escalar entre a taxa da medida de suavização e a direção de propagação.

Uma possível direção de propagação seria a normal a cada pixel do domínio de retoque,

como ilustra a Figura 7(a). Tal escolha, porém, mostra-se inadequada, uma vez que as linhas de nível curvam-se para alinharem-se à normal, como mostra a Figura 7(b). Com isso, os autores definiram a direção das linhas isocrômicas como a de propagação.

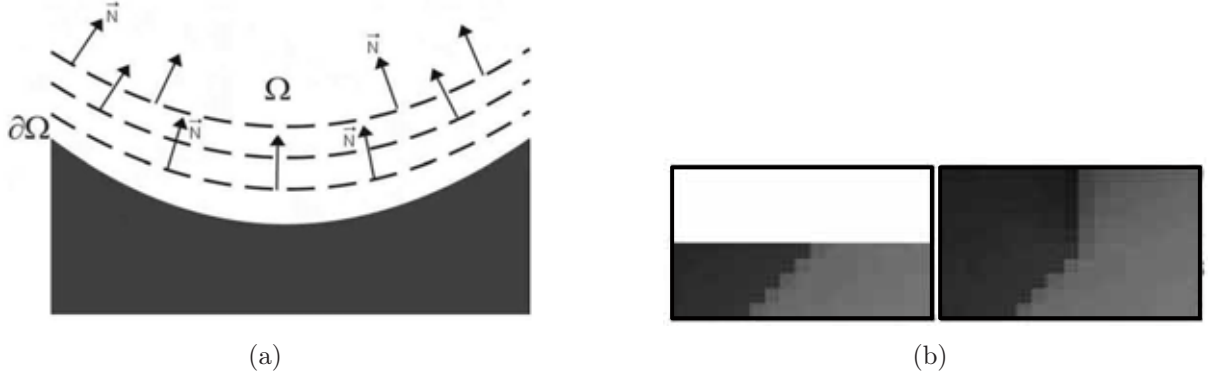


Figura 7: Direção de propagação usando a normal a cada pixel do domínio de retoque.

A medida de suavização considerada é $L(u) = \nabla^2 u$ e sua taxa de variação é $\vec{\delta} L(u) = \nabla L(u)$. Além disso, a direção de propagação é a mesma do vetor tangente às linhas de nível, ou seja, $\vec{d}(u) = \nabla^\perp u$. Dessa forma, a equação evolucionária utilizada pelo modelo de retoque digital BSCB é dada por

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \vec{\delta} L(u) \cdot \frac{\vec{d}(u)}{|\vec{d}(u)|} |\nabla u|, \quad (3.12)$$

em que $u(x, y, t)$ é sua versão retocada no tempo t , com $(x, y) \in \Omega$. A equação (3.12) tem como condição de contorno a equação

$$u = u^0 \quad (3.13)$$

para $(x, y) \in \partial\Omega$, na qual u^0 é a imagem a ser restaurada pelo modelo.

Este processo é intercalado com uma difusão anisotrópica, esta é executada, segundo o próprio autor, “para garantir uma correta evolução do campo direcional”. Por meio de exemplos, Batista [12] mostrou que a utilização da difusão se faz necessária para o modelo BSCB, pois, caso contrário e dependendo da imagem a ser restaurada, pode não ocorrer a convergência do processo iterativo na variável temporal t .

Nos pontos $(x, y) \in \Omega$ são considerados a difusão anisotrópica dada por meio da equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right), \quad (3.14)$$

de forma que $u = u^0$ nos pontos $(x, y) \notin \Omega$.

Relacionados a esse contexto, diversos trabalhos encontrados na literatura são inspirados no modelo proposto por Bertalmío *et al.* [21].

3.2.2 O Modelo de Chan e Shen (TV)

O modelo de retoque digital proposto por Chan e Shen [22], chamado de método TV, foi inspirado no modelo BSCB e no clássico modelo *Total Variational* para eliminação de ruído proposto por Rudin, Osher e Fatemi [18]. O método TV consiste em resolver o problema de minimização

$$\min \int_{\mathcal{D}} |\nabla u| dx dy, \quad (3.15)$$

sujeito às restrições

$$\int_{\mathcal{D}} u dx dy = \int_{\mathcal{D}} u^0 dx dy \quad \text{e} \quad \int_{\mathcal{D}} |u - u^0|^2 dx dy = \eta^2, \quad (3.16)$$

em que $\eta(x, y)$ é o desvio padrão do ruído presente na imagem a ser restaurada u^0 .

Tal problema está relacionado ao de minimizar o funcional

$$E(u) = \int_{\mathcal{D}} |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\mathcal{D}} |u - u^0| dx dy, \quad (3.17)$$

em que λ é o multiplicador de Lagrange. Dessa forma, é necessário resolver a equação de Euler-Lagrange, dada por

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) + \lambda_{\epsilon} (u^0 - u), \quad (3.18)$$

na qual λ_{ϵ} é o multiplicador de Euler-Lagrange estendido, isto é,

$$\lambda_{\epsilon} = \begin{cases} \lambda, & (x, y) \in \mathcal{D} \setminus \Omega, \\ 0, & (x, y) \in \Omega, \end{cases} \quad (3.19)$$

com

$$\frac{\partial u}{\partial \eta} = 0 \quad (3.20)$$

para os pontos $(x, y, t) \in \partial\Omega \times \mathbb{R}^+$, em que $u(x, y, t)$ é a imagem restaurada no tempo t . Segundo Chan e Shen, na ausência de ruído, como é o caso de um domínio de retoque, o problema resume-se em resolver a equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \quad (3.21)$$

nos pontos $(x, y) \in \Omega$, com

$$u = u^0 \quad (3.22)$$

para $(x, y) \in \partial\Omega$.

Um tratamento numérico convenientemente utilizado para evitar $|\nabla u| = 0$, tanto na equação (3.14) quanto na equação (3.21), é substituir o termo $|\nabla u|$ por $|\nabla u|_\varepsilon$ em que $|s|_\varepsilon^2 = |s|^2 + \varepsilon^2$, com ε constante e pequeno. Neste trabalho foi escolhido $\varepsilon = 0.001$.

O modelo TV para retoque é obtido com a aplicação das equações (3.21) e (3.22), as quais descrevem um processo de difusão anisotrópica.

3.2.3 O Modelo de You e Kaveh Modificado (YKMod)

Uma EDP de quarta ordem foi proposta por You e Kaveh [23] como uma ferramenta para a remoção de ruído gaussiano e preservação dos contornos, a partir do funcional

$$E(u) = \int_{\mathcal{D}} f(|\nabla^2 u|) dx dy, \quad (3.23)$$

em que $f : X \subset \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$ uma função crescente, ou seja, $f'(x) \geq 0$, com $x \in X$. A esta função f está associado o coeficiente de difusão

$$c(x) = \frac{f'(x)}{x}. \quad (3.24)$$

Dessa forma, para o funcional (3.23), com coeficiente de difusão (3.24), é necessário resolver a equação de Euler-Lagrange dada por

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla^2 \left[f'(|\nabla^2 u|) \frac{\nabla^2 u}{|\nabla^2 u|} \right] = -\nabla^2 [c(|\nabla^2 u|) \nabla^2 u] \quad (3.25)$$

para $(x, y) \in \mathcal{D}$, em que $u(x, y, t)$ é sua versão suavizada na variável temporal t e $u(x, y, 0) = u^0$ é a imagem a ser suavizada.

Os resultados obtidos com a utilização da equação (3.25) mostraram-se bastante satisfatórios para imagens com baixos níveis de ruído gaussiano.

No trabalho realizado por Oliveira [24] foi proposta uma alteração na equação (3.25), de modo que o coeficiente de difusão seja dado em função do $|\nabla u|$ ao invés de $|\nabla^2 u|$. Com isso, o coeficiente torna-se mais eficiente na detecção dos contornos da imagem. Assim, a equação alterada é dada por

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla^2 \left[f'(|\nabla u|) \frac{\nabla^2 u}{|\nabla u|} \right] = -\nabla^2 [c(|\nabla u|) \nabla^2 u], \quad (3.26)$$

em que $c(x) = \frac{1}{1 + Kx^2}$, com K constante.

Barcelos, Boaventura e Oliveira [25], alterando a função f do coeficiente de difusão da equação (3.24), propuseram aplicar a EDP de quarta ordem da equação (3.26) em problemas de retoque digital. Para isto foi utilizada a função

$$f(x) = \frac{1}{2}x^2, \quad (3.27)$$

de modo a obter o novo coeficiente

$$c(x) = 1. \quad (3.28)$$

Com a utilização do coeficiente de difusão da equação (3.28), o modelo de retoque digital YKMod é dado pela equação

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\nabla^2 (\nabla^2 u) \quad (3.29)$$

para $(x, y) \in \Omega$, em que $u(x, y, t)$ é a versão suavizada da imagem u no tempo t , sujeita à condição de contorno

$$u = u^0 \quad (3.30)$$

para $(x, y) \in \partial\Omega$, em que u^0 é a imagem a ser retocada.

Com isso, é realizada uma difusão isotrópica no domínio de retoque, a partir das informações presentes em seu contorno. De tal modo, o modelo atua de forma homogênea em todo domínio de retoque. Vale ressaltar que o modelo de retoque digital YKMod apresenta bom desempenho apenas quando utilizado em um domínio de retoque pequeno, uma vez que trata-se de um processo de difusão isotrópica, isto é, realiza uma suavização em todas as direções, o que pode resultar na perda de contornos, caso tal difusão seja utilizada em grandes domínios de retoque.

3.3 Detecção de Ruído Impulsivo

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, levando em consideração que a intensidade de um pixel impulso varia muito em relação à maioria ou a todos os seus vizinhos, enquanto que pixels vizinhos compostos por intensidades similares, em geral, compõem detalhes da imagem.

Definição 3.1 (Vizinhança Furada). *A vizinhança furada de um pixel u_{ij} , denotada por*

$\Omega^0(u_{ij})$, é obtida por meio da vizinhança $W_{ij}^u(h)$ retirando-se o próprio pixel central u_{ij} , ou seja,

$$\Omega^0(u_{ij}) = W_{ij}^u(h) \setminus \{u_{ij}\}. \quad (3.31)$$

O método consiste em avaliar a variação das intensidades dos pixels presentes em sua vizinhança furada para, então, determinar se o pixel em questão pode ser considerado como ruído. Para medir a variação da intensidade de um pixel para com seus vizinhos, foi usada a medida da Definição 3.2.

Definição 3.2 (Variação de Intensidade). *A variação da intensidade de um pixel p em relação a sua vizinhança furada $\Omega^0(p)$ é dada por*

$$d(p, \Omega^0(p)) = \sum_{k=\lfloor \tau \times T \rfloor}^T \exp(s_k), \quad (3.32)$$

em que $T = (2h + 1)(2h + 1) - 1$, $\tau \in [0, 1]$, s_k é o k -ésimo valor na amostra ordenada $|q_{(1)} - p| \leq |q_{(2)} - p| \leq \dots \leq |q_{(T)} - p|$, com $q_i \in \Omega^0(p)$ para todo $i = 1, 2, 3, \dots, T$.

Na equação (3.32) a função exponencial é usada para aumentar a ordem entre as diferenças de intensidade dos pixels. O parâmetro de corte τ é utilizado para considerar apenas as maiores variações, uma característica encontrada nos pixels com ruído. A função $\lfloor x \rfloor$ retorna o maior inteiro menor ou igual a x .

Uma vez determinadas as medidas $d_{ij} = d(u_{ij}, \Omega^0(u_{ij}))$ para todos os pixels u_{ij} da imagem u , obtém-se uma matriz $[d_{ij}]_{m \times n}$. Com isso, é possível construir uma matriz binária $[M_{ij}]_{m \times n}$, em que cada valor M_{ij} está associado a um pixel u_{ij} , de forma que um pixel u_{ij} é classificado em: pixel com ruído, se $M_{ij} = 1$, ou pixel sem ruído, se $M_{ij} = 0$. Os valores M_{ij} são obtidos por meio dos seguintes passos:

1. dividir a matriz $[d_{ij}]$ em blocos de tamanho $g \times g$, disjuntos e vizinhos;
2. em cada bloco, calcular seu RMS e, para cada valor d_{ij} presente no bloco, definir $M_{ij} = 1$ se $d_{ij} > RMS$ ou $M_{ij} = 0$ caso contrário;
3. ainda em cada bloco, se a intensidade de qualquer pixel u_{st} é igual à intensidade de outro pixel u_{ij} marcado com $M_{ij} = 1$ no passo 2, definir $M_{st} = 1$.

Notação 3.1. *Denota-se por $\Omega_d(u)$ o conjunto constituído por todos os pixels da imagem u classificados em pixels com ruído, ou seja,*

$$\Omega_d(u) = \{u_{ij} : M_{ij} = 1\}. \quad (3.33)$$

Capítulo 4

Métodos Propostos

Neste capítulo são apresentados os métodos propostos para eliminação de ruído impulsivo e suas extensões para imagens coloridas.

4.1 Filtro Mediano Seletivo (FMS)

A idéia básica do FMS é utilizar, durante o processo de restauração, as informações dos pixels mais relevantes, isto é, aqueles que contenham informações provenientes, principalmente, da imagem original e que estejam próximos do pixel a ser restaurado. Dessa forma obtém-se uma melhora no desempenho do filtro mediano.

As Definições 4.1 e 4.2 encontram-se em [7] e neste trabalho utilizam-se as nomenclaturas indicadas nas respectivas definições.

Definição 4.1 (Aresta de uma Vizinhança). *A aresta de uma vizinhança $W_{ij}^u(h)$, centrada no pixel u_{ij} e de tamanho h , é o conjunto*

$$\Phi(u_{ij}, h) = W_{ij}^u(h) \setminus W_{ij}^u(h-1), \quad (4.1)$$

com $h = 1, 2, 3, \dots, H$ e $W_{ij}^u(0) = \{u_{ij}\}$.

Definição 4.2 (Distância entre Pixels). *A distância (city block distance) entre dois pixels u_{ij} e u_{st} é dada por*

$$D(u_{ij}, u_{st}) = |i - s| + |j - t|. \quad (4.2)$$

A Figura 8 ilustra o pixel central u_{ij} e sua vizinhança $W_{ij}^u(2)$. As arestas $\Phi(u_{ij}, 1)$ e $\Phi(u_{ij}, 2)$ também estão indicadas, assim como as distâncias entre o pixel u_{ij} e seus vizinhos.

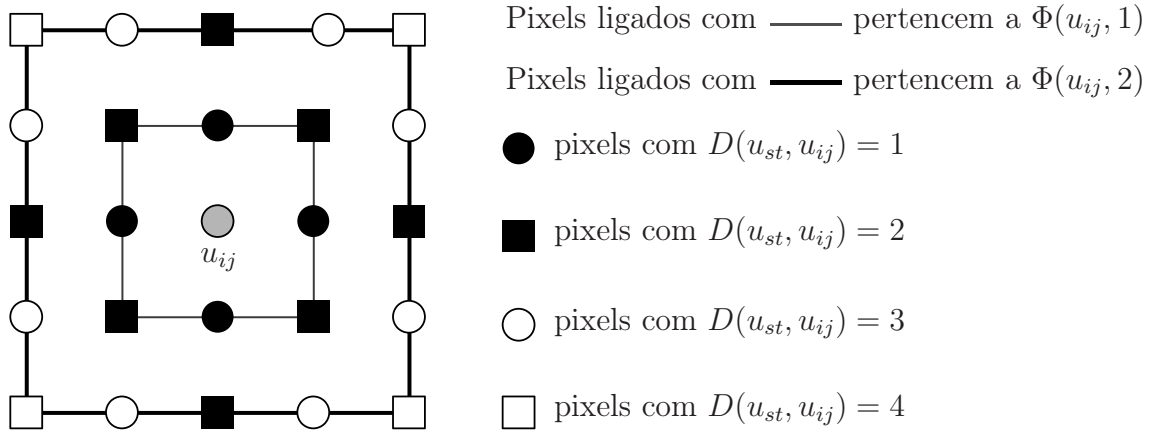


Figura 8: Vizinhança $W_{ij}^u(2)$ com $\Phi(u_{ij}, 1)$, $\Phi(u_{ij}, 2)$ e as distâncias $D(u_{st}, u_{ij})$.

Uma vez realizada a detecção de ruído, como descrita na Seção 3.3, a proposta é restaurar apenas os pixels previamente classificados como pixels com ruído, utilizando-se o filtro mediano com uma vizinhança $\Omega^N(u_{ij})$, a qual contendo os N pixels mais próximos de u_{ij} e classificados como sem ruído. Chen, Yang e Cao [7] apresentaram um algoritmo que, com poucas modificações, pode ser utilizado para se obter a vizinhança $\Omega^N(u_{ij})$. Tal algoritmo modificado é apresentado na Figura 9.

Dessa maneira, um pixel deteriorado é restaurado substituindo seu nível de cinza pela intensidade mediana da amostra ordenada obtida a partir da intensidade dos seus N pixels vizinhos mais próximos e classificados como sem ruído, isto é,

$$\tilde{u}_{ij} = \begin{cases} \text{mediana}\{u_{st} : u_{st} \in \Omega^N(u_{ij})\}, & \forall u_{ij} \in \Omega_d(u), \\ u_{ij}, & \forall u_{ij} \notin \Omega_d(u). \end{cases} \quad (4.3)$$

Na equação 4.3 o critério de ordenação escolhido para o cálculo da mediana foi baseado na intensidade dos pixels, em que $p \leq q$ se o nível de cinza do pixel p for menor ou igual ao nível de cinza do pixel q .

Ao selecionar apenas pixels previamente classificados como sem ruído, o filtro mediano agrega uma característica de seletividade.

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 9: Algoritmo para seleção dos pixels da vizinhança Ω^N .

4.2 Filtro Híbrido: FMS e Retoque Digital

A viabilidade de um modelo de retoque digital está, de certa forma, condicionada à identificação da região a ser restaurada, em outras palavras, à determinação do domínio de retoque. Em muitos casos este procedimento é realizado de forma manual e, dependendo das características da região em questão, esta abordagem pode não ser muito eficaz.

Ao realizar a identificação dos pixels com ruído, obtém-se uma região na qual as informações foram perdidas devido à presença do ruído. Desse modo, torna-se viável a aplicação de um modelo de retoque digital, uma vez que é possível considerar o domínio de retoque como sendo tal região. Com isso, pode-se melhorar a qualidade dos detalhes presentes na imagem.

Com base neste princípio, a proposta é utilizar métodos de retoque digital na eliminação de ruído impulsivo. Neste caso, o domínio de retoque é formado pela região obtida a partir do processo de detecção, isto é, $\Omega = \Omega_d$. Além disso, considera-se a imagem previamente filtrada pelo FMS como aproximação inicial, ou seja, $u^0 = \tilde{u}$.

Logo, obtém-se um filtro híbrido destinado à eliminação de ruído impulsivo em imagens em escala de cinza por meio dos passos:

1. aplicar o método de detecção de ruído impulsivo e obter Ω_d ;
2. utilizar o FMS com Ω_d obtido no passo 1 e obter uma aproximação inicial u^0 ;
3. realizar o retoque digital, a partir de u^0 obtida no passo 2, para obter a imagem restaurada.

Um filtro destinado à remoção de ruído impulsivo em imagens coloridas é obtido por meio da extensão do filtro híbrido para cada canal de cor de uma imagem colorida. A Figura 10 ilustra os passos realizados no filtro híbrido proposto para eliminação de ruído impulsivo em imagens coloridas.

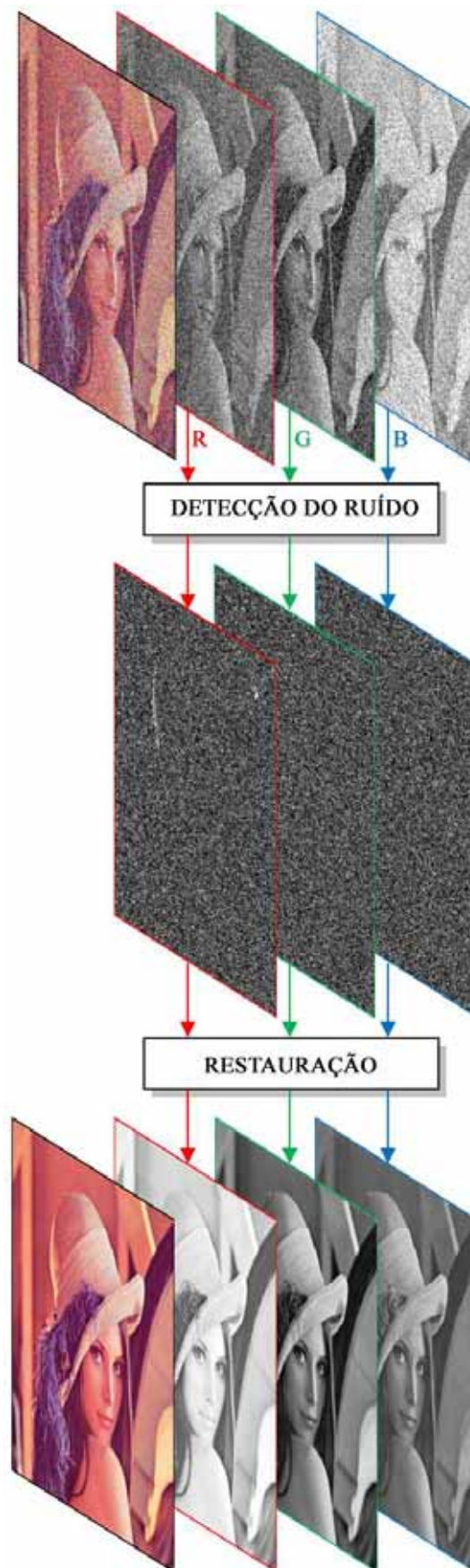


Figura 10: Etapas do filtro híbrido para imagens coloridas.

Capítulo 5

Resultados Experimentais

Neste capítulo apresentam-se os experimentos realizados com imagens 512×512 , 24-bits, no espaço de cores RGB, com o objetivo de remover o ruído impulsivo presente nas imagens, de modo a preservar, ao máximo, as características das imagens originais apresentadas na Figura 11.



(a) Lena.



(b) Babuíno.



(c) Pimentões.



(d) Morangos.

Figura 11: Imagens originais utilizadas nos experimentos.

Os parâmetros do 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 melhor desempenho em termos do PSNR, como ilustra a Figura 12.

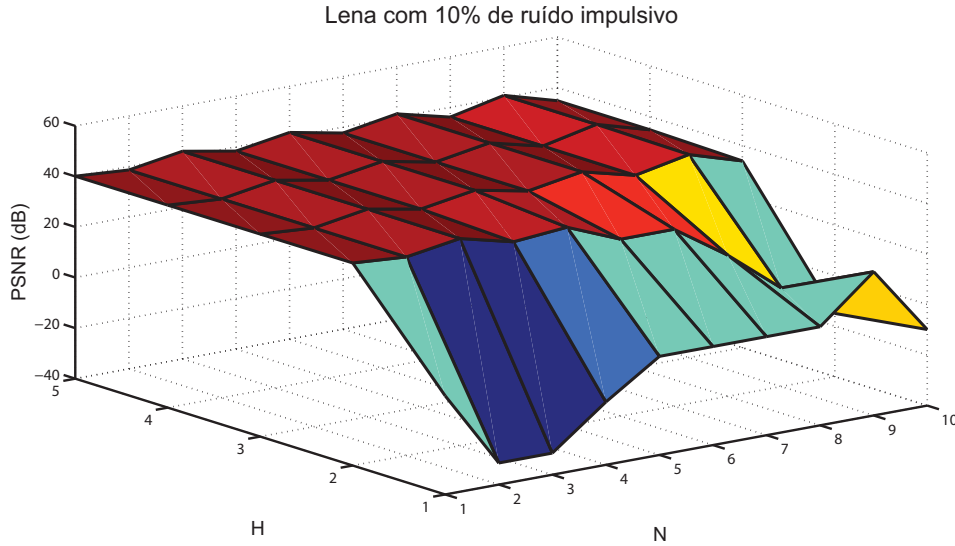


Figura 12: Parâmetros do FMS.

A implementação computacional realizada neste trabalho foi feita 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. Desse modo, obtém-se um processo iterativo, em termos da variável temporal t , para os pontos pertencentes ao domínio de retoque. Em [12] e [20] são apresentados maiores detalhes a respeito da implementação computacional.

Os modelos de retoque digital possuem como parâmetros o passo Δt , utilizado na discretização da variável temporal t e o número total de iterações n_{it} . Além disso, no modelo BSCB são utilizados os parâmetros adicionais n_t e n_d . A função destes parâmetros é controlar o intercâmbio entre a aplicação do transporte e da difusão anisotrópica. A cada n_t iterações de transporte são executadas n_d iterações de difusão, até que o número total de iterações n_{it} seja satisfeito. Tais valores foram escolhidos de modo a produzir os melhores resultados no processo de retoque e são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1: Valores utilizados para os parâmetros dos métodos de retoque digital.

Modelo	Δt	n_{it}	n_t	n_d
BSCB	0.50	12	1	3
TV	0.50	25	-	-
YKMod	0.08	15	-	-

Os experimentos realizados neste trabalho foram obtidos por meio de implementações em linguagem C e com o auxílio do software Matlab, no qual a adição de ruído impulsivo foi simulado por meio da função *imnoise* (Imagem, ‘salt & pepper’, D), na qual D é a densidade de ruído.

Os filtros apresentados na Tabela 2 e os métodos propostos foram utilizados nos experimentos. Estes foram aplicados em imagens com as seguintes densidades de ruído impulsivo: 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% e 90%.

Tabela 2: Lista de filtros utilizados nos experimentos.

Notação	Filtro	Parâmetros	Referência
ACWDDF	Adaptive Center-Weighted Directional Distance Filter	$\lambda = 2$ e $Tol = 10.8$	[26]
ACWVMF	Adaptive Center-Weighted Vector Median Filter	$\lambda = 2$ e $Tol = 80$	[26]
BVDF	Basic Vector Directional Filter	-	[27]
DDF	Directional-Distance Filter	-	[28]
FFNRF	Fast Fuzzy Noise Reduction Filter	$k = 1024$ e $\alpha = 3.5$	[29]
FMVMF	Fast Modified Vector Median Filter	$\beta = 0.6$	[30]
FPGF	Fast Peer Group Filter	$m = 3$ e $T = 45$	[31]
GVDF	Generalized Vector Directional Filter	-	[32]
MCWVMF	Modified Center-Weighted Vector Median Filter	$w = 0.5$	[33]
PGF	Peer Group Filter	$\alpha = 30$	[34]
SDDF RANK	Sigma Directional Distance Filter based on Rank	$\lambda = 4$	[35]
SVMF MEAN	Sigma Vector Median Filter based on Mean	$\lambda = 4$	[35]
SVMF RANK	Sigma Vector Median Filter based on Rank	$\lambda = 4$	[35]
VMF	Vector Median Filter	-	[6]

Nota: Utiliza-se uma vizinhança 3×3 em todos os filtros.

As Figuras de 13 a 32 apresentam os resultados qualitativos para as imagens Lena, Babuíno, Pimentões e Morangos com as densidades de ruído: 10%, 30%, 50%, 70% e 90%. As Tabelas de 3 a 18 contém os resultados quantitativos obtidos por meio das medidas MAE, MSE, PSNR e NCD para todas as densidades. Os melhores desempenhos foram destacados com a cor vermelha.

Os resultados obtidos por meio da aplicação dos filtros na imagem Lena estão ilustrados nas Figuras de 13 a 17. Mostra-se em cada figura a imagem original, isto é, sem ruído, a imagem após a contaminação pelo ruído impulsivo e os resultados obtidos por meio da aplicação dos filtros, estes indicados em cada imagem.

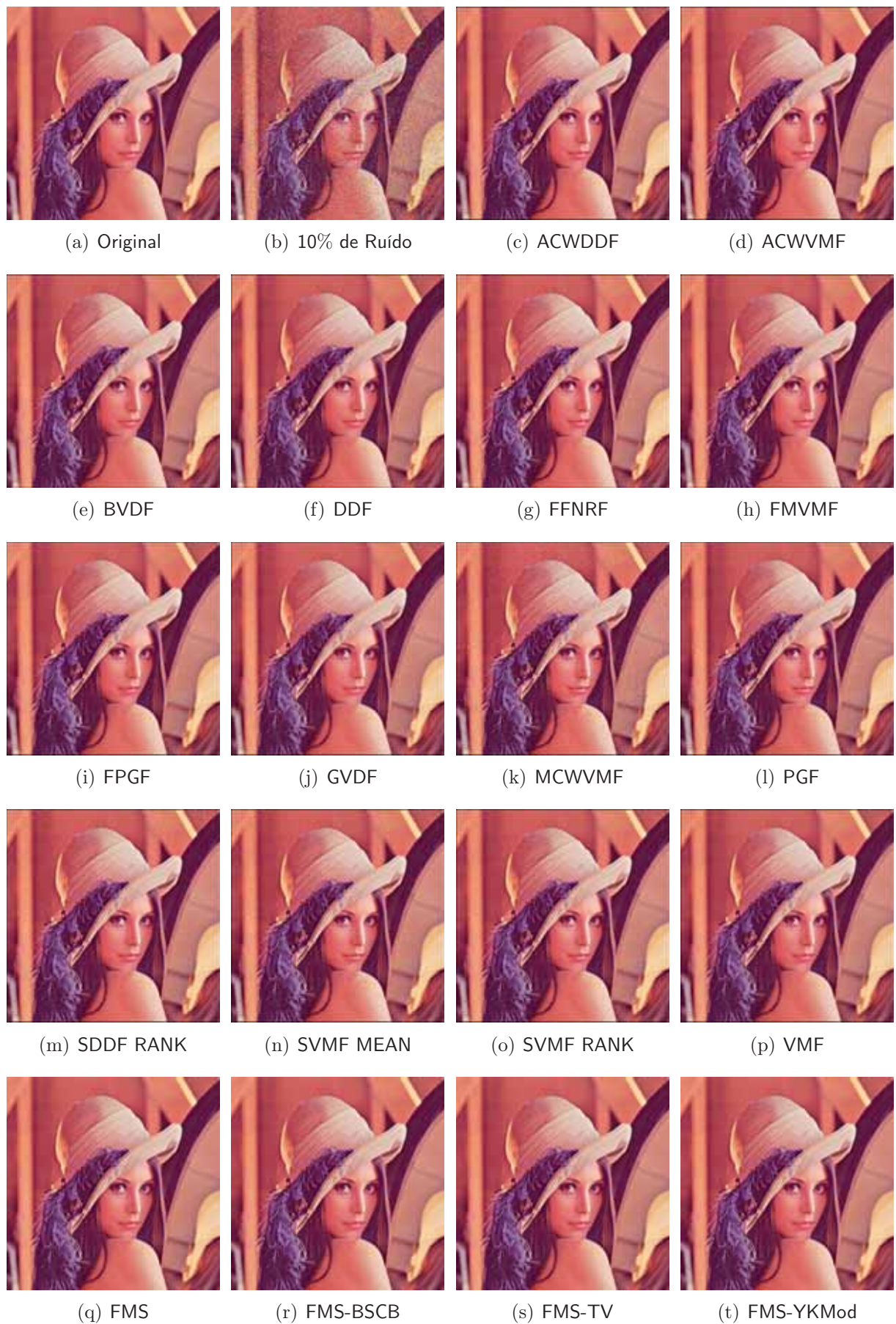


Figura 13: Experimento para imagem Lena com 10% de ruído impulsivo.

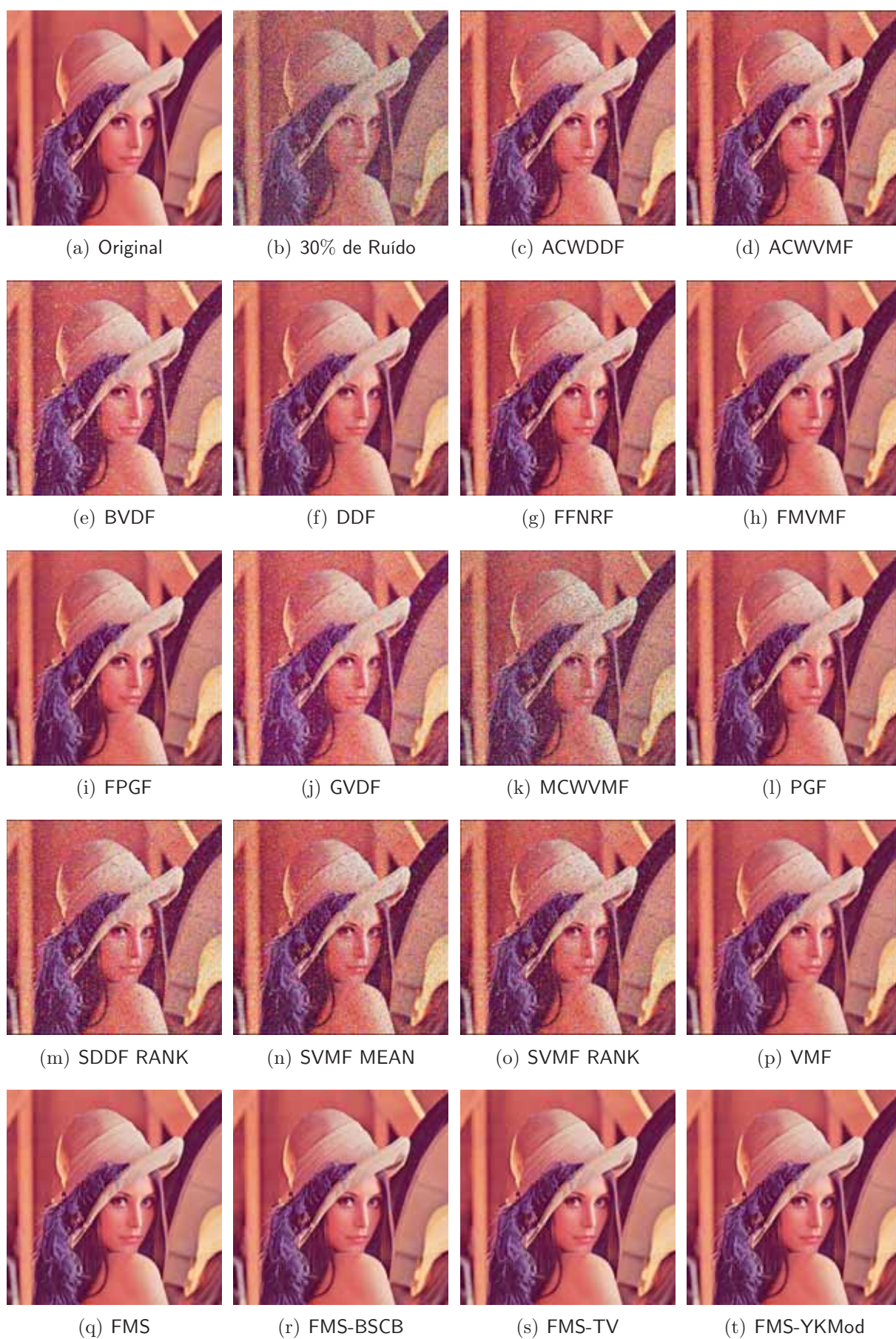


Figura 14: Experimento para imagem Lena com 30% de ruído impulsivo.

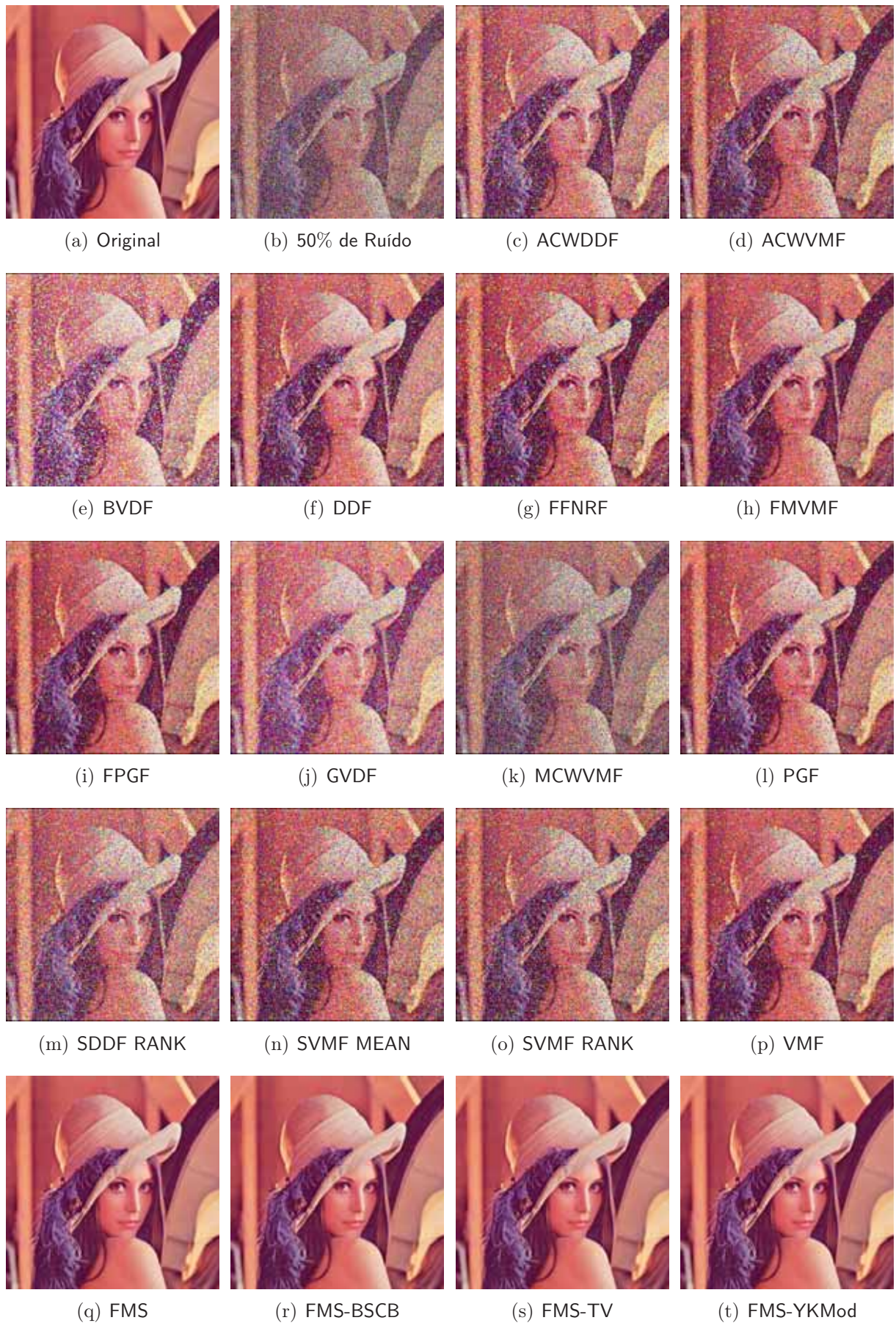


Figura 15: Experimento para imagem Lena com 50% de ruído impulsivo.

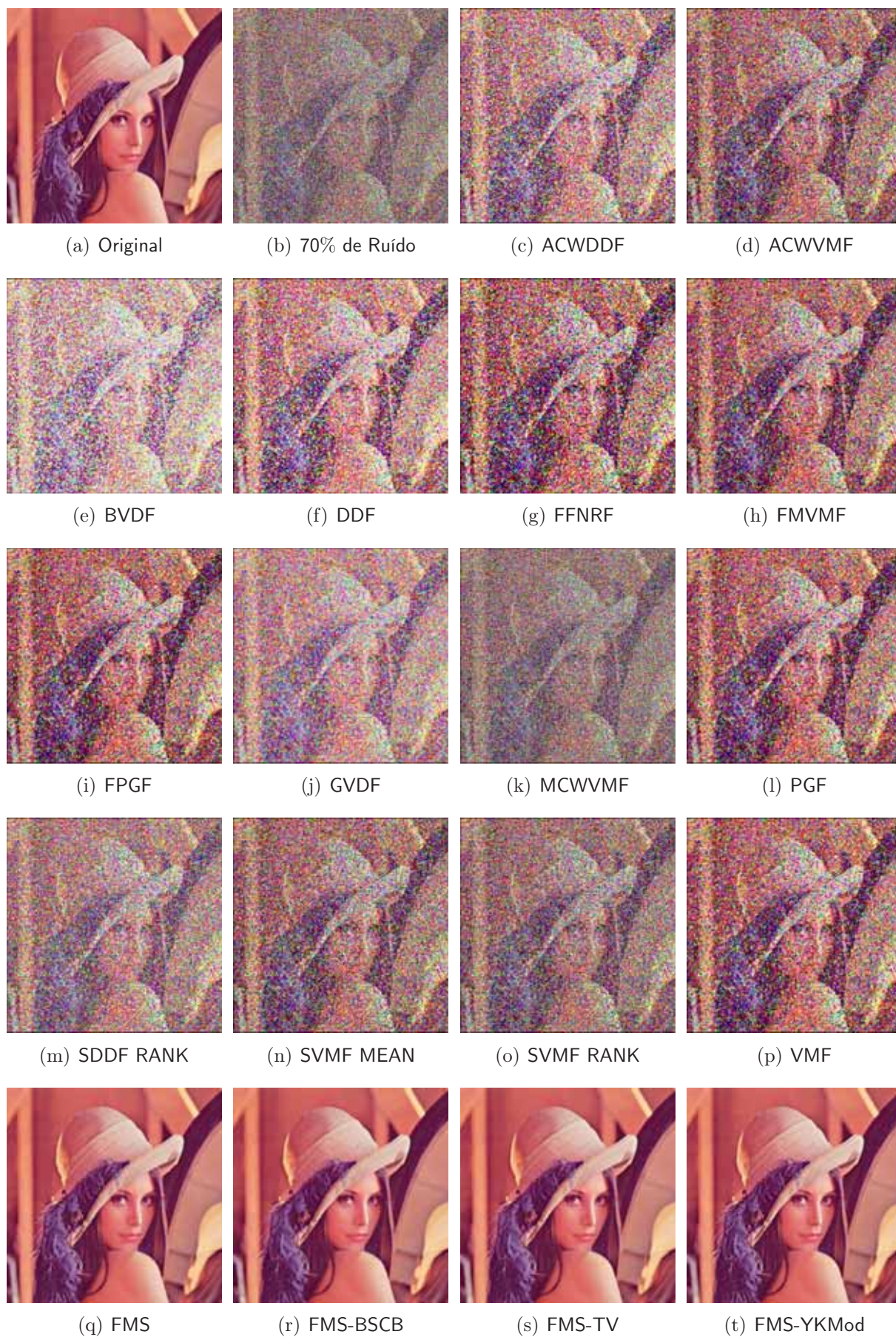


Figura 16: Experimento para imagem Lena com 70% de ruído impulsivo.



Figura 17: Experimento para imagem Lena com 90% de ruído impulsivo.

Os resultados apresentados nas imagens das Figuras de 13 a 17 mostram o excelente desempenho obtido pelos métodos propostos, principalmente para imagens com grandes densidades de ruído. Mesmo para a imagem Lena com 10% de ruído, Figura 13, grande parte dos filtros na Tabela 2 efetuaram, de forma insatisfatória, a remoção do ruído.

Os valores apresentados na Tabela 3 confirmam os ótimo desempenho apresentado pelos métodos propostos em relação aos demais filtros. A medida MAE infere a respeito da capacidade de preservação de detalhes, em relação a imagem original. Valores próximos de zero indicam maior conservação de detalhes.

Tabela 3: Desempenho dos filtros para imagem Lena em termos da medida MAE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	12.6489	25.4072	38.1168	50.8540	63.3542	76.2307	88.8207	101.5166	114.1678
ACWDDF	2.0344	4.9256	10.4082	19.7042	32.5688	49.6182	68.7578	88.9319	108.8072
ACWVMF	1.7407	4.9186	10.3959	19.0991	31.0929	47.1141	65.3434	85.6918	106.5287
BVDF	4.5020	6.7278	12.8495	24.7106	40.4161	58.9932	77.2587	94.6676	110.9720
DDF	3.9615	5.2576	8.3787	15.0119	25.5407	41.0877	60.0092	81.8770	104.9246
FFNRF	1.7671	4.7736	10.2915	19.6956	33.3993	51.8148	72.8887	94.3331	113.0459
FMVMF	1.5594	3.6363	7.3779	14.0209	23.7634	37.6431	54.8301	75.5664	99.6558
FPGF	1.7212	3.9021	7.3051	13.2298	22.2564	35.5663	52.4087	72.9328	97.3735
GVDF	4.4607	9.3190	18.7402	29.8311	40.4161	50.7498	60.1616	69.1375	77.5944
MCWVMF	3.6856	14.0502	28.7530	44.9434	60.2408	74.8791	88.2950	101.3080	114.0842
PGF	1.8676	4.6476	8.3810	14.2576	23.1256	36.3480	53.2764	73.9981	98.4651
SDDF RANK	2.0399	7.4312	17.4876	31.1382	46.4211	62.9466	78.7937	94.5361	110.5806
SVMF MEAN	2.2860	7.7252	16.5407	28.2305	41.9867	58.2136	75.0216	92.4998	109.7896
SVMF RANK	1.9777	7.0129	16.4364	29.8702	45.6738	63.4422	80.6098	96.9389	112.3072
VMF	3.8904	5.0911	7.7531	13.3359	22.2517	35.5498	52.3908	72.9134	97.3542
FMS	0.4849	0.9876	1.5452	2.1638	2.9002	3.7967	4.8922	6.2507	8.6426
FMS-BSCB	0.3942	0.8194	1.2870	1.7904	2.3731	3.0646	3.9313	5.2032	7.8761
FMS-TV	0.3903	0.8065	1.2630	1.7412	2.2864	2.8814	3.6386	4.6017	6.6361
FMS-YKMod	0.3942	0.8122	1.2529	1.7225	2.2408	2.8219	3.5269	4.4902	6.5955

Verifica-se que o FMS possui desempenho muito superior aos filtros da Tabela 2. Este apresenta, entretanto, performance inferior aos filtros híbridos. O FMS-YKMod foi o que apresentou o melhor desempenho para quase todas as densidades de ruído, exceto para as densidades iguais a 10% e 20%. Para estas densidades o melhor desempenho foi obtido pelo FMS-TV.

As Tabelas 4 e 5 apresentam, respectivamente, os resultados em termos das medidas MSE e PSNR, ambas para medir a eficiência na remoção do ruído. Para a medida MSE, valores próximos de zero indicam maior remoção de ruído. No caso da medida PSNR, devido a escala logarítmica, valores maiores correspondem a maior eficiência na suavização do ruído.

Tabela 4: Desempenho dos filtros para imagem Lena em termos da medida MSE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	1962.33	3927.34	5891.11	7874.97	9799.73	11812.32	13747.79	15702.67	17659.53
ACWDDF	52.26	319.86	1042.56	2432.54	4423.84	7153.24	10221.11	13462.65	16681.53
ACWVMF	55.46	341.98	1050.44	2349.05	4211.56	6794.75	9713.37	12988.79	16340.72
BVDF	69.41	308.23	1179.06	3017.50	3019.66	8514.08	11468.07	14312.61	16968.34
DDF	48.36	147.21	536.00	1505.93	3111.84	5597.81	8645.66	12226.35	16014.62
FFNRF	58.56	319.66	1002.53	2340.12	4363.87	7206.99	10496.13	13945.41	17090.44
FMVMF	28.28	144.13	540.81	1446.64	2893.14	5097.80	7860.64	11249.06	15199.29
FPGF	34.42	139.93	465.13	1262.32	2612.45	4735.18	7459.12	10827.70	14846.04
GVDF	60.62	313.38	940.79	1897.96	3019.66	4371.55	5810.29	7383.76	9030.26
MCWVMF	354.04	1835.88	4139.58	6755.65	9202.65	11547.62	13641.29	15657.32	17640.01
PGF	81.50	313.94	709.05	1482.68	2780.72	4872.60	7599.53	10994.20	15016.63
SDDF RANK	94.61	732.79	2176.60	4280.80	6683.43	9345.46	11869.32	14384.94	16976.87
SVMF MEAN	122.86	755.16	1983.76	3746.24	5875.05	8485.17	11175.87	14010.13	16832.07
SVMF RANK	87.41	660.45	1990.35	4058.14	6551.63	9432.54	12190.67	14812.34	17287.37
VMF	45.96	128.46	446.63	1251.31	2605.69	4731.94	7456.62	10825.62	14844.19
FMS	6.29	12.85	22.11	33.60	50.60	75.23	108.85	157.51	289.32
FMS-BSCB	3.69	7.82	13.43	20.08	29.68	44.07	64.62	108.35	256.12
FMS-TV	3.64	7.62	13.04	19.17	27.70	37.81	54.09	76.88	149.74
FMS-YKMod	3.38	7.01	11.43	16.62	23.33	32.00	44.67	67.43	147.20

Tabela 5: Desempenho dos filtros para imagem Lena em termos da medida PSNR.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	15.2031	12.1898	10.4288	9.1683	8.2187	7.4075	6.7485	6.1711	5.6610
ACWDDF	30.9492	23.0812	17.9498	14.2702	11.6728	9.5858	8.0358	6.8395	5.9084
ACWVMF	30.6909	22.7908	17.9171	14.4219	11.8864	9.8091	8.2571	6.9951	5.9981
BVDF	29.7167	23.2421	17.4155	13.3343	13.3312	8.8294	7.5359	6.5736	5.8344
DDF	31.2854	26.4514	20.8391	16.3528	13.2006	10.6506	8.7628	7.2578	6.0856
FFNRF	30.4549	23.0839	18.1198	14.4384	11.7321	9.5533	7.9205	6.6865	5.8033
FMVMF	33.6160	26.5433	20.8004	16.5272	13.5171	11.0570	9.1762	7.6196	6.3126
FPGF	32.7629	26.6716	21.4551	17.1191	13.9603	11.3774	9.4039	7.7854	6.4147
GVDF	30.3049	23.1701	18.3959	15.3479	13.3312	11.7245	10.4888	9.4480	8.5738
MCWVMF	22.6403	15.4924	11.9612	9.8341	8.4917	7.5059	6.7823	6.1836	5.6658
PGF	29.0192	23.1623	19.6240	16.4203	13.6892	11.2532	9.3229	7.7192	6.3651
SDDF RANK	28.3712	19.4810	14.7530	11.8156	9.8808	8.4248	7.3865	6.5517	5.8322
SVMF MEAN	27.2366	19.3504	15.1559	12.3948	10.4407	8.8442	7.6480	6.6664	5.8694
SVMF RANK	28.7153	19.9324	15.1415	12.0475	9.9673	8.3845	7.2705	6.4246	5.7535
VMF	31.5073	27.0432	21.6313	17.1572	13.9716	11.3804	9.4052	7.7863	6.4152
FMS	40.1452	37.0431	34.6854	32.8672	31.0890	29.3668	27.7627	26.1577	23.5169
FMS-BSCB	42.4615	39.1976	36.8498	35.1026	33.4061	31.6894	30.0275	27.7826	24.0463
FMS-TV	42.5217	39.3108	36.9792	35.3048	33.7063	32.3542	30.7993	29.2727	26.3773
FMS-YKMod	42.8456	39.6745	37.5488	35.9246	34.4521	33.0790	31.6305	29.8426	26.4516

O filtro híbrido FMS-YKMod apresentou o melhor desempenho (MSE e PSNR) para todas densidades de ruído. Novamente os métodos propostos foram muito superiores aos demais filtros, sobretudo, para altas taxas de ruído.

Quando utiliza-se, separadamente, um procedimento em cada componente de uma

imagem colorida, pode-se obter na saída cores destoantes das presentes na imagem inicial. A medida NCD é usada para verificar a capacidade de preservar cores de um método. Quanto menor seu valor, menor é a diferença entre as cores das imagens original e restaurada, ou seja, melhor é o desempenho do filtro.

Na Tabela 6 encontram-se os resultados em termos da medida NCD. Os métodos propostos se mostraram mais eficazes. Os valores estão de acordo com os resultados qualitativos, uma vez que não ocorreu alterações nas tonalidades das cores. O FMS apresentou um ótimo desempenho em relação aos filtros da Tabela 2. Os filtros híbridos conseguiram, novamente, um desempenho superior ao FMS. Dentre eles, o FMS-TV apresentou os melhores resultados, exceto para as densidades 30%, 40% e 50%, em que o FMS-YKMod foi ligeiramente melhor.

Tabela 6: Desempenho dos filtros para imagem Lena em termos da medida NCD.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	0.2474	0.4698	0.6635	0.8348	0.9800	1.1073	1.2140	1.3040	1.3786
ACWDDF	0.0274	0.0762	0.1756	0.3372	0.5409	0.7748	0.9946	1.1778	1.3181
ACWVMF	0.0258	0.0817	0.1823	0.3355	0.5287	0.7560	0.9751	1.1718	1.3277
BVDF	0.0509	0.0846	0.1841	0.3640	0.5873	0.7909	0.9655	1.0939	1.1853
DDF	0.0474	0.0659	0.1222	0.2462	0.4306	0.6650	0.8997	1.1019	1.2544
FFNRF	0.0273	0.0827	0.1876	0.3579	0.5790	0.8287	1.0584	1.2390	1.3630
FMVMF	0.0192	0.0496	0.1139	0.2356	0.4077	0.6304	0.8662	1.0898	1.2844
FPGF	0.0219	0.0515	0.1069	0.2149	0.3784	0.5993	0.8393	1.0694	1.2718
GVDF	0.0557	0.1422	0.2950	0.4524	0.5873	0.7116	0.8223	0.9232	1.0124
MCWVMF	0.0698	0.2681	0.5170	0.7527	0.9418	1.0929	1.2090	1.3024	1.3780
PGF	0.0264	0.0705	0.1336	0.2385	0.3954	0.6109	0.8479	1.0774	1.2782
SDDF RANK	0.0313	0.1348	0.3187	0.5416	0.7584	0.9608	1.1248	1.2578	1.3661
SVMF MEAN	0.0376	0.1434	0.3068	0.5025	0.7028	0.9058	1.0828	1.2323	1.3501
SVMF RANK	0.0308	0.1278	0.3015	0.5224	0.7457	0.9594	1.1322	1.2657	1.3656
VMF	0.0472	0.0632	0.1096	0.2147	0.3776	0.5990	0.8391	1.0693	1.2718
FMS	0.0108	0.0210	0.0312	0.0417	0.0533	0.0666	0.0822	0.1003	0.1325
FMS-BSCB	0.0088	0.0175	0.0259	0.0340	0.0424	0.0513	0.0615	0.0754	0.1088
FMS-TV	0.0087	0.0172	0.0254	0.0331	0.0409	0.0482	0.0569	0.0667	0.0887
FMS-YKMod	0.0088	0.0173	0.0253	0.0330	0.0406	0.0483	0.0571	0.0685	0.0962

Nas Figuras de 18 a 22 mostram-se os resultados qualitativos para a imagem Babuíno. É interessante observar que esta imagem apresenta regiões com diferentes características, como texturas estocásticas, regiões homogêneas, além de cores distintas.

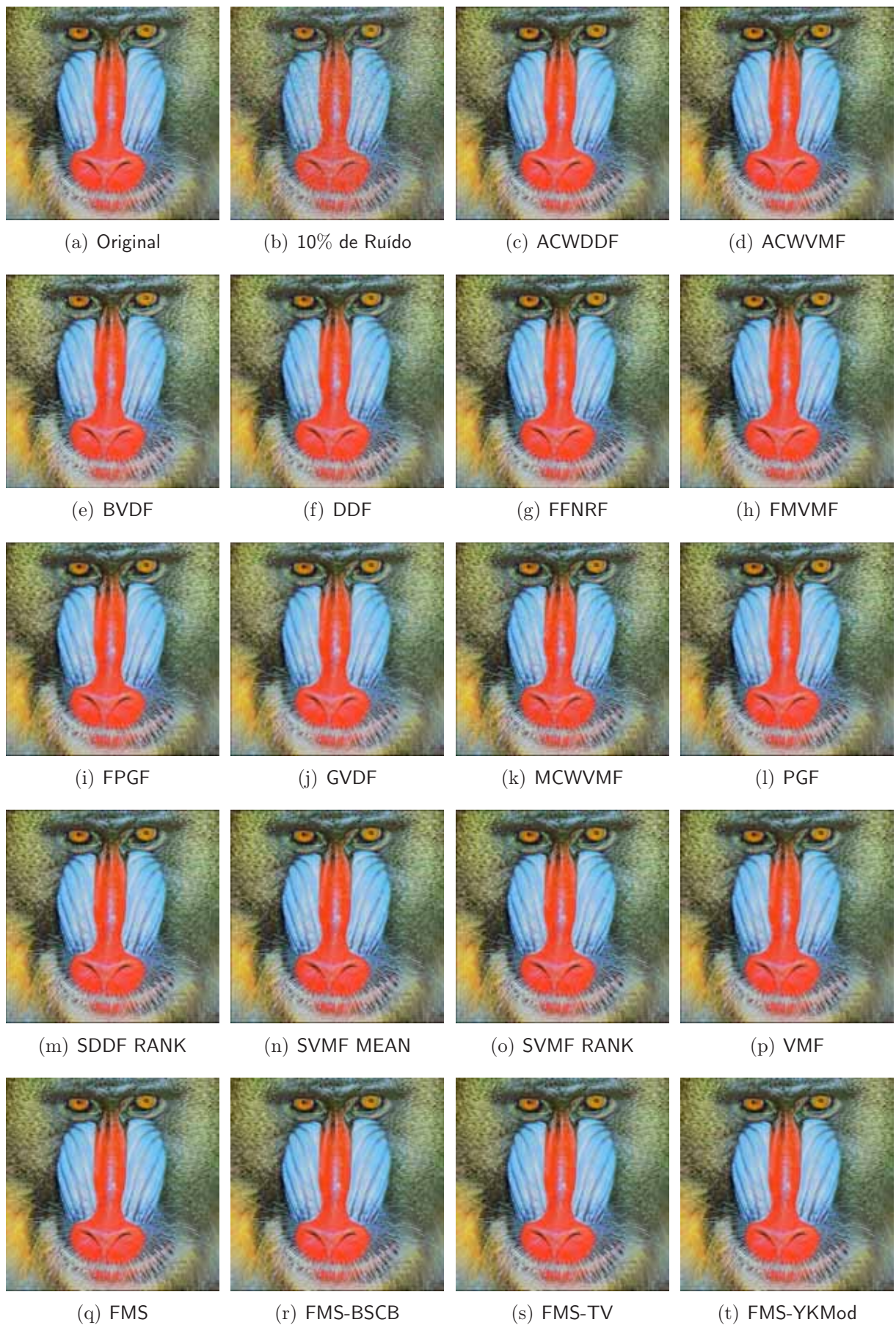


Figura 18: Experimento para imagem Babuíno com 10% de ruído impulsivo.

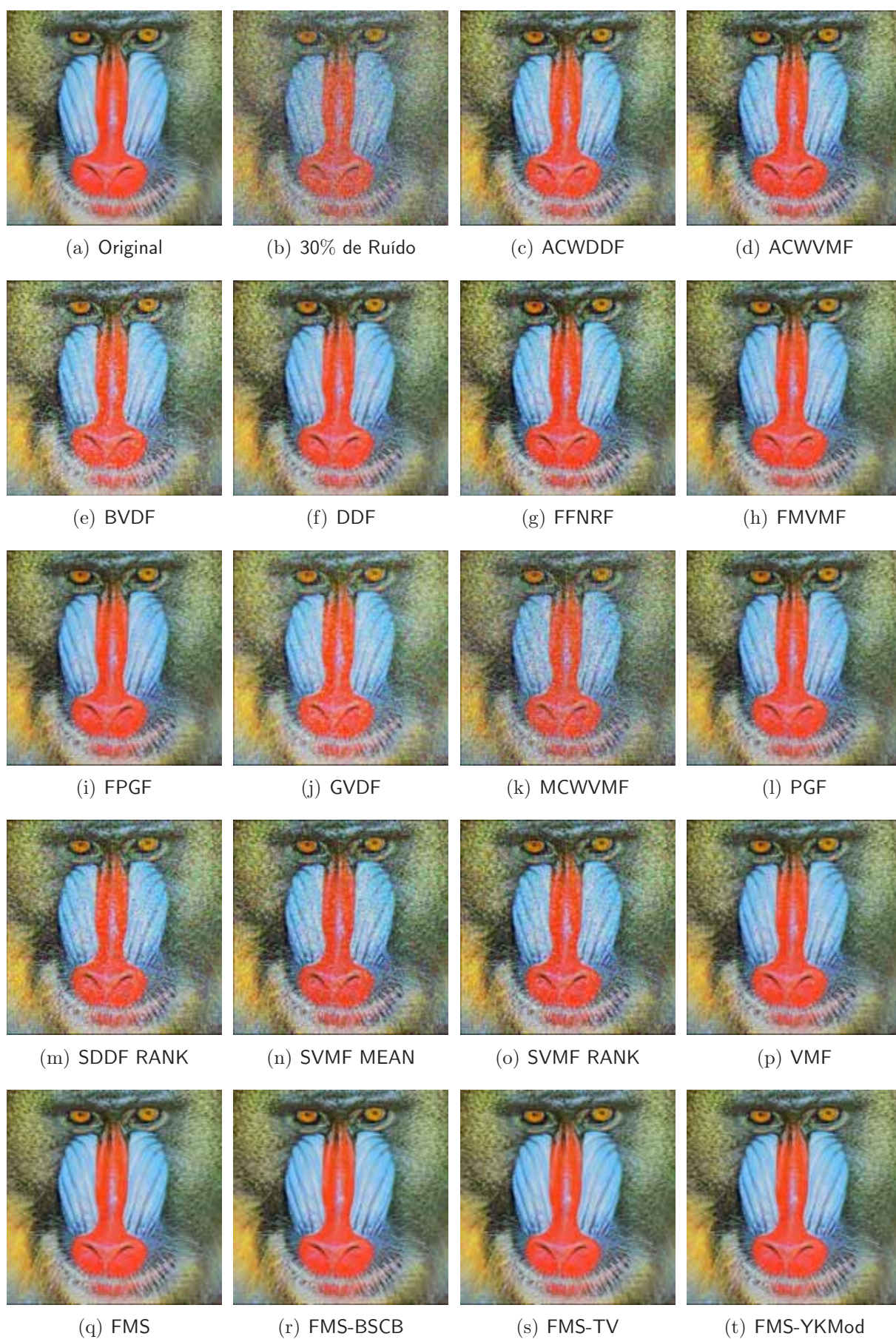


Figura 19: Experimento para imagem Babuíno com 30% de ruído impulsivo.

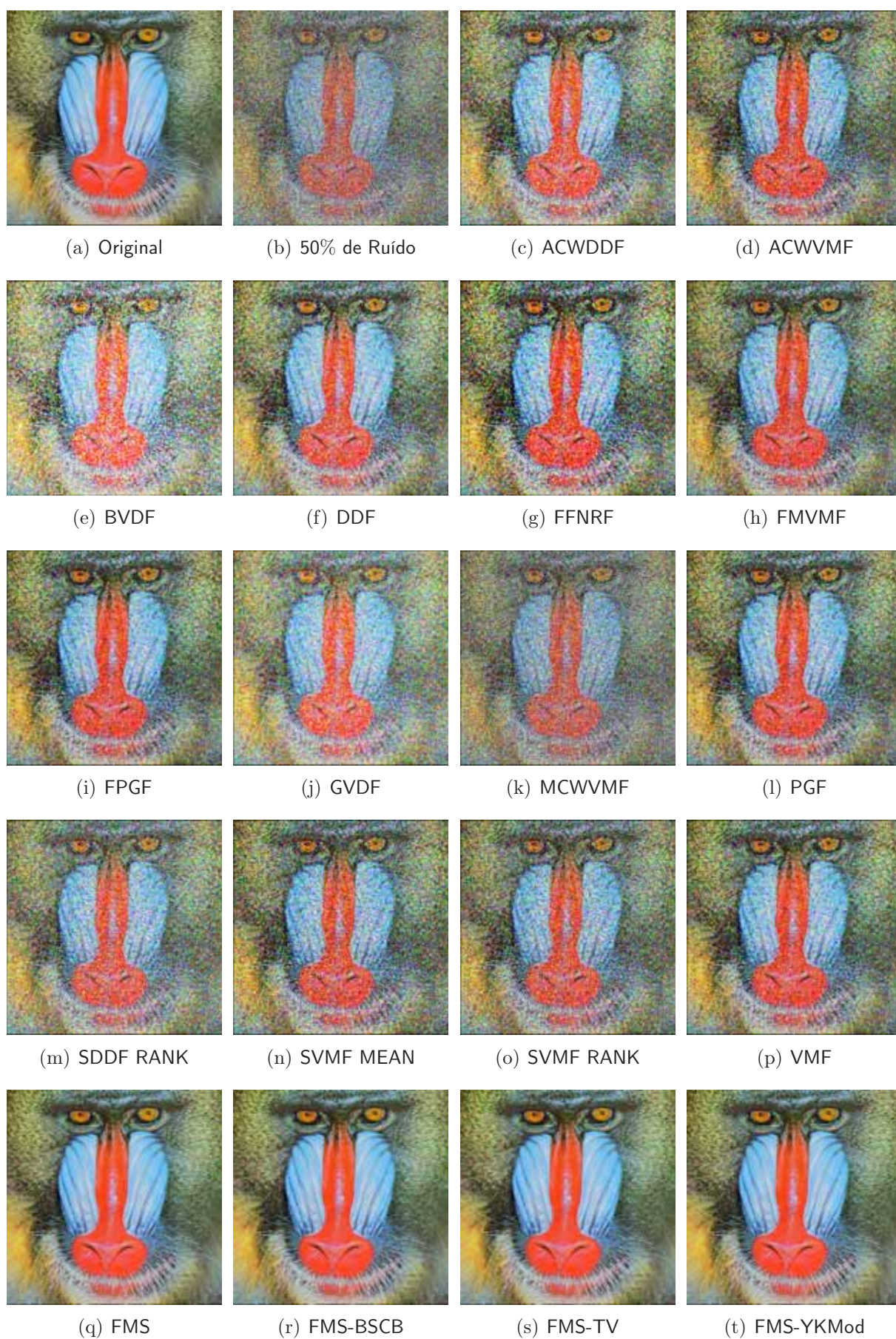


Figura 20: Experimento para imagem Babuíno com 50% de ruído impulsivo.

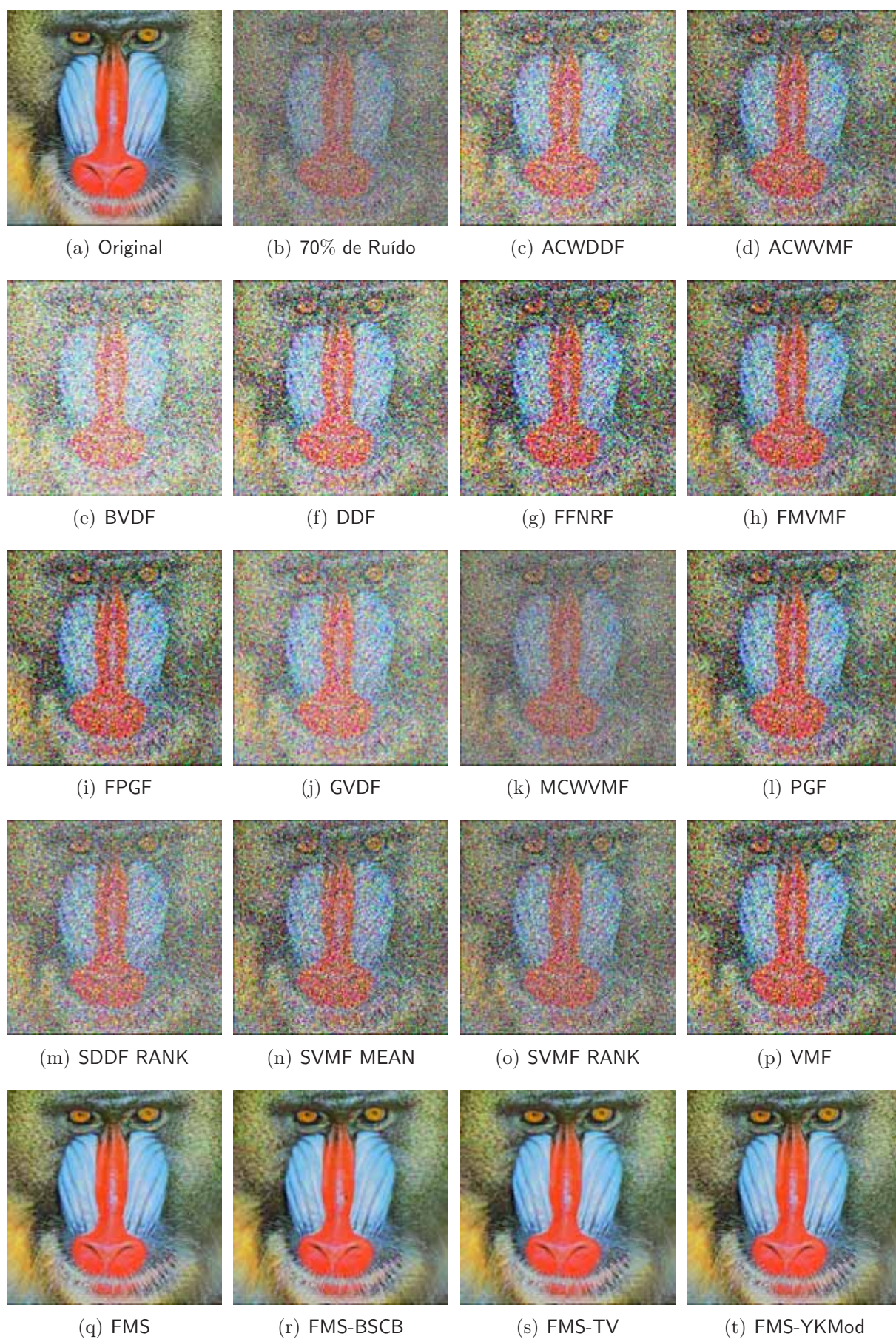


Figura 21: Experimento para imagem Babuíno com 70% de ruído impulsivo.

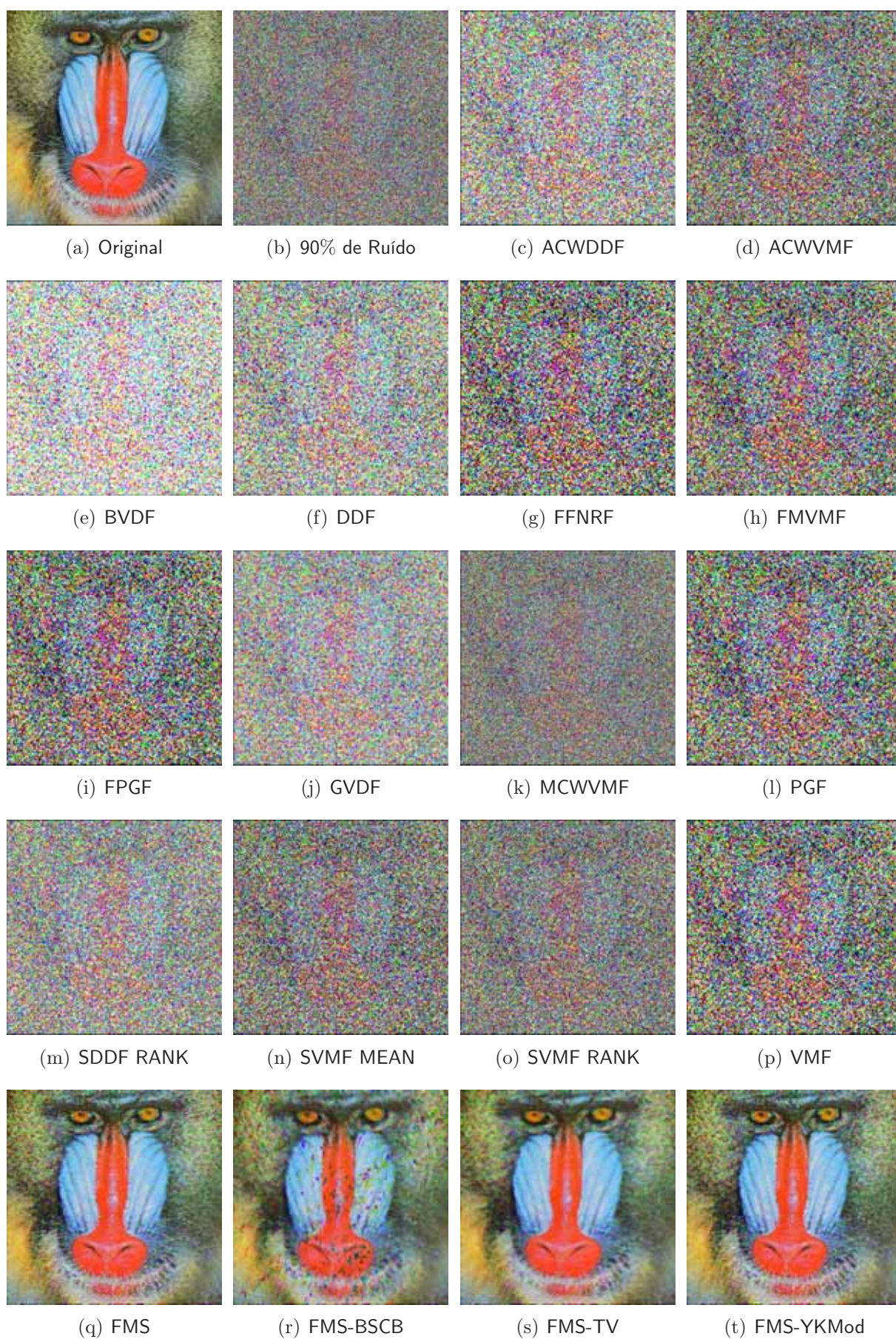


Figura 22: Experimento para imagem Babuíno com 90% de ruído impulsivo.

Os filtros propostos mostraram-se eficazes e apresentaram um desempenho muito superior em relação aos demais filtros. Mesmo para a imagem com 10% de ruído, vários dos filtros listados na Tabela 2 não apresentaram um bom resultado.

Para a imagem com 90% de ruído, o resultado obtido com o filtro híbrido FMS-BSCB foi inferior ao FMS. Algumas regiões da imagem foram restauradas de forma insatisfatória durante a etapa de retoque digital, isto é, durante a aplicação do método BSCB. Os demais filtros híbridos conseguiram obter um desempenho superior ao FMS, apesar da alta densidade de ruído. Um estudo mais detalhado dos parâmetros utilizados nos métodos pode contribuir na melhora dos resultados.

As medidas quantitativas apresentadas nas Tabelas de 7 a 18 comprovam o excelente desempenho obtido pelos filtros propostos para a imagem Babuíno.

Os dados apresentados na Tabela 7 mostram que o filtro híbrido FMS-YKMod apresentou os melhores resultados para a medida MAE, exceto para a imagem com 90% de ruído. Para esta imagem o FMS-TV foi mais eficaz.

Tabela 7: Desempenho dos filtros para imagem Babuíno em termos da medida MAE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	12.6595	25.3463	38.0980	50.8547	63.6429	76.2231	89.0639	101.5689	114.2982
ACWDDF	6.1284	10.7354	17.2444	26.5787	39.3734	54.7173	72.8428	91.6663	110.3190
ACWVMF	5.3949	10.2967	16.7217	25.8208	37.7530	52.1982	69.5800	88.2566	107.8658
BVDF	16.4712	18.7459	24.7849	35.6481	50.6085	66.6707	83.2244	98.6655	113.4948
DDF	12.9933	14.9161	18.5253	25.0547	35.5427	49.2438	66.7832	86.6674	107.5721
FFNRF	5.9549	10.7194	17.5770	28.0217	42.3108	59.6513	79.6156	98.4242	115.0242
FMVMF	8.0330	11.4802	16.3452	23.6580	33.8544	46.4895	62.4656	81.0196	102.6941
FPGF	8.5486	12.5752	17.0911	23.4614	32.7985	44.7718	60.3612	78.5875	100.6128
GVDF	13.7091	17.7134	25.4438	34.7216	44.1627	53.1213	61.9373	69.9148	77.7053
MCWVMF	6.8880	18.1370	32.1745	47.1734	61.6814	75.2728	88.6750	101.4211	114.2350
PGF	7.3215	12.1283	17.2032	23.8613	33.2578	45.3039	61.0584	79.4882	101.5646
SDDF RANK	5.0822	12.0316	22.3885	35.5691	50.3802	65.4477	80.9705	96.0772	111.4696
SVMF MEAN	5.5862	11.9015	20.8582	32.4284	46.1534	61.2197	77.7106	94.1751	110.6676
SVMF RANK	5.4323	11.9418	21.7195	34.7341	50.0238	66.0767	82.6267	98.0292	112.7759
VMF	12.6900	14.5237	17.7970	23.6423	32.8211	44.7682	60.3490	78.5686	100.5960
FMS	1.3995	2.9082	4.5492	6.3701	8.4882	10.9161	13.7905	17.0673	21.3593
FMS-BSCB	1.3009	2.7255	4.2623	5.9423	7.7817	9.8488	12.2197	15.5756	21.7967
FMS-TV	1.2997	2.7345	4.2762	5.9509	7.7612	9.7479	11.9289	14.3992	17.7153
FMS-YKMod	1.2422	2.5866	4.0144	5.5987	7.3403	9.2716	11.5374	14.2579	18.1276

As Tabelas 8 e 9 demonstram a performance apresentada pelos filtros em termos da capacidade de remover ruído, por meio das medidas MSE e PSNR, respectivamente. Para ambas, os melhores desempenhos foram obtidos de acordo com os resultados para a medida MAE.

Tabela 8: Desempenho dos filtros para imagem Babuíno em termos da medida MSE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	1929.09	3851.57	5801.09	7739.86	9692.67	11599.85	13555.19	15447.43	17385.02
ACWDDF	237.29	603.79	1398.87	2773.44	4821.26	7339.64	10364.66	13487.26	16568.03
ACWVMF	239.83	647.19	1424.05	2752.051	4658.44	7016.97	9905.88	12977.72	16196.21
BVDF	714.62	1000.47	1925.09	3714.39	6253.18	8997.53	11835.34	14472.38	17008.58
DDF	427.26	593.98	1040.41	2005.12	3688.75	5968.83	8974.02	12387.34	15984.36
FFNRF	287.68	699.78	1543.06	3042.77	5248.21	7969.57	11216.47	14303.20	17147.90
FMVMF	349.09	554.38	1039.59	1997.11	3554.53	5587.18	8279.39	11441.34	15164.94
FPGF	333.21	537.77	954.35	1803.36	3268.82	5232.18	7896.71	11021.18	14819.37
GVDF	406.91	692.78	1346.43	2285.02	3416.58	4645.33	6047.33	7459.10	8989.71
MCWVMF	719.37	2378.33	4602.24	6994.49	9290.90	11401.70	13471.32	15413.20	17369.40
PGF	313.95	630.02	1106.47	1956.35	3391.47	5343.33	8025.20	11176.90	14978.61
SDDF RANK	262.19	1075.31	2605.59	4688.39	7071.57	9483.09	11968.95	14363.66	16817.39
SVMF MEAN	302.33	1028.95	2291.95	4059.86	6238.55	8649.87	11329.34	13988.74	16665.98
SVMF RANK	299.19	1071.02	2495.08	4537.73	7008.45	9599.13	12279.15	14731.37	17068.46
VMF	404.12	557.65	951.18	1797.37	3263.27	5229.89	7894.37	11018.73	14816.97
FMS	42.08	90.05	148.59	220.42	316.26	439.20	600.27	797.64	1087.37
FMS-BSCB	37.35	81.02	132.44	192.39	263.50	350.80	459.29	667.86	1219.42
FMS-TV	37.47	82.12	134.62	194.84	265.91	348.36	442.72	559.01	731.46
FMS-YKMod	31.53	67.71	110.46	162.21	225.39	302.90	403.68	541.14	764.58

Tabela 9: Desempenho dos filtros para imagem Babuíno em termos da medida PSNR.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	15.2773	12.2744	10.4957	9.2435	8.2664	7.4863	6.8097	6.2422	5.7291
ACWDDF	24.3780	20.3219	16.6730	13.7006	11.2992	9.4741	7.9753	6.8316	5.9381
ACWVMF	24.3318	20.0205	16.5956	13.7342	11.4484	9.6693	8.1719	6.9988	6.0367
BVDF	19.5901	18.1288	15.2863	12.4319	10.1698	8.5896	7.3990	6.5254	5.8241
DDF	21.8239	20.3931	17.9588	15.1094	12.4620	10.3719	8.6009	7.2010	6.0939
FFNRF	23.5417	19.6812	16.2470	13.2981	10.9307	9.1165	7.6322	6.5765	5.7887
FMVMF	22.7014	20.6927	17.9622	15.1268	12.6230	10.6589	8.9508	7.5460	6.3224
FPGF	22.9037	20.8248	18.3337	15.5700	12.9869	10.9440	9.1563	7.7085	6.4225
GVDF	22.0358	19.7249	16.8390	14.5419	12.7949	11.4606	10.3152	9.4039	8.5933
MCWVMF	19.5613	14.3681	11.5011	9.6832	8.4502	7.5611	6.8367	6.2519	5.7330
PGF	23.1623	20.1373	17.6914	15.2163	12.8269	10.8527	9.0862	7.6476	6.3761
SDDF RANK	23.9447	17.8155	13.9717	11.4206	9.6356	8.3613	7.3502	6.5582	5.8732
SVMF MEAN	23.3261	18.0069	14.5288	12.0457	10.1800	8.7607	7.5888	6.6730	5.9125
SVMF RANK	23.3713	17.8328	14.1600	11.5624	9.6746	8.3085	7.2391	6.4484	5.8089
VMF	22.0657	20.6672	18.3482	15.5844	12.9943	10.9459	91.576	7.7095	6.4232
FMS	31.8904	28.5860	26.4108	24.6982	23.1304	21.7042	20.3474	19.1128	17.7670
FMS-BSCB	32.4078	29.0449	26.9106	25.2889	23.9231	22.6802	21.5099	19.8839	17.2693
FMS-TV	32.3943	28.9862	26.8397	25.2341	23.8835	22.7106	21.6695	20.6566	19.4889
FMS-YKMod	33.1438	29.8241	27.6987	26.0301	24.6015	23.3178	22.0704	20.7977	19.2966

Os valores para a medida NCD estão na Tabela 10. O filtro híbrido FMS-YKMod apresentou os melhores resultados, exceto para as densidades de ruído iguais a 70%, 80% e 90%. Para tais taxas o FMS-TV obteve o melhor resultado. Os métodos foram muito eficazes apesar da presença de regiões com texturas e das tonalidades distintas de cores

presentes na imagem.

Tabela 10: Desempenho dos filtros para imagem Babuíno em termos da medida NCD.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	0.2552	0.4824	0.6823	0.8542	1.0034	1.1306	1.2394	1.3273	1.4000
ACWDDF	0.0684	0.1360	0.2450	0.4011	0.5992	0.8083	1.0144	1.1879	1.3195
ACWVMF	0.0628	0.1420	0.2550	0.4129	0.6074	0.8155	1.0293	1.2111	1.3554
BVDF	0.1533	0.1895	0.2811	0.4323	0.6191	0.7952	0.9463	1.0620	1.1503
DDF	0.1369	0.1617	0.2197	0.3331	0.5078	0.7109	0.9226	1.1057	1.2458
FFNRF	0.0688	0.1515	0.2766	0.4580	0.6811	0.9092	1.1242	1.2807	1.3905
FMVMF	0.0783	0.1243	0.2014	0.3272	0.5054	0.7100	0.9325	1.1392	1.3179
FPGF	0.0876	0.1377	0.2051	0.3158	0.4831	0.6838	0.9092	1.1204	1.3063
GVDF	0.1425	0.2152	0.3428	0.4810	0.6117	0.7303	0.8424	0.9383	1.0246
MCWVMF	0.1283	0.3467	0.5852	0.8006	0.9783	1.1197	1.2356	1.3260	1.3995
PGF	0.0789	0.1417	0.2173	0.3297	0.4941	0.6923	0.9169	1.1277	1.3120
SDDF RANK	0.0664	0.1954	0.3833	0.5953	0.8040	0.9893	1.1499	1.2782	1.3783
SVMF MEAN	0.0737	0.1956	0.3629	0.5566	0.7586	0.9484	1.1239	1.2648	1.3748
SVMF RANK	0.0726	0.2002	0.3823	0.5949	0.8117	1.0049	1.1710	1.2952	1.3885
VMF	0.1376	0.1602	0.2121	0.3168	0.4828	0.6835	0.9090	1.1203	1.3063
FMS	0.0318	0.0624	0.0921	0.1216	0.1536	0.1870	0.2237	0.2644	0.3146
FMS-BSCB	0.0295	0.0583	0.0856	0.1115	0.1368	0.1611	0.1854	0.2226	0.2990
FMS-TV	0.0294	0.0585	0.0859	0.1116	0.1365	0.1592	0.1797	0.2000	0.2266
FMS-YKMod	0.0280	0.0551	0.0804	0.1051	0.1297	0.1541	0.1799	0.2101	0.2512

A próxima imagem considerada é a imagem Pimentões, imagem clássica na área de processamento, assim como as imagens Lena e Babuíno. Como pode ser observado nestas imagens há uma predominância das cores vermelha e verde. Além disso, encontra-se regiões homogêneas e contornos bem definidos. Os resultados qualitativos são apresentados nas Figuras de 23 a 27.

As melhores performances foram obtidas com os filtros propostos. No caso da Figura 27, o FMS-BSCB apresentou, novamente, um desempenho inferior ao obtido com a aplicação somente do FMS.



Figura 23: Experimento para imagem Pimentões com 10% de ruído impulsivo.



Figura 24: Experimento para imagem Pimentões com 30% de ruído impulsivo.



Figura 25: Experimento para imagem Pimentões com 50% de ruído impulsivo.



Figura 26: Experimento para imagem Pimentões com 70% de ruído impulsivo.

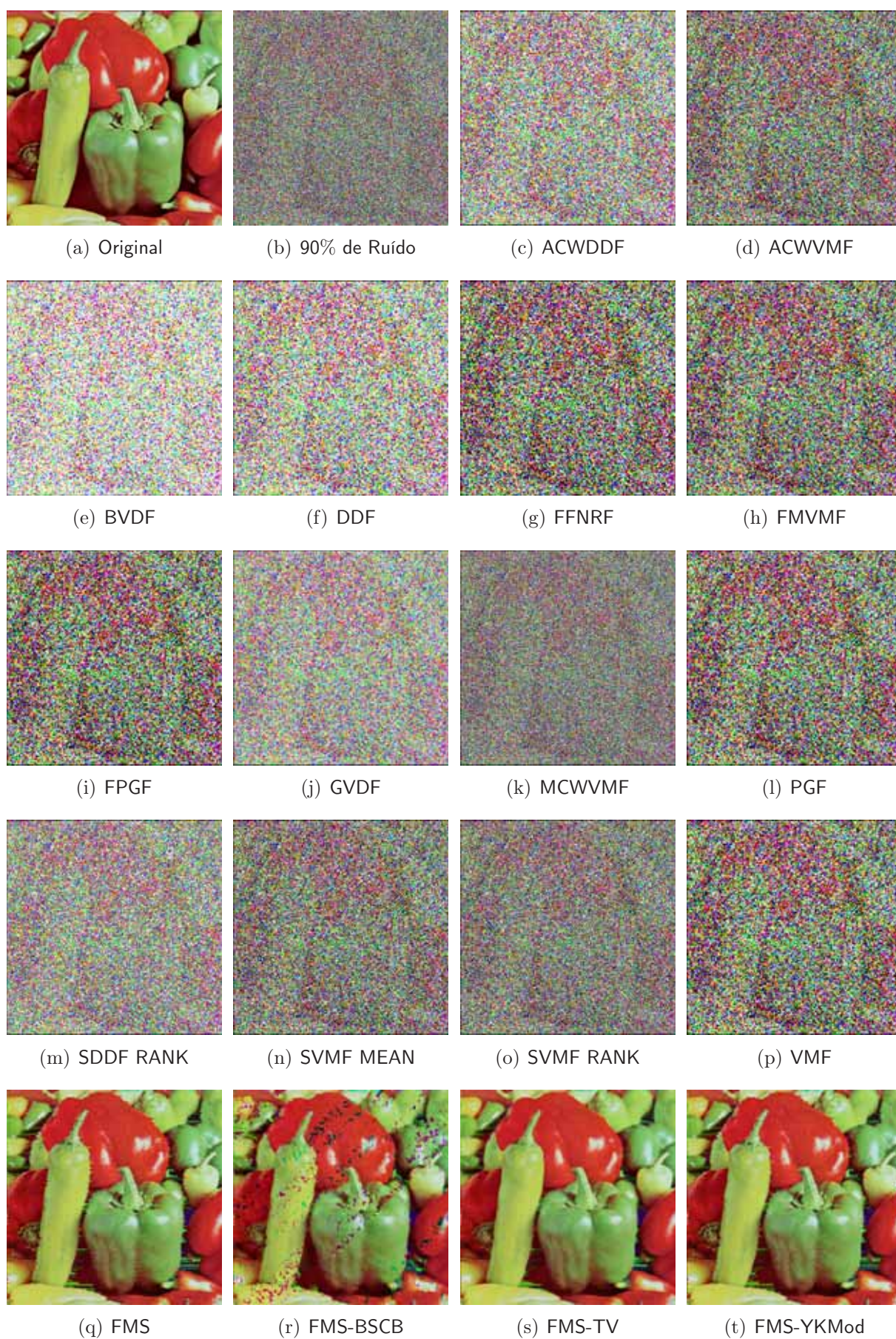


Figura 27: Experimento para imagem Pimentões com 90% de ruído impulsivo.

Nas Tabelas de 11 a 14 verificam-se que os filtros FMS-BSCB e FMS-TV apresentaram os melhores resultados. No caso da medida MAE, o FMS-BSCB foi melhor para as imagens com 10%, 20%, 30% e 40%, enquanto que o FMS-TV foi melhor para as demais densidades de ruído.

Tabela 11: Desempenho dos filtros para imagem Pimentões em termos da medida MAE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	12.7712	25.4760	38.0123	50.8688	63.4336	76.2752	88.8819	101.7791	114.3356
ACWDDF	2.5020	5.7149	11.5246	21.3299	35.4235	52.9816	72.5015	93.7133	113.3770
ACWVMF	1.9530	5.2559	10.8309	19.5740	32.0278	47.8916	66.1258	86.6964	107.1391
BVDF	5.6990	8.2110	14.7695	27.2311	44.8966	64.7059	84.3687	103.4729	120.0188
DDF	4.5998	5.8721	9.0943	16.1166	27.9190	44.3961	64.7089	88.2130	111.2271
FFNRF	2.0346	5.0839	10.4373	19.4377	32.9928	50.7051	71.3261	93.3089	112.2743
FMVMF	1.6984	3.8870	7.6275	14.2518	24.2469	37.9927	55.3206	76.5841	100.3600
FPGF	1.9200	4.1810	7.6184	13.5241	22.8124	35.9271	52.9693	74.0046	98.1489
GVDF	5.2645	9.9075	18.7864	30.1981	42.1443	53.9400	65.1384	75.9475	85.4605
MCWVMF	3.8485	13.7260	27.9913	44.1805	59.7313	74.5560	88.1205	101.4994	114.2291
PGF	2.0319	4.8899	8.6141	14.5186	23.6913	36.7408	53.8096	75.0066	99.1580
SDDF RANK	2.3815	7.9078	17.7247	31.3761	47.2765	64.0833	80.6985	97.6180	114.0245
SVMF MEAN	2.5006	7.7786	16.1618	27.6207	41.6526	57.6697	74.6463	92.5441	109.9047
SVMF RANK	2.1864	7.0981	16.0935	29.1378	45.2143	62.7074	80.0675	96.9956	112.3849
VMF	4.5059	5.6368	8.2042	13.6449	22.8011	35.8963	52.9321	73.9765	98.1287
FMS	0.9841	1.5992	2.2189	2.8946	3.6723	4.5288	5.6845	7.1314	9.9318
FMS-BSCB	0.7169	1.2521	1.7754	2.3537	2.9669	3.6827	4.7014	6.4906	12.3184
FMS-TV	0.7580	1.2879	1.8079	2.3545	2.9304	3.5335	4.2882	5.3369	7.7235
FMS-YKMod	0.8543	1.4524	2.0074	2.5863	3.2033	3.8152	4.6191	5.6743	8.0950

Tabela 12: Desempenho dos filtros para imagem Pimentões em termos da medida MSE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	2098.45	4177.83	6222.17	8336.16	10391.96	12507.50	14570.47	16691.83	18751.99
ACWDDF	107.66	444.59	1291.58	2886.60	5283.74	8317.09	11703.49	15418.75	18829.89
ACWVMF	66.09	372.29	1124.87	2488.13	4552.47	7257.23	10386.91	13929.93	17440.67
BVDF	162.49	507.90	1574.22	3721.50	6842.91	10369.07	13895.97	17333.47	20275.13
DDF	63.95	180.23	640.90	1775.56	3784.94	6663.32	10270.59	14482.41	18564.27
FFNRF	70.43	326.89	1006.69	2327.01	4441.47	7319.34	10753.91	14553.37	17972.18
FMVMF	32.98	157.33	570.99	1506.18	3077.00	5377.21	8357.06	12082.65	16246.29
FPGF	43.42	158.01	502.40	1319.68	2791.20	4997.41	7950.15	11652.19	15892.92
GVDF	86.34	352.43	1007.83	2080.47	3468.04	5125.39	6988.27	9019.88	11061.75
MCWVMF	372.21	1851.16	4217.24	6978.05	9623.90	12143.24	14405.11	16628.53	18725.56
PGF	92.63	353.06	772.29	1573.08	2994.62	5163.56	8106.05	11827.67	16059.12
SDDF RANK	128.32	816.30	2325.95	4595.48	7309.40	10214.27	13083.20	16026.23	18874.11
SVMF MEAN	131.40	768.02	1995.08	3822.82	6144.65	8861.18	11762.15	14855.98	17875.56
SVMF RANK	96.10	663.97	1994.31	4109.52	6819.53	9824.42	12803.50	15715.47	18345.71
VMF	56.48	144.26	477.84	1297.98	2778.22	4990.13	7944.45	11649.13	15891.29
FMS	22.41	32.75	42.45	57.63	78.54	100.83	146.28	211.55	423.58
FMS-BSCB	7.59	13.86	19.75	28.50	39.17	55.46	90.45	193.17	722.07
FMS-TV	8.00	14.07	19.94	27.80	37.08	46.72	65.81	101.06	237.99
FMS-YKMod	10.49	17.84	23.99	32.42	42.24	51.90	71.98	107.16	247.16

O resultado para as medidas MSE, PSNR e NCD foi semelhante ao da MAE. Para a imagem com 40% de ruído, o FMS-TV apresentou melhores resultados que o FMS-BSCB nas medidas MSE e PSNR. Para a medida NCD apresentaram o mesmo resultado.

Tabela 13: Desempenho dos filtros para imagem Pimentões em termos da medida PSNR.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	14.9118	11.9213	10.1914	8.9211	7.9638	7.1591	6.4961	5.9058	5.4003
ACWDDF	27.8104	21.6513	17.0196	13.5269	10.9014	8.9311	7.4477	6.2503	5.3823
ACWVMF	29.9295	22.4220	17.6198	14.1721	11.5483	9.5231	7.9659	6.6913	5.7152
BVDF	26.0224	21.0730	16.1601	12.4236	9.7784	7.9734	6.7019	5.7419	5.0612
DDF	30.0727	25.5725	20.0629	15.6374	12.3502	9.8939	8.0148	6.5224	5.4440
FFNRF	29.6535	22.9868	18.1018	14.4628	11.6555	9.4861	7.8151	6.5012	5.5848
FMVMF	32.9483	26.1628	20.5646	16.3520	13.2495	10.8252	8.9103	7.3092	6.0233
FPGF	31.7535	26.1439	21.1203	16.9261	13.6729	11.1434	9.1270	7.4667	6.1188
GVDF	28.7688	22.6601	18.0969	14.9492	12.7300	11.0335	9.6871	8.5788	7.6926
MCWVMF	22.4229	15.4564	11.8805	9.6935	8.2973	7.2875	6.5456	5.9223	5.4065
PGF	28.4632	22.6523	19.2530	16.1633	13.3674	11.0013	9.0427	7.4018	6.0736
SDDF RANK	27.0479	19.0123	14.4648	11.5075	9.4920	8.0387	6.9637	6.0825	5.3721
SVMF MEAN	26.9448	19.2771	15.1312	12.3070	10.2458	8.6559	7.4259	6.4118	5.6082
SVMF RANK	28.3038	19.9093	15.1329	11.9929	9.7933	8.2077	7.0575	6.1675	5.4955
VMF	30.6117	26.5395	21.3380	16.9981	13.6931	11.1497	9.1302	7.4679	6.1192
FMS	34.6256	32.9783	31.8516	30.5247	29.1800	28.0949	26.4790	24.8767	21.8614
FMS-BSCB	39.3313	36.7127	35.1758	33.5821	32.2016	30.6908	28.5667	25.2713	19.5450
FMS-TV	39.1015	36.6490	35.1332	33.6912	32.4391	31.4355	29.9481	28.0852	24.3653
FMS-YKMod	37.9244	35.6164	34.3297	33.0228	31.8732	30.9790	29.5585	27.8305	24.2009

Tabela 14: Desempenho dos filtros para imagem Pimentões em termos da medida NCD.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	0.2266	0.4274	0.6025	0.7610	0.8970	1.0148	1.1161	1.2046	1.2762
ACWDDF	0.0339	0.0846	0.1783	0.3278	0.5232	0.7314	0.9289	1.1019	1.2227
ACWVMF	0.0281	0.0813	0.1727	0.3107	0.4920	0.6942	0.8964	1.0846	1.2304
BVDF	0.0657	0.1016	0.1949	0.3562	0.5588	0.7517	0.9116	1.0343	1.1176
DDF	0.0550	0.0728	0.1253	0.2402	0.4178	0.6294	0.8447	1.0356	1.1704
FFNRF	0.0307	0.0804	0.1691	0.3122	0.5058	0.7236	0.9350	1.1195	1.2484
FMVMF	0.0211	0.0519	0.1114	0.2203	0.3786	0.5767	0.7925	1.0082	1.1909
FPGF	0.0255	0.0559	0.1074	0.2038	0.3539	0.5482	0.7687	0.9889	1.1787
GVDF	0.0658	0.1346	0.2536	0.3921	0.5264	0.6503	0.7700	0.8821	0.9770
MCWVMF	0.0641	0.2308	0.4498	0.6695	0.8514	0.9959	1.1086	1.2021	1.2755
PGF	0.0280	0.0715	0.1295	0.2249	0.3703	0.5601	0.7779	0.9964	1.1850
SDDF RANK	0.0351	0.1273	0.2822	0.4783	0.6827	0.8680	1.0275	1.1614	1.2604
SVMF MEAN	0.0381	0.1278	0.2643	0.4365	0.6252	0.8101	0.9798	1.1305	1.2461
SVMF RANK	0.0321	0.1150	0.2603	0.4529	0.6636	0.8594	1.0270	1.1635	1.2625
VMF	0.0543	0.0693	0.1106	0.2026	0.3526	0.5474	0.7682	0.9887	1.1786
FMS	0.0217	0.0322	0.0418	0.0515	0.0625	0.0731	0.0882	0.1066	0.1453
FMS-BSCB	0.0156	0.0246	0.0325	0.0408	0.0487	0.0574	0.0705	0.0958	0.1839
FMS-TV	0.0165	0.0255	0.0333	0.0408	0.0482	0.0548	0.0632	0.0747	0.1049
FMS-YKMod	0.0185	0.0286	0.0369	0.0451	0.0532	0.0600	0.0698	0.0820	0.1147

As Figuras de 28 a 32 ilustram os resultados para a imagem Morangos.

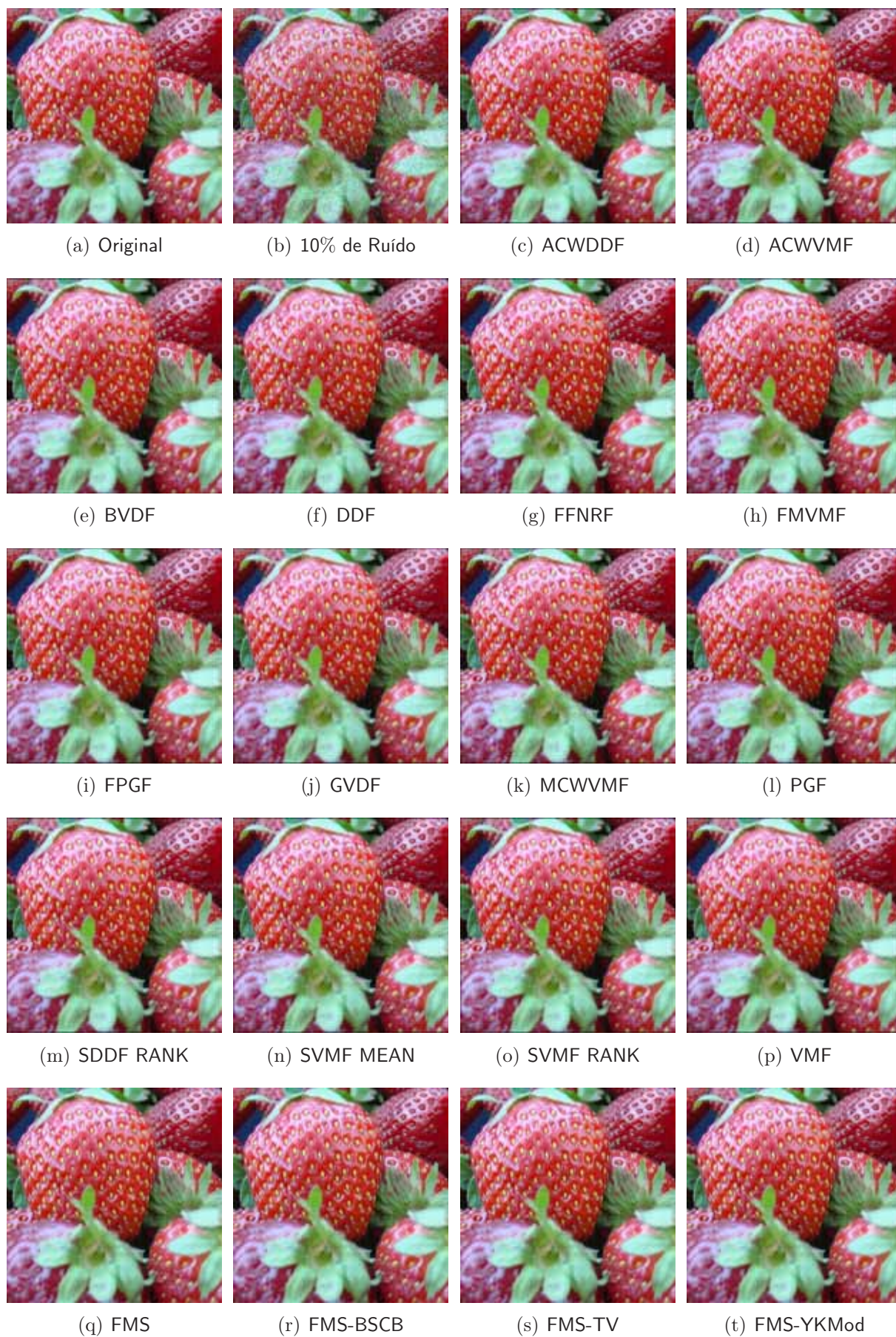


Figura 28: Experimento para imagem Morangos com 10% de ruído impulsivo.



Figura 29: Experimento para imagem Morangos com 30% de ruído impulsivo.



Figura 30: Experimento para imagem Morangos com 50% de ruído impulsivo.



Figura 31: Experimento para imagem Morangos com 70% de ruído impulsivo.

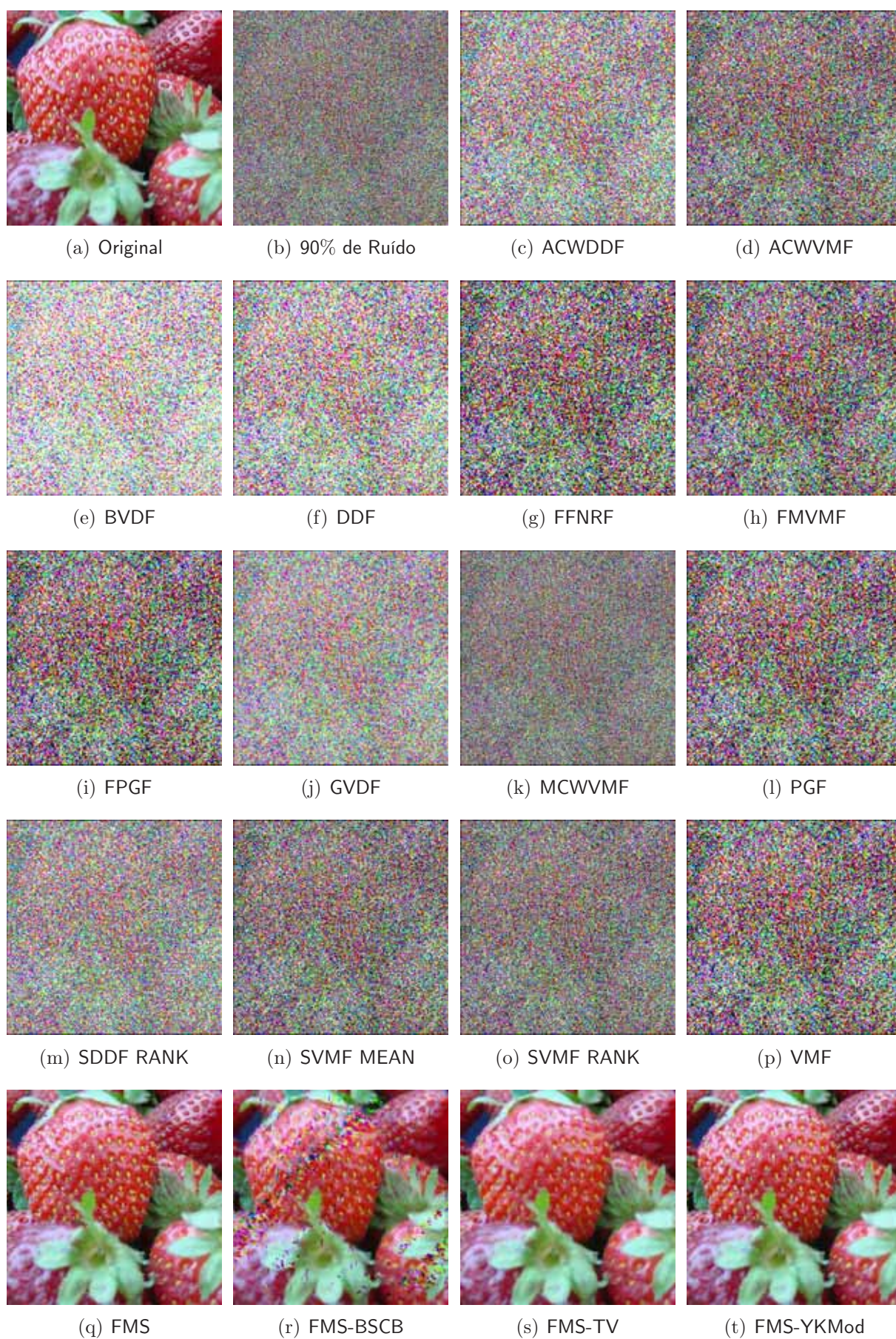


Figura 32: Experimento para imagem Morangos com 90% de ruído impulsivo.

As Tabelas de 15 a 18 exibem os resultados obtidos para a imagem Morangos. O filtro híbrido FMS-YKMod apresentou o melhor resultado para todas as medidas quantitativas.

Tabela 15: Desempenho dos filtros para imagem Morangos em termos da medida MAE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	12.6386	25.4331	38.1980	50.6819	63.4647	76.1061	88.8558	101.6830	114.2828
ACWDDF	2.2465	5.5326	11.3360	20.5196	33.4414	49.9943	68.8084	88.7907	108.2476
ACWVMF	1.9853	5.4330	11.2018	19.9046	32.0193	47.9272	66.1274	86.4932	107.0023
BVDF	5.1243	7.9905	14.4799	25.6788	41.5541	59.1381	77.1548	94.1843	109.9767
DDF	3.9554	5.8867	9.4204	16.0111	26.5245	41.5161	60.4646	82.0513	104.4295
FFNRF	2.0267	5.2967	11.0237	20.2529	33.8468	51.9060	72.6052	93.9612	112.6376
FMVMF	1.8000	4.2171	8.3168	15.0234	24.8910	38.7954	55.9730	76.8615	100.3748
FPGF	2.0608	4.6543	8.4652	14.4723	23.6071	36.8120	53.5726	74.3384	98.1737
GVDF	5.1739	9.8363	18.7527	29.2263	40.2351	50.9425	60.9062	70.4891	79.2438
MCWVMF	4.0039	14.3503	29.0330	44.6063	60.2241	74.5786	88.1984	101.4100	114.1869
PGF	2.1623	5.3401	9.5428	15.6133	24.6695	37.8078	54.5641	75.4588	99.2381
SDDF RANK	2.2811	7.9102	17.7797	30.7479	46.0352	62.3209	78.2741	94.2099	110.1438
SVMF MEAN	2.4024	7.9649	16.7043	28.0289	41.9548	57.9112	74.9717	92.6862	109.9235
SVMF RANK	2.1765	7.4510	16.8238	29.7527	45.6446	63.1090	80.4228	97.1040	112.3558
VMF	3.9279	5.7219	8.8570	14.5284	23.5664	36.7625	53.5301	74.3071	9.8059
FMS	0.5582	1.1029	1.7377	2.5201	3.5078	4.7690	6.3779	8.4995	12.2675
FMS-BSCB	0.4119	0.8258	1.3220	1.9461	2.7187	3.8561	5.6023	8.6767	16.7385
FMS-TV	0.4090	0.8101	1.2836	1.8602	2.5463	3.4399	4.6074	6.3322	9.8059
FMS-YKMod	0.2793	0.5824	0.9401	1.3779	1.9121	2.5983	3.5104	4.9283	8.3290

Tabela 16: Desempenho dos filtros para imagem Morangos em termos da medida MSE.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	2036.37	4102.28	6158.31	8171.58	10226.96	12268.13	14322.21	16398.77	18425.28
ACWDDF	68.88	365.51	1127.75	2532.24	4617.83	7376.01	10535.53	13921.69	17214.49
ACWVMF	70.34	381.68	1133.25	2467.03	4432.44	7109.81	10181.67	13650.74	17108.18
BVDF	103.77	373.09	1287.44	3074.84	5711.12	8687.84	11765.99	14680.13	17394.94
DDF	59.22	176.63	580.99	1545.62	3203.06	5694.00	8926.89	12656.99	16517.54
FFNRF	76.89	360.15	1074.88	2410.21	4485.38	7374.52	10766.79	14407.98	17717.27
FMVMF	37.81	167.07	591.79	1513.11	3027.32	5319.32	8236.28	11864.95	15926.72
FPGF	47.01	171.61	526.72	1338.27	2752.59	4950.20	7820.17	11444.59	15575.43
GVDF	85.78	338.81	964.35	1909.44	3118.16	4545.01	6124.83	7830.72	9587.86
MCWVMF	404.32	1945.61	4335.68	6945.20	9560.82	11945.07	14178.45	16336.43	18401.69
PGF	96.56	361.42	805.27	1610.15	2980.79	5140.43	7994.39	11631.72	15747.62
SDDF RANK	114.27	781.16	2235.88	4318.95	6842.79	9574.13	12233.10	14904.67	17573.60
SVMF MEAN	131.52	786.28	2043.70	3816.63	6077.57	8736.68	11606.95	14631.09	17562.54
SVMF RANK	104.85	712.07	2074.31	4141.96	6769.27	9719.26	12642.86	15469.03	18020.12
VMF	57.18	157.15	503.60	1317.90	2740.14	4943.16	7815.53	11441.11	301.96
FMS	8.34	16.27	27.50	44.78	70.23	108.80	166.48	258.47	481.42
FMS-BSCB	4.87	9.36	16.49	27.69	43.61	76.70	148.94	341.37	1088.06
FMS-TV	4.83	9.07	15.52	25.28	38.12	58.49	89.44	147.71	301.96
FMS-YKMod	2.42	4.62	7.99	13.21	20.47	31.54	49.87	88.06	221.95

Tabela 17: Desempenho dos filtros para imagem Morangos em termos da medida PSNR.

Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	15.0422	12.0006	10.2362	9.0077	8.0333	7.2430	6.5707	5.9827	5.4767
ACWDDF	29.7502	22.5019	17.6087	14.0957	11.4864	9.4526	7.9042	6.6939	5.7719
ACWVMF	29.6586	22.3139	17.5875	14.2091	11.6644	9.6122	8.0526	6.7792	5.7988
BVDF	27.9700	22.4127	17.0335	13.2526	10.5636	8.7417	7.4245	6.4635	5.7266
DDF	30.4063	25.6602	20.4891	16.2398	13.0752	10.5766	8.6238	7.1075	5.9513
FFNRF	29.2719	22.5660	17.8172	14.3103	11.6128	9.4535	7.8099	6.5448	5.6468
FMVMF	32.3544	25.9017	20.4091	16.3321	13.3202	10.8722	8.9735	7.3881	6.1095
FPGF	31.4086	25.7853	20.9150	16.8654	13.7334	11.1846	9.1986	7.5448	6.2064
GVDF	28.7968	22.8313	18.2885	15.3217	13.1918	11.5555	10.2599	9.1928	8.3136
MCWVMF	22.0635	15.2402	11.7602	9.7140	8.3259	7.3589	6.6145	5.9992	5.4822
PGF	28.2829	22.5506	19.0714	16.0621	13.3875	11.0208	9.1030	7.4744	6.1587
SDDF RANK	27.5517	19.2034	14.6363	11.7770	9.7785	8.3198	7.2554	6.3976	5.6822
SVMF MEAN	26.9408	19.1750	15.0266	12.3140	10.2935	8.7173	7.4836	6.4780	5.6849
SVMF RANK	27.9253	19.6056	14.9621	11.9587	9.8254	8.2545	7.1124	6.2362	5.5732
VMF	30.5582	26.1677	21.1099	16.9320	13.7531	11.1908	9.2012	7.5461	23.3313
FMS	38.9213	36.0159	33.7370	31.6204	29.6654	27.7644	25.9172	24.0067	21.3056
FMS-BSCB	41.2575	38.4203	35.9587	33.7070	31.7351	29.2830	26.4008	22.7986	17.7645
FMS-TV	41.2918	38.5571	36.2208	34.1023	32.3188	30.4602	28.6155	26.4368	23.3313
FMS-YKMod	44.2956	41.4868	39.1076	36.9243	35.0202	33.1427	31.1526	28.6829	24.6682

Tabela 18: Desempenho dos filtros para imagem Morangos em termos da medida NCD.

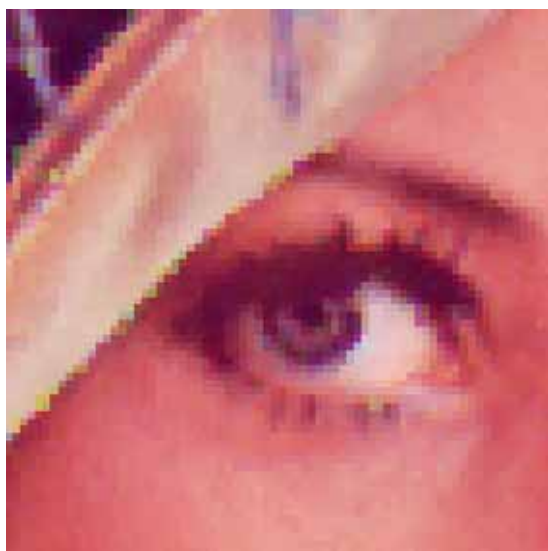
Filtros	Densidades de Ruído								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
Imagem Ruído	0.2382	0.4514	0.6407	0.8014	0.9450	1.0695	1.1738	1.2647	1.3370
ACWDDF	0.0261	0.0762	0.1738	0.3238	0.5185	0.7383	0.9442	1.1261	1.2606
ACWVMF	0.0262	0.0808	0.1790	0.3237	0.5113	0.7322	0.9446	1.1399	1.2897
BVDF	0.0424	0.0806	0.1778	0.3363	0.5344	0.7304	0.8928	1.0201	1.1108
DDF	0.0356	0.0595	0.1166	0.2316	0.4062	0.6249	0.8466	1.0428	1.1905
FFNRF	0.0292	0.0838	0.1850	0.3411	0.5495	0.7864	1.0058	1.1900	1.3153
FMVMF	0.0187	0.0494	0.1137	0.2277	0.3946	0.6104	0.8381	1.0611	1.2486
FPGF	0.0227	0.0532	0.1082	0.2095	0.3680	0.5813	0.8113	1.0410	1.2365
GVDF	0.0538	0.1331	0.2704	0.4140	0.5504	0.6797	0.7911	0.8981	0.9851
MCWVMF	0.0710	0.2576	0.4972	0.7164	0.9045	1.0528	1.1674	1.2625	1.3363
PGF	0.0266	0.0711	0.1352	0.2362	0.3890	0.5965	0.8221	1.0503	1.2425
SDDF RANK	0.0314	0.1313	0.3008	0.5010	0.7106	0.9079	1.0685	1.2059	1.3117
SVMF MEAN	0.0353	0.1350	0.2884	0.4689	0.6666	0.8645	1.0396	1.1927	1.3083
SVMF RANK	0.0304	0.1245	0.2881	0.4905	0.7090	0.9175	1.0879	1.2256	1.3234
VMF	0.0360	0.0571	0.1063	0.2063	0.3658	0.5802	0.8109	1.0407	0.1207
FMS	0.0113	0.0214	0.0323	0.0447	0.0599	0.0784	0.1008	0.1293	0.1797
FMS-BSCB	0.0082	0.0156	0.0236	0.0328	0.0433	0.0584	0.0824	0.1243	0.2370
FMS-TV	0.0081	0.0153	0.0228	0.0311	0.0400	0.0506	0.0634	0.0817	0.1207
FMS-YKMod	0.0056	0.0110	0.0169	0.0233	0.0304	0.0390	0.0496	0.0668	0.1117

Os resultados qualitativos e quantitativos demonstram o excelente desempenho apresentado pelos filtros propostos. O filtro FMS apresenta uma performance muito superior aos filtros listados na Tabela 2. Comparado ao FMS, os filtros híbridos apresentam, salvo algumas exceções, uma melhora significativa nos resultados.

O desempenho superior obtido com os filtros híbridos, em relação ao FMS, deve-se à melhora nos detalhes e contornos. Uma característica do FMS é a de utilizar, e manter, apenas o conjunto de pixels (cores) presentes na imagem a ser tratada. Em outras palavras, ele não introduz novas cores às imagens restauradas. Com isso, algumas regiões da imagem, principalmente as de contorno, apresentam um aspecto “serrilhado”, isto é, os contornos tornam-se menos suaves e detalhados.

Os filtros híbridos têm a capacidade de acrescentar novas cores, por meio da aplicação do retoque digital. Tal fato contribui para uma restauração mais eficaz nas regiões onde o FMS não apresenta uma restauração requintada.

As Figuras 33, 34 e 35 mostram um *zoom* das imagens restauradas pelo FMS e pelos filtros híbridos.



(a) FMS



(b) FMS-BSCB

Figura 33: *Zoom* das imagens restauradas a partir da imagem Lena com 30% de ruído.

Na Figura 33 está detalhada uma região da imagem Lena restaurada a partir da imagem com 30% de ruído. Apresenta-se em (a) o resultado obtido com o FMS. Nota-se que alguns detalhes, como contornos do chapéu e dos olhos, apresentam uma aparência serrilhada. Observa-se em (b) que tais detalhes foram suavizados devido a aplicação do retoque digital, neste caso realizado com o método BSCB.

A imagem recuperada a partir da imagem Babuíno com 50% de ruído é apresentada na Figura 34. A presença de uma taxa maior de pixels deteriorados por ruído impulsivo dificulta o processo de restauração. Pode-se verificar que alguns detalhes, como nos olhos e nas regiões com “vincos”, de cor azul, o resultado após a aplicação do retoque, neste

caso com o método TV, em (b), foram mais suaves do que o obtido somente com o FMS, em (a).



(a) FMS



(b) FMS-TV

Figura 34: *Zoom* das imagens restauradas a partir da imagem Babuíno com 50% de ruído.

A Figura 35 mostra uma região da imagem Morangos. Percebe-se, claramente, que a imagem restaurada com o filtro híbrido FMS-YKMod, em (b), apresenta uma melhor suavização que no caso da imagem obtida apenas com a aplicação do FMS, em (a).



(a) FMS

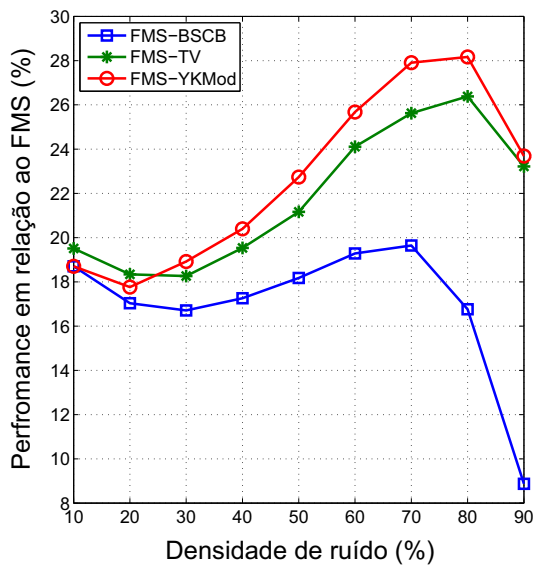


(b) FMS-YKMod

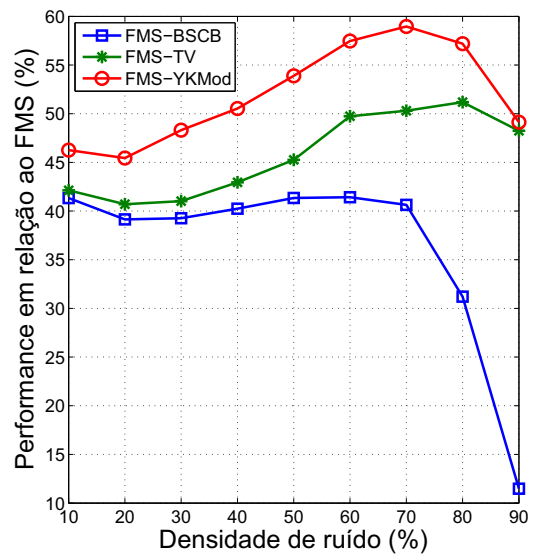
Figura 35: *Zoom* das imagens restauradas a partir da imagem Morangos com 70% de ruído.

Apresentam-se os gráficos das Figuras de 36 a 39 para destacar a diferença entre os resultados obtidos com o FMS e os filtros híbridos. Nestes gráficos, são apresentados os

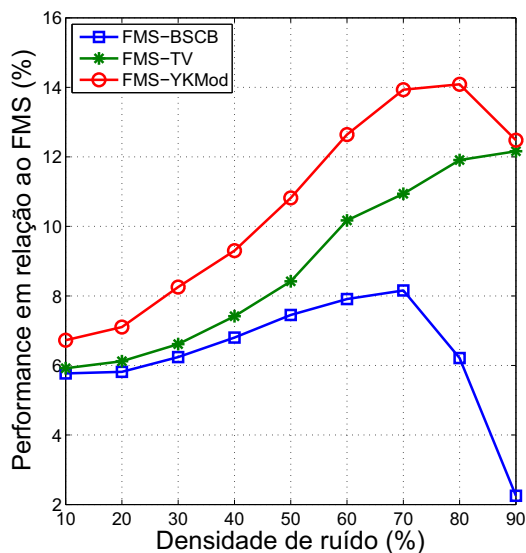
percentuais dos desempenhos obtidos pelos filtros híbridos, para cada medida quantitativa, em relação às performances do FMS. Note que, para porcentagens positivas tem-se uma melhora no resultado por parte dos filtros híbridos, enquanto que porcentagens negativas indicam um desempenho inferior destes em relação ao FMS. Ainda por meio dos gráficos, é possível comparar os desempenhos entre os filtros híbridos, uma vez que todos utilizam como base o resultado do FMS.



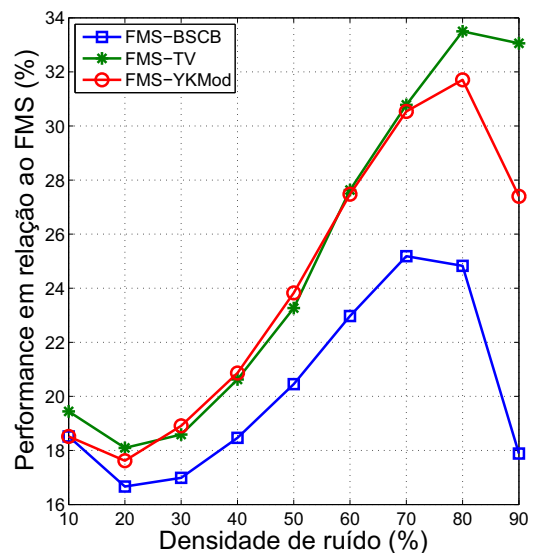
(a) MAE



(b) MSE



(c) PSNR



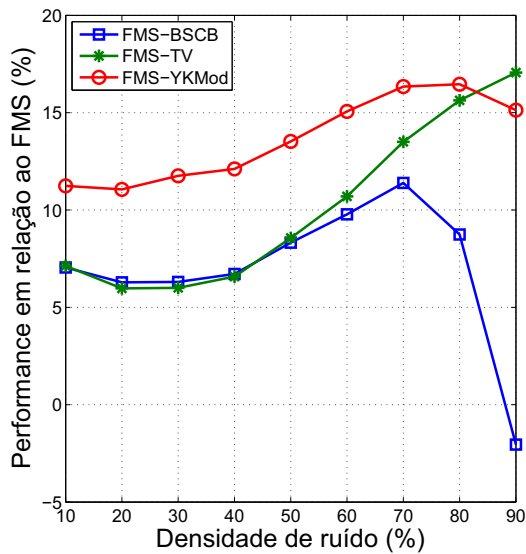
(d) NCD

Figura 36: Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Lena.

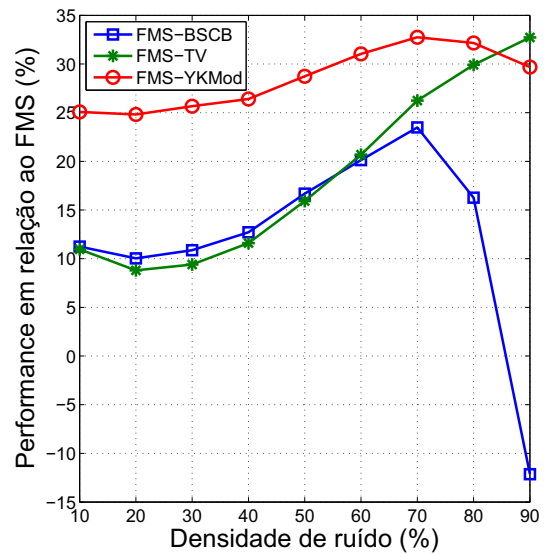
Na Figura 36 observa-se que, de modo geral, o FMS-YKMod apresentou o melhor desempenho, seguido do FMS-TV para a imagem Lena. O FMS-BSCB apresentou uma

queda acentuada na performance para densidades iguais a 80% e 90%, mas mantendo-se, mesmo assim, superior ao FMS.

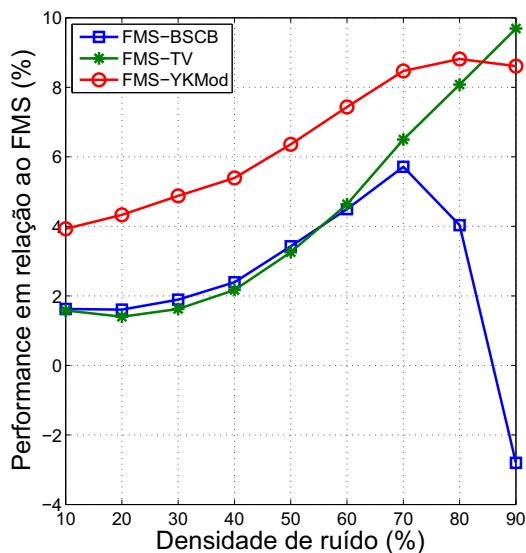
O FMS-YKMod apresentou a melhor performance para a imagem Babuíno, como mostram os gráficos da Figura 37, seguido, novamente, pelo FMS-TV. O FMS-BSCB obteve, mais uma vez, uma queda no desempenho para imagens com 80% e 90% de ruído, sendo que, para esta última, sua performance foi inferior a do FMS.



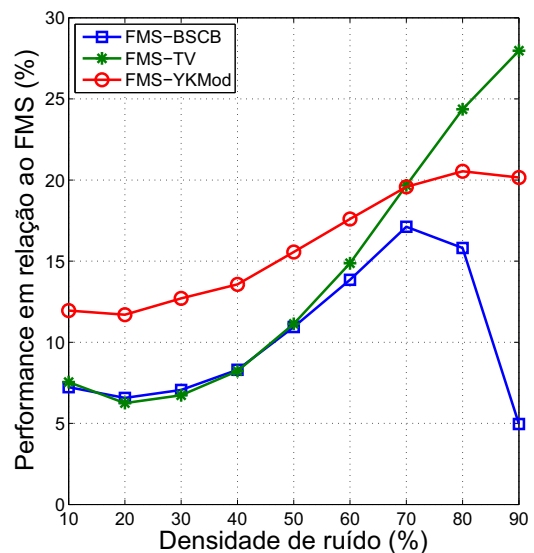
(a) MAE



(b) MSE



(c) PSNR

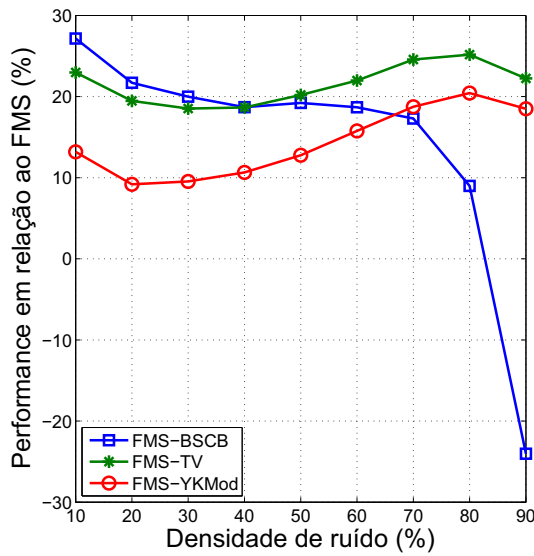


(d) NCD

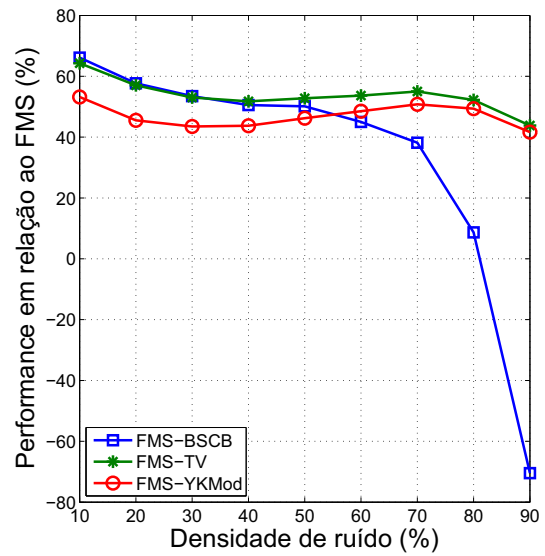
Figura 37: Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Babuíno.

Os melhores resultados para a imagem Pimentões foram obtidos com o FMS-TV, para

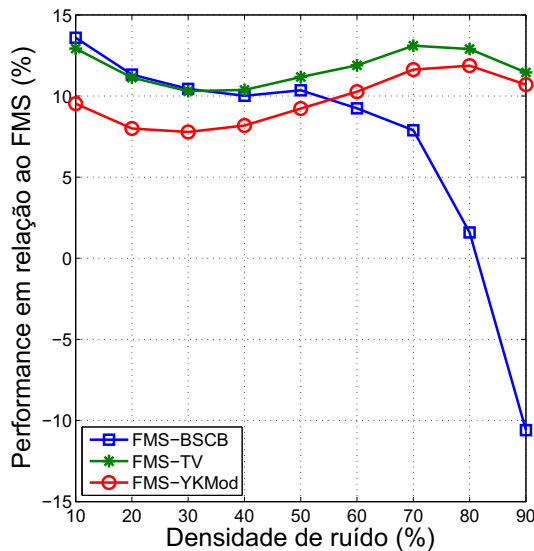
imagens com mais de 40% de ruído, enquanto que o FMS-BSCB apresentou os melhores resultados para imagens com densidades inferiores a esta. O FMS-YKMod apresentou um comportamento semelhante ao FMS-TV e, além disso, para densidades maiores que 60%, apresentou uma performance superior ao FMS-BSCB. Este, assim como na imagem Babuíno, foi superado pelo FMS na imagem com 90% de ruído. Os gráficos para imagem Pimentões estão ilustrados na Figura 38.



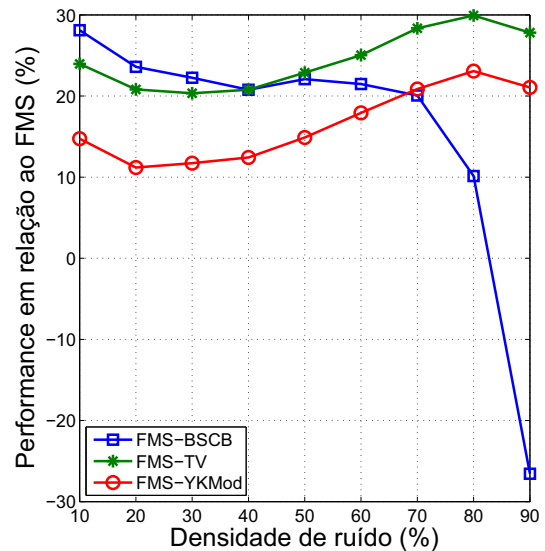
(a) MAE



(b) MSE



(c) PSNR

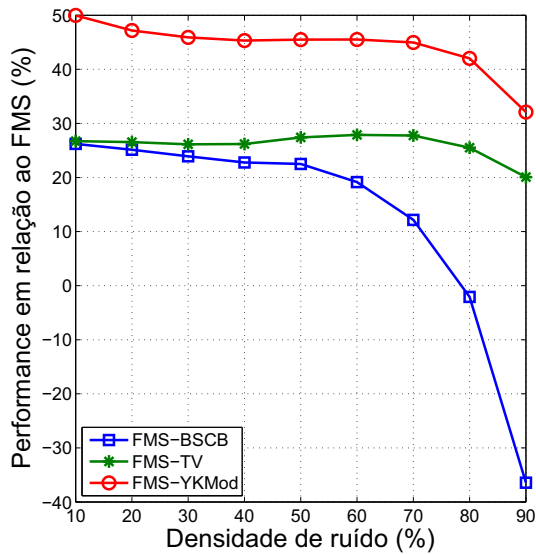


(d) NCD

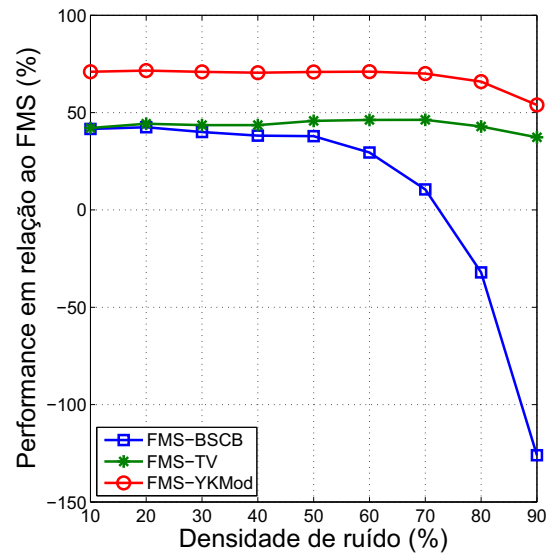
Figura 38: Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Pimentões.

Na Figura 39 são mostrados os gráficos para a imagem Morangos. O FMS-YKMod obteve a melhor performance, seguido pelo FMS-TV e, finalmente, pelo FMS-BSCB. Os

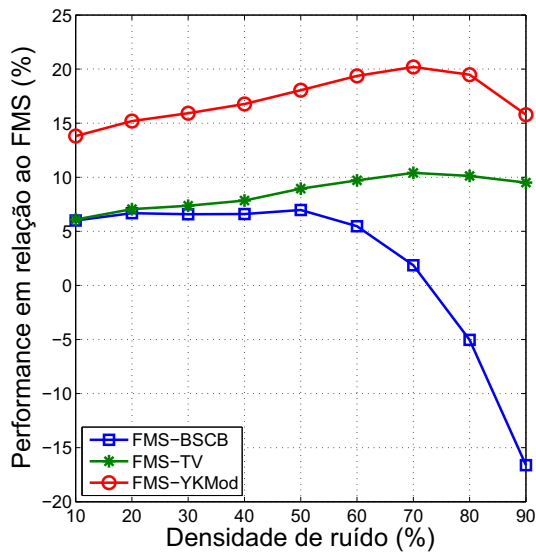
resultados do FMS-BSCB para 80% e 90% foram inferiores aos do FMS.



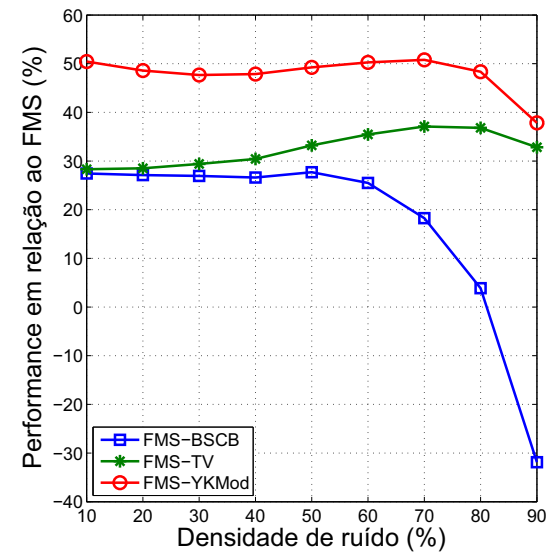
(a) MAE



(b) MSE



(c) PSNR



(d) NCD

Figura 39: Comparação dos filtros híbridos com o FMS para a imagem Morangos.

Por meio dos gráficos apresentados observa-se que o desempenho dos filtros híbridos foram superiores aos do FMS, exceto para alguns resultados do FMS-BSCB. Há um ganho significativo na qualidade das imagens restauradas, que em alguns casos foi superior a 50%. Nota-se, também, a boa performance dos filtros para imagens com grandes densidades de ruído.

No próximo experimento, ilustrado na Figura 40, utilizam-se imagens danificadas

simultaneamente por diferentes densidades de ruído. As imagens foram separadas em blocos: duas foram divididas em quatro blocos quadrados, outra em quatro blocos horizontais e uma última em quatro blocos verticais. Em cada um destes blocos foi aplicado uma determinada densidade de ruído impulsivo.

A imagem Lena, em (a), apresenta quatro blocos quadrados. O bloco superior esquerdo contém ruído com uma densidade de 70%. No bloco superior direito a densidade é de 50%. No inferior esquerdo tem-se 30% e no inferior direito apenas 10% de ruído.

A imagem Babuíno, em (b), contém quatro blocos horizontais. O bloco superior apresenta 70% de ruído, o bloco imediatamente abaixo possui 50%, o próximo bloco 30% e o bloco inferior contém 10%.

O ruído presente na imagem Pimentões, em (c), está dividido em blocos quadrados. O bloco superior esquerdo apresenta uma densidade de ruído igual a 10%. O bloco superior direito tem 30%. O inferior esquerdo possui 50%. Por fim, o inferior direito tem 70% de ruído.

No caso da imagem Morangos, em (d), tem-se blocos verticais. O bloco da esquerda contém 10% de ruído e os demais apresentam 30%, 50% e 70% de ruído, respectivamente.

As demais imagens presentes na Figura 40 mostram os resultados qualitativos resultantes da aplicação dos filtros propostos para as imagens consideradas: Lena (a), Babuíno (b), Pimentões (c) e Morangos (d) com diferentes densidades de ruído impulsivo.

Os resultados mostram que a presença de várias densidades de ruído não afeta o desempenho dos métodos propostos. A densidade de ruído de um determinado bloco não interfere no desempenho dos filtros nos demais blocos. Tal fato justifica-se pela utilização de informações locais, isto é, são utilizados apenas os pixels pertencentes a vizinha do pixel a ser restaurado. Com isso, o resultado global não é prejudicado pela presença de diferentes densidades de ruído.

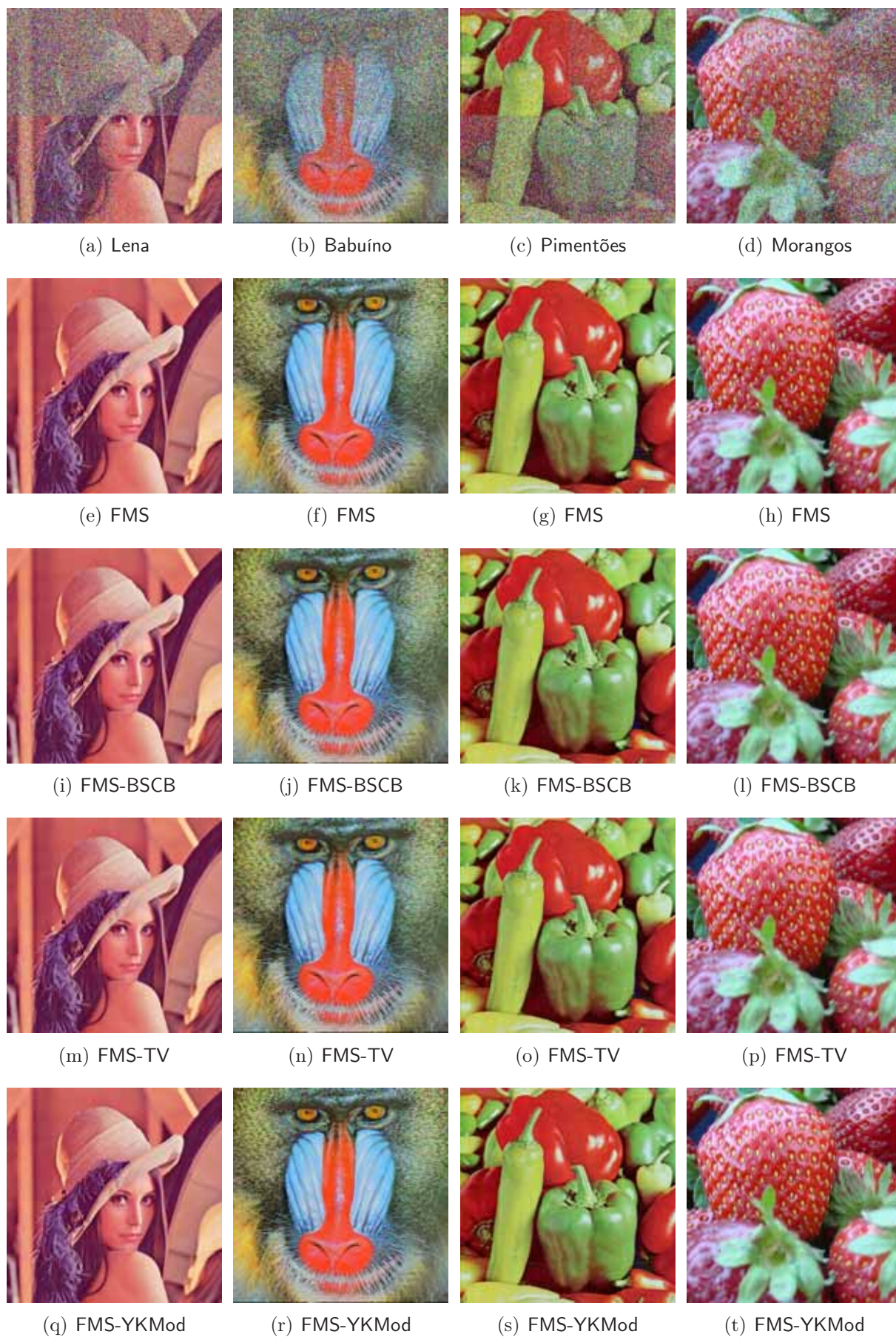


Figura 40: Experimento com imagens na presença simultânea de várias densidades de ruído impulsivo.

Como citado anteriormente, a presença de ruído impulsivo pode interferir no desempenho dos métodos propostos para eliminação de ruído gaussiano. Para ilustrar tal fato, nos próximos experimentos apresentam-se as Figuras 41 e 42 contaminadas por ambos os tipos de ruído: gaussiano e impulsivo.

Na Figura 41 apresenta-se o experimento realizado com a imagem Babuíno. Em (a) tem-se a imagem contaminada somente com ruído gaussiano. Na Figura (b) encontra-se a imagem (a) restaurada por meio da aplicação do modelo BBS.

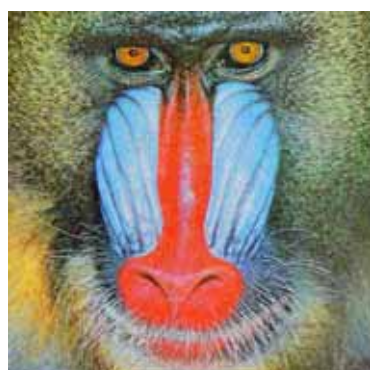
Em seguida foi aplicado ruído impulsivo na imagem (a), obtendo a imagem ilustrada em (c). A partir desta imagem, com os dois tipos de ruído, aplicando-se o BBS, foi obtida a imagem restaurada (d). A presença do ruído impulsivo interfere na performance do modelo, diminuindo seu desempenho no processo de restauração, como pode ser observado em (d).

Com o objetivo de minimizar os efeitos do ruído impulsivo no desempenho do modelo BBS, a imagem em (c), a qual contém os dois tipos de ruído, foi pré-restaurada com os filtros FMS e FMS-BSCB. Os resultados desta pré-restauração encontram-se, respectivamente, em (e) e (g).

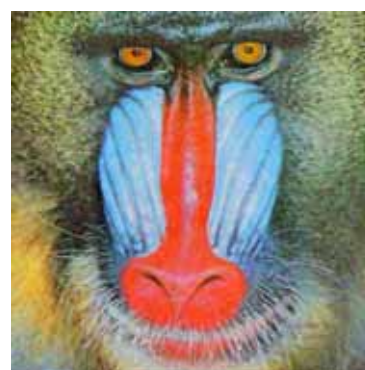
A realização da pré-restauração executa uma filtragem do ruído impulsivo presente na imagem. A presença do ruído gaussiano não interfere, de modo significativo, no desempenho dos filtros utilizados para remover o ruído impulsivo.

De posse das imagens pré-restauradas, obtém-se as imagens restauradas com o BBS, ilustradas em (f), a partir da imagem pré-restaurada com o FMS, e (h), pré-restaurada com o FMS-BSCB. Estes resultados mostram-se semelhantes ao da imagem restaurada a partir da imagem na presença apenas do ruído gaussiano. Dessa forma, a utilização desta etapa de pré-restauração, para efetuar a filtragem do ruído impulsivo, apresenta-se como uma alternativa para melhorar a performance do modelo BBS.

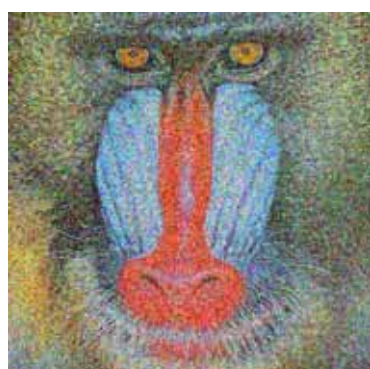
Os mesmos procedimentos foram utilizados na Figura 42. Porém, foram trocados os filtros FMS e FMS-BSCB, na etapa de pré-restauração, pelos filtros FMS-TV e FMS-YKMod. A imagem Pimentões somente com ruído gaussiano encontra-se em (a), enquanto sua versão restaurada com o BBS está ilustrada em (b). Em (c) a imagem Pimentões contém os dois tipos de ruído e sua restauração com o BBS está em (d). Em (e) e (g) tem-se as imagens pré-restauradas, respectivamente, com os filtros FMS-TV e FMS-YKMod. Finalmente, em (f) e (h) apresentam-se as correspondentes imagens restauradas com o BBS.



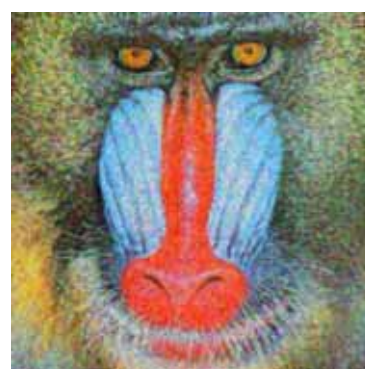
(a) Ruído gaussiano.



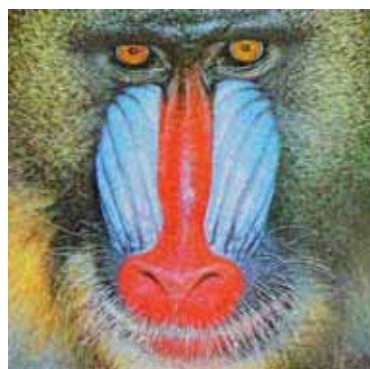
(b) BBS aplicado em (a)



(c) Ruído gaussiano e impulsivo.



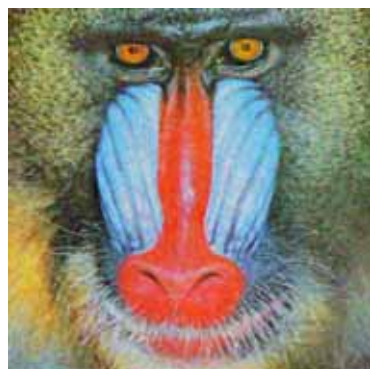
(d) BBS aplicado em (c).



(e) FMS aplicado em (c).



(f) BBS aplicado em (e).



(g) FMS-BSCB aplicado em (c).



(h) BBS aplicado em (g).

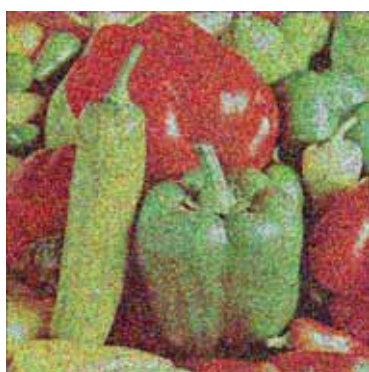
Figura 41: Imagem Babuíno com ruído gaussiano e impulsivo.



(a) Ruído gaussiano.



(b) BBS aplicado em (a).



(c) Ruído gaussiano e impulsivo.



(d) BBS aplicado em (c).



(e) FMS-TV aplicado em (c).



(f) BBS aplicado em (e).



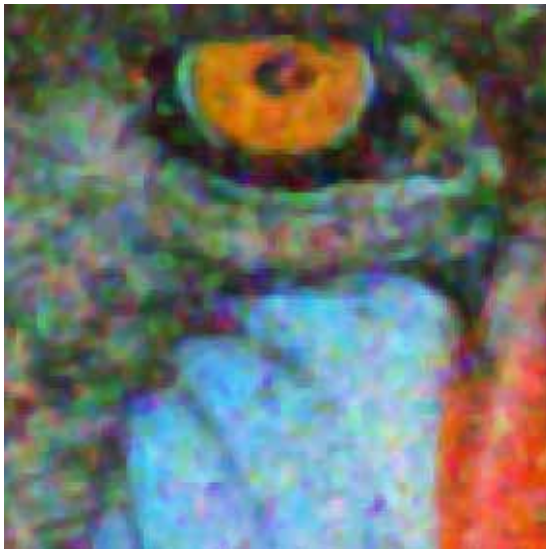
(g) FMS-YKMod aplicado em (c).



(h) BBS aplicado em (g).

Figura 42: Imagem Pimentões com ruído gaussiano e impulsivo.

A Figura 43 mostra, com maiores detalhes, os resultados obtidos para a imagem Babuíno na presença dos ruídos gaussiano e impulsivo. Em (a) tem-se a aplicação somente do BBS. Em (b) apresenta-se a restauração realizada, inicialmente, com o FMS-BSCB e depois com o BBS. Pode-se notar uma sensível melhora nos resultados neste segundo caso.



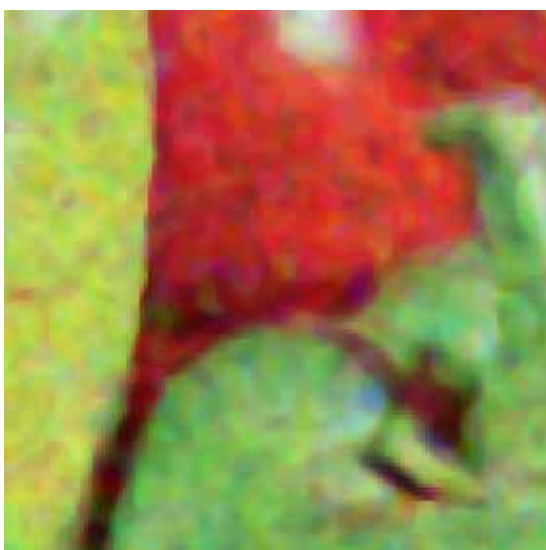
(a) BBS



(b) FMS-BSCB e BBS

Figura 43: *Zoom* da imagem Babuíno com ruído gaussiano e impulsivo restaurada.

Os resultados para a imagem Pimentões contaminada pelos ruídos gaussiano e impulsivo estão na Figura 44. A restauração efetuada somente com o BBS está ilustrada em (a), enquanto que o resultado usando o FMS-YKMod seguido do BBS encontra-se em (b).



(a) BBS



(b) FMS-YKMod e BBS

Figura 44: *Zoom* da imagem Pimentões com ruído gaussiano e impulsivo restaurada.

Para finalizar este capítulo, são apresentados os experimentos realizados com as imagens Lena e Morangos, as quais, além do ruído, apresentam algumas regiões danificadas, como mostra a Figura 45.

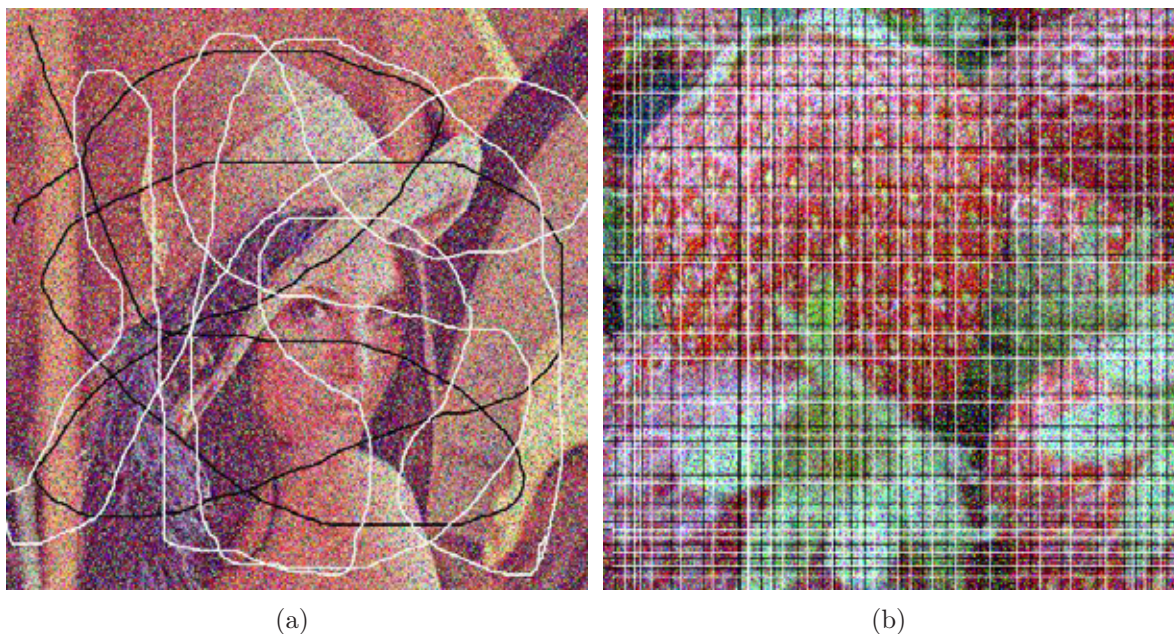


Figura 45: Imagens Lena e Morangos com ruído impulsivo e regiões danificadas.

Recuperar regiões danificadas, no contexto de restauração de imagens, é um procedimento característico do retoque digital. Para restaurar uma imagem por meio de um método de retoque é necessário a utilização de uma máscara, uma imagem auxiliar. Esta indica quais pontos da imagem pertencem ao domínio de retoque.

Neste experimento os métodos propostos foram aplicados sem a utilização de uma máscara adicional. Na presença de ruído impulsivo, os filtros apresentam a capacidade de identificar pequenas regiões danificadas durante a etapa de detecção de ruído.

A Figura 46 ilustra os resultados obtidos para as imagens da Figura 45. Em (a), (c), (e) e (g) encontram-se os resultados para a imagem Lena, Figura 45(a). As imagens em (b), (d), (f) e (h) mostram os resultados para a imagem Morangos, Figura 45(b). Em cada imagem estão indicados os filtros utilizados.

Os métodos propostos apresentaram ótimos desempenhos. Além de remover o ruído presente nas imagens, recuperaram as regiões deterioradas sem o auxílio de uma máscara.



(a) FMS



(b) FMS



(c) FMS-BSCB



(d) FMS-BSCB



(e) FMS-TV



(f) FMS-TV



(g) FMS-YKMod



(h) FMS-YKMod

Figura 46: Imagens Lena e Morangos restauradas com os métodos propostos.

Capítulo 6

Considerações Finais

Neste trabalho foram apresentados alguns filtros destinados à eliminação de ruído impulsivo em imagens coloridas. Inicialmente foram ilustrados alguns modelos para eliminação de ruído gaussiano, baseados em EDP, e o filtro mediano. Em seguida foram apresentados alguns modelos matemáticos para o retoque digital via EDP e um método de detecção de ruído impulsivo.

Com base nestas técnicas, foi proposto um filtro mediano seletivo utilizando-se o filtro mediano para imagens em escala de cinza e o método de detecção de ruído impulsivo, de modo que somente os pixels mais próximos e previamente classificados em sem ruído sejam selecionados para efetuar o processo de restauração de um determinado pixel, contribuindo significativamente para um melhor desempenho do filtro mediano.

Em conjunto com tal filtro, a utilização de métodos de retoque digital, no contexto de eliminação de ruídos, foi proposta para melhorar a qualidade dos detalhes presentes na imagem previamente processada pelo filtro mediano seletivo. Combinando e estendendo-se tais procedimentos para cada canal de cor, foi proposto um filtro híbrido para remoção de ruído impulsivo em imagens coloridas.

Os resultados obtidos foram excelentes e mostram que a aplicação do retoque digital, utilizando, como condição inicial, a imagem obtida com a aplicação do filtro mediano seletivo, proporciona uma melhora, tanto qualitativa quanto quantitativa, nos resultados. Os métodos propostos apresentaram um desempenho muito superior em relação aos demais filtros utilizados para efeito de comparação. Além disso, pode-se verificar que os métodos foram bastante eficientes quando aplicados em imagens com grandes densidades de ruído.

Por meio de experimentos, foi ilustrado que a presença de ruído impulsivo pode prejudicar a performance dos modelos para ruído gaussiano. É possível obter uma melhora no

desempenho destes métodos com o auxílio dos filtros propostos. Imagens com diferentes densidades de ruído aplicados simultaneamente e outras com partes danificadas foram utilizadas para exemplificar que o processo de restauração é realizado localmente, de modo que, a presença de regiões com diferentes densidades de ruído não interfere na qualidade final dos resultados, assim como os filtros apresentam a capacidade de identificar pequenas regiões deterioradas e efetuar, de modo satisfatório, o processo de restauração.

Como trabalhos futuros, um estudo mais detalhado dos parâmetros utilizados nos filtros se faz pertinente, uma vez que os mesmos podem interferir diretamente no desempenho dos métodos.

Referências Bibliográficas

- [1] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing 2nd ed.* New Jersey: Printcie-Hall, 2002.
- [2] PITAS, I.; VENETSANOPOULOS, A. N. *Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications.* Boston: Kluwer Academic Publisher, 1990.
- [3] PLATANIOTIS, K. N.; VENETSANOPOULOS, A. N. *Color Image Processing and Applications.* Berlin: Springer, 2000.
- [4] KASSAM, S. A.; POOR, H. Robust techniques for signal processing: a survey. *Proceedings of the IEEE*, v. 73, p. 433–481, 1985.
- [5] PITAS, I.; VENETSANOPOULOS, A. N. Order statistics in digital image processing. *Proc. IEEE*, v. 80, p. 1893–1921, 1992.
- [6] ASTOLA, J.; HAAVISTO, P.; NEUVO, Y. Vector median filters. *Proceedings of the IEEE*, v. 78(4), p. 678–689, 1990.
- [7] CHEN, S.; YANG, X.; CAO, G. Impulse noise suppression with an augmentation of ordered difference noise detector and an adaptive variational method. *Pattern Recognition Letters*, v. 30, p. 460–467, 2009.
- [8] CELEBI, M. E.; KINGRAVI, H. A.; ASLANDOGAN, Y. A. Nonlinear vector filtering for impulsive noise removal from color images. *Journal of Electronic Imaging*, v. 16(3), 2007.
- [9] GUIDORIZZI, H. L. *Um Curso de Cálculo.* Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2002.
- [10] LUKAC, R.; PLATANIOTIS, K. N. A taxonomy of color image filtering and enhancement solutions. *Advances in Imaging and Electron Physics*, v. 140, p. 187–264, 2006.
- [11] SILVA JÚNIOR, E. C. *Um novo modelo de difusão não linear com preservação de bordas para segmentação e eliminação de ruídos em imagens e análise comparativa com modelos correlatos.* Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual “Paulista Júlio de Mesquita Filho”, São José do Rio Preto, 2002.
- [12] BATISTA, M. A. *Retoque digital.* Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2003.
- [13] MARR, D.; HILDRETH, E. Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London*, B 207, p. 187–217, 1980.
- [14] KOENDERINK, J. J. The struture of images. *Biol. Cybernet.*, v. 50, p. 363–370, 1984.

- [15] MALIK, J.; PERONA, P. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 12(7), p. 629–639, 1990.
- [16] NORDSTRÖM, K. N. Biased anisotropic diffusion: a unified regularization and diffusion approach to edge detection. *Image and Vision Computing*, v. 8, p. 318–327, 1990.
- [17] ALVAREZ, L.; LIONS, P. L.; MOREL, J. M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, v. 29(3), p. 845–866, 1992.
- [18] RUDIN, L.; OSHER, S.; FATEMI, E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica*, D 60, p. 259–268, 1992.
- [19] BARCELOS, C. A. Z.; BOAVENTURA, M.; SILVA JÚNIOR, E. C. A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection. *IEEE Transaction on Image Processing*, v. 12(7), p. 751–763, 2003.
- [20] SILVA, A. L. O. da. *Modelos Matemáticos para o Retoque Digital de Imagens*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, São José do Rio Preto, 2004.
- [21] BERTALMIÓ, M. et al. Image inpainting. *Proceedings of the SIGGRAPH 2000 Conference*, v. 7, p. 376–386, 2000.
- [22] CHAN, T. F.; SHEN, J. Mathematical models for local non-texture inpaintings. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, v. 62, p. 1019–1043, 2002.
- [23] YOU, Y. L.; KAVEH, M. Fourth-order differential equations for noise removal. *IEEE Transaction on Image Processing*, v. 9, p. 1723–1730, 2000.
- [24] OLIVEIRA, C. G. *Análise do Comportamento da Difusão Anisotrópica em Processamento de Imagem: Aplicação a uma Equação Diferencial Parcial de Quarta Ordem*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, São José do Rio Preto, 2004.
- [25] BARCELOS, C. A. Z.; BOAVENTURA, M.; OLIVEIRA, C. Eliminação de ruídos e retoque digital através de uma equação diferencial parcial de quarta ordem. *Proceedings of the II Workshop de Visão Computacional*, v. 2, p. 337–342, 2006.
- [26] LUKAC, R. Adaptive color image filtering based on center-weighted vector directional filters. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, v. 15(2)), p. 169–196, 2004.
- [27] TRAHANIAS, P. E.; VENETSANOPOULOS, A. N. Vector directional filters: A new class of multichannel image processing filters. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 2(4), p. 528–534, 1993.
- [28] KARAKOS, D. G.; TRAHANIAS, P. E. Generalized multichannel image filtering structures. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 6(7), p. 1038–1045, 1997.

-
- [29] MORILLAS, S. et al. A fast impulsive noise color image filter using fuzzy metrics. *Real-Time Imaging*, v. 11(5/6), p. 417–428, 2005.
- [30] SMOLKA, B. et al. Fast modified vector median filter. *Proceedings of the 9th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, Lecture Notes in Computer Science*, v. 2124, p. 570–580, 2001.
- [31] SMOLKA, B.; CHYDZINSKI, A. Fast detection and impulsive noise removal in color images. *Real-Time Imaging*, v. 11(5/6), p. 389–402, 2005.
- [32] TRAHANIAS, P. E.; KARAKOS, D.; VENETSANOPOULOS, A. N. Directional processing of color images: Theory and experimental results. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 5(6), p. 868–880, 1996.
- [33] SMOLKA, B. Efficient modification of the central weighted vector median filter. *Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science*, v. 2449, p. 166–173, 2002.
- [34] KENNEY, C. et al. Peer group image enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 10(2), p. 326–334, 2001.
- [35] LUKAC, R. et al. Vector sigma filters for noise detection and removal in color images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, v. 17(1), p. 1–26, 2006.

Autorizo a reprodução xerográfica para fins de pesquisa.

São José do Rio Preto, 30 de Abril de 2010.

Marcos P. de Almeida

Marcos Proença de Almeida