

# Técnica não-linear para filtragem de ruído de imagens

**Leyza Baldo Dorini**

Departamento Acadêmico de Informática,  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná,  
80230-901, Curitiba, PR, Brasil  
E-mail: leyza@dainf.ct.utfpr.edu.br

**Neucimar Jerônimo Leite**

Instituto de Computação,  
Universidade Estadual de Campinas,  
13084-971, Campinas, SP, Brasil  
E-mail: neucimar@ic.unicamp.br

**Resumo:** *No contexto da morfologia matemática, um filtro é um operador que é crescente e idempotente. Este trabalho propõe uma maneira alternativa para construção de filtros morfológicos auto-duais, estendendo os resultados válidos para centros morfológicos para uma classe diferente de operadores toggle. A combinação da abordagem proposta com difusão anisotrópica permite aliar as inúmeras vantagens desta com a flexibilidade na escolha de transformações proporcionada pelo filtro proposto. Para fins de validação, foram realizados testes em imagem corrompidas por ruído do tipo speckle, os quais conduziram a resultados promissores.*

**Palavras-chave:** *Morfologia matemática, processamento de imagens, filtragem de ruído.*

## 1 Introdução

Técnicas de remoção/redução de ruído têm como principal objetivo reconstruir uma imagem degradada da maneira mais precisa possível, constituindo uma etapa fundamental para a obtenção de resultados satisfatórios em diversas aplicações.

As primeiras abordagens para restauração de imagens foram definidas em grande parte no domínio da frequência [2]. Este trabalho, no entanto, propõe um método aplicado no domínio espacial, mais especificamente um filtro morfológico. Esta classe de filtros é composta por operadores,  $\rho$ , que são crescentes e idempotentes. A primeira condição implica na preservação da ordem, isto é,  $X \leq Y \Rightarrow \rho(X) \leq \rho(Y)$ . A idempotência,  $\rho(\rho(X)) = \rho(X)$ , visa garantir a estabilidade do método, além de refletir o fato de que operações crescentes não são reversíveis e causam perda de informação [8]. Existem ainda algumas propriedades que são desejáveis, tais como auto-dualidade, ou seja,  $\rho^* = \rho$ , em que  $\rho^*(X) = (\rho(X^c))^c$  denota o negativo de  $\rho$ . Desta forma, o fundo e o primeiro plano de uma imagem são transformados de forma simétrica.

A teoria de filtragem morfológica tem sido amplamente discutida desde a sua introdução. Serra e Vincent [8] apresentaram inicialmente um tutorial sobre o assunto, abrangendo desde as operações básicas de abertura e fechamento até operadores *toggle*.

Em [4], Heijmans explorou a construção de filtros morfológicos, mas o método proposto produz filtros que não necessariamente são auto-duais. Além disso, o mesmo também formalizou o conceito de filtros derivados, nos quais a condição de idempotência é apenas parcialmente satisfeita. Desse modo, é possível definir transformações com propriedades de filtragem de forma mais flexível e assegurar um comportamento bem controlado, sem oscilações.

Subsequentemente, Heijmans estabeleceu um importante resultado com a proposição de um método de construção de filtros auto-duais baseado no centro morfológico. Essencialmente, explora-se a propriedade de que todo operador crescente e auto-dual pode ser modificado de tal forma que sua aplicação iterativa define pontualmente uma sequência monótona (estritamente crescente ou decrescente) implicando, assim, na convergência para um operador limite que é idempotente [3].

A partir de tais idéias, propusemos uma maneira alternativa para construção de filtros morfológicos auto-duais, estendendo os resultados válidos ao considerar centros morfológicos para

uma classe diferente de operadores do tipo *toggle* dada por [1]:

$$\mathcal{T}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \varphi_1, & \text{se } \psi(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}) < f(\mathbf{x}) - \phi(\mathbf{x}), \\ f(\mathbf{x}), & \text{se } \psi(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) - \phi(\mathbf{x}), \\ \varphi_2, & \text{em outros casos.} \end{cases} \quad (1)$$

Como pode-se facilmente observar, tal operador envolve duas primitivas,  $\varphi_1$  e  $\varphi_2$  (neste trabalho, elas consistem nas próprias transformações  $\psi$  e  $\phi$ ). A regra de decisão compara em cada pixel a similaridade entre duas transformações morfológicas,  $\psi$  e  $\phi$ , com o valor original deste. Neste trabalho propomos uma nova técnica, a qual combina o filtro *toggle* com a técnica de difusão anisotrópica, conduzindo a excelentes resultados de filtragem.

## 2 Operador de filtragem proposto e suas propriedades

A formalização do operador de filtragem proposto é dada pela seguinte definição.

**Definição 2.1.** (*Filtro toggle*) *Seja  $\phi_1$  um sup-filtro e  $\phi_2$  um inf-filtro. Denomina-se filtro toggle a seguinte transformação*

$$f^{k+1}(\mathbf{x}) = \begin{cases} [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}), & \text{se } [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) - f^k(\mathbf{x}) < f^k(\mathbf{x}) - [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}), \\ f^k(\mathbf{x}), & \text{se } [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) - f^k(\mathbf{x}) = f^k(\mathbf{x}) - [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}), \\ [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}), & \text{em outros casos,} \end{cases} \quad (2)$$

em que  $k$  representa o número de iterações. Um operador crescente  $\rho$  é denominado um *inf-superfiltro* se  $\rho(id \wedge \rho) = \rho$  e um *inf-filtro* se  $\rho$  é um filtro e um *inf-superfiltro*. De maneira análoga, Um operador crescente  $\rho$  é denominado um *sup-subfiltro* se  $\rho(id \vee \rho) = \rho$  e um *sup-filtro* se  $\rho$  é um filtro e um *sup-subfiltro*. Estes filtros consistem em filtros derivados [4].

Como as primitivas são transformações (anti-)extensivas, as diferenças são valores em  $\mathbb{R}^+$ .

Para provar que o operador definido constitui de fato um filtro, é necessário mostrar que ele é crescente e idempotente. A primeira condição pode ser assegurada utilizando-se como primitivas composições de transformações crescentes. Como o operador não é necessariamente idempotente (facilmente verificável), será considerada a abordagem proposta por Heijmans [3], discutida brevemente na introdução deste trabalho e formalizada na Proposição 2.2 a seguir.

**Proposição 2.2.** *Se  $\rho$  é um operador contínuo e  $\rho^n \rightarrow \rho^\infty$ , então  $\rho^\infty$  é idempotente. Em particular, se  $\rho$  também é crescente, então  $\rho^\infty$  é um filtro.*

PROVA. *Veja [3], Proposição 15.*

Basicamente, é preciso provar que a aplicação iterativa do operador define pontualmente uma sequência monótona. Desse modo, garante-se que cada pixel irá assumir valores estritamente crescentes ou decrescentes, convergindo de tal forma que a idempotência é atingida sem oscilações. A Proposição 2.3 prova que a regra de decisão do filtro *toggle* escolherá sempre a mesma primitiva para definir o valor transformado de cada pixel. Assim, considerando-se as propriedades de tais transformações, a condição de convergência é satisfeita.

**Proposição 2.3.** *Sejam  $\phi_1$  um sup-filtro e  $\phi_2$  um inf-filtro. Supondo-se  $f^{k+1}(\mathbf{x}) = [\phi_1(f^k)](\mathbf{x})$ , é fato que:*

1.  $[\phi_1(f^{k+1})](\phi_1(f^k)(\mathbf{x})) < 2[\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) - f^k(\mathbf{x})$  e
2.  $[\phi_2(f^{k+1})](\phi_1(f^k)(\mathbf{x})) \leq f^k(\mathbf{x})$ .

*Portanto, o filtro toggle converge pontualmente para exclusivamente uma das primitivas através das iterações.*

PROVA. O operador definido na Equação 2 pode ser facilmente reescrito como

$$f^{k+1}(\mathbf{x}) = \begin{cases} [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}), & \text{se } [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) + [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}) < 2f^k(\mathbf{x}), \\ f^k(\mathbf{x}), & \text{se } [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) + [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}) = 2f^k(\mathbf{x}), \\ [\phi_2(f^k)](\mathbf{x}), & \text{em outros casos.} \end{cases} \quad (3)$$

Por hipótese,  $f^{k+1}(\mathbf{x}) = [\phi_1(f^k)](\mathbf{x})$ . Para provar que na próxima iteração a regra de decisão irá escolher novamente a mesma primitiva, é preciso mostrar que  $f^{k+2}(\mathbf{x}) = [\phi_1(f^{k+1})](\mathbf{x})$ , ie,

$$[\phi_1(f^{k+1})](\phi_1(f^k)(\mathbf{x})) + [\phi_2(f^{k+1})](\phi_1(f^k)(\mathbf{x})) < 2[\phi_1(f^k)](\mathbf{x}), \quad (4)$$

o que é satisfeito (trivialmente) considerando-se (1) e (2). A prova para  $f^{k+1}(\mathbf{x}) = [\phi_2(f^k)](\mathbf{x})$  é análoga.

A condição (1) do enunciado da Proposição 2.3 implica que a diferença entre valores transformados sucessivos decresce através das iterações. Isso constitui uma sequência (crescente ou decrescente) que é pontualmente monótona e que converge para um valor constante. A Proposição 2.4 prova este fato.

**Proposição 2.4.** *Seja  $\phi_1$  um sup-filtro. Se  $[\phi_1(f^{k+1})](\phi_1(f^k)(\mathbf{x})) - [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) \leq [\phi_1(f^k)](\mathbf{x}) - f^k(\mathbf{x})$  (condição (1)),  $(\phi_1)_{k=1}^{\infty}$  é monótona crescente e a sequência converge.*

PROVA. Considere um  $\epsilon > 0$  e seja  $c = \sup(\phi_{1,k})$ . Logo,  $c$  é finito e, dado  $\epsilon > 0$ , existe pelo menos um inteiro  $N$  tal que  $\phi_{1,N} > c - \epsilon$ . Como a sequência é monótona crescente, temos que

$$|c - \phi_{1,k}| < \epsilon \quad \forall k > N,$$

e, por definição, a sequência converge para  $c$ . A prova para a primitiva  $\phi_2$  é análoga.

A partir destes resultados, é possível afirmar que o filtro *toggle* possui as propriedades especificadas anteriormente na Proposição 2.2.

**Proposição 2.5.** *Se um operador  $\mathcal{T}(\mathbf{x})$  constitui um filtro *toggle*, então ele satisfaz as condições da Proposição 2.2.*

PROVA. Da Proposição 2.4, segue que as primitivas são estacionárias (convergem para um valor constante após algumas iterações). A Proposição 2.3 prova que o filtro *toggle* converge pontualmente para uma das primitivas até atingir a idempotência. Logo, considerando que o mesmo é contínuo por definição,  $\mathcal{T}(\mathbf{x})$  é um filtro de acordo com a Proposição 2.2.

Como mencionado anteriormente, uma propriedade desejável para filtros é a auto-dualidade. A Proposição 2.6 afirma que a classe de operadores *toggle* utilizada na definição do filtro *toggle* é auto-dual se transformações duais são utilizadas como primitivas. Assim, os resultados obtidos para centros morfológicos [3] são estendidos para uma classe diferente de operadores *toggle*.

**Proposição 2.6.** *Sejam  $\phi_1$  e  $\phi_2$  duas primitivas duais, ou seja,  $\phi_1(\mathbf{x}) = \phi_2(\mathbf{x}^c)$ , onde o símbolo  $c$  denota o complemento. O operador definido abaixo constitui uma transformação auto-dual.*

$$\mathcal{T}(\mathbf{x}) = \begin{cases} [\phi_1(f)](\mathbf{x}) & \text{se } [\phi_1(f)](\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}) < f(\mathbf{x}) - [\phi_2(f)](\mathbf{x}), \\ f(\mathbf{x}) & \text{se } [\phi_1(f)](\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) - [\phi_2(f)](\mathbf{x}), \\ [\phi_2(f)](\mathbf{x}) & \text{em outros casos,} \end{cases} \quad (5)$$

PROVA. Segue diretamente da definição de complemento.

Uma das principais vantagens do filtro *toggle* é a possibilidade de utilização de um conjunto mais amplo de primitivas [3] (ao se considerar uma transformação extensiva e outra anti-extensiva, por exemplo, a imagem não é alterada pelo centro morfológico). Além disso, ao invés de depender de um operador auto-dual (como é o caso em [3]), a abordagem proposta requer apenas que as primitivas sejam duais e correspondam a determinados tipos de filtros derivados. Por fim, ela também é flexível, no sentido de permitir a determinação da transformação mais adequada segundo as características específicas de cada ruído.

A próxima seção discute os resultados dos testes realizados visando avaliar o desempenho do operador de filtragem proposto.

### 3 Filtragem de ruído do tipo speckle

O ruído *speckle* causa o aparecimento de um padrão de aspecto granular, prejudicando a visualização e limitando a interpretação da imagem original. Tipicamente, este ruído é causado por ondas coerentes que chegam fora de fase no sensor após serem refletidas por uma superfície. O modelo usado para descrição é dado em termos de um ruído multiplicativo [9].

Este tipo de ruído é uma característica inerente em imagens obtidas por sistemas de imageamento tais como radar de abertura sintética (*Synthetic Aperture Radar* - SAR) e ultra-som. Sua redução é uma etapa de pré-processamento fundamental em muitas aplicações visando otimizar resultados de detecção e classificação possibilitando, por exemplo, uma melhor discriminação dos objetos de interesse da cena e uma segmentação automática facilitada [6].

Embora filtros não-lineares conduzam a bons resultados na presença de ruído aditivo, eles não têm se mostrado tão eficientes para o caso multiplicativo. Este trabalho propõe uma nova abordagem, em que o filtro *toggle* é combinado com outra técnica não-linear: a difusão anisotrópica [7]. O método proposto permite aliar a flexibilidade de escolha de diferentes transformações do filtro *toggle* com as inúmeras vantagens da técnica de difusão anisotrópica.

#### 3.1 Trabalhos relacionados

De modo geral, o ruído *speckle* pode ser reduzido de duas formas: durante o estágio de aquisição de dados ou através de métodos que são aplicados após a formação da imagem, sendo o último caso o foco deste trabalho [6]. Tais filtros tipicamente modificam a imagem através de técnicas de filtragem espacial e com base em estatísticas locais, ou seja, o ruído é reduzido estimando-se a refletividade de um pixel como uma função da sua intensidade e de algumas estatísticas calculadas a partir dos níveis de cinza da sua vizinhança.

Várias destas abordagens têm sido propostas na literatura. O filtro de Lee [5] aproxima o modelo multiplicativo do ruído por um linear e então aplica o critério de minimização do erro médio quadrático. Essencialmente, o resultado é calculado através de uma combinação linear da intensidade do pixel central da janela com a intensidade média nesta janela. Desta forma, é realizada uma filtragem adaptativa, a qual pode consistir em uma simples média (em regiões homogêneas) ou no operador identidade (nos contornos e detalhes de interesse).

Métodos de filtragem baseados em EDPs também têm sido propostos. Uma abordagem amplamente utilizada é a técnica de difusão anisotrópica proposta por Perona e Malik [7], capaz de reduzir o ruído ao mesmo tempo em que preserva contornos. A idéia principal consiste em diminuir a difusão na direção do gradiente de mais alta magnitude. Desta forma, dependendo do valor de tal magnitude, o operador constitui um filtro passa-altas (em regiões de contorno) ou uma difusão isotrópica (em regiões homogêneas). Os autores consideram a seguinte EDP:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial \sigma} = \text{div}[c(|\nabla I|) \cdot \nabla I], \\ I(\sigma = 0) = I_0, \end{cases} \quad (6)$$

em que  $\nabla$  é o operador gradiente,  $\text{div}$  o divergente,  $|\cdot|$  denota a magnitude,  $c(x)$  é o coeficiente de difusão e  $I_0$  a imagem (ou condição) inicial. Os autores sugerem duas diferentes formas para calcular os coeficientes de difusão:

$$c_1(x) = \frac{1}{1 + (x/k)^2} \quad \text{e} \quad c_2(x) = \exp[-(x/k)^2], \quad (7)$$

em o parâmetro  $k$  representa a magnitude do contorno. A primeira equação favorece regiões mais amplas em relação às menores, enquanto a segunda favorece regiões de alto contraste.

Contudo, apesar de apresentar bons resultados para imagens corrompidas por ruído aditivo, esta abordagem tende a realçar o ruído do tipo *speckle* ao invés de eliminá-lo. Nesta seção, esta técnica é combinada com o operador de filtragem proposto anteriormente. A transformação

inicial realizada pelo filtro *toggle* evita que a aplicação da difusão anisotrópica realce ruídos, conduzindo a resultados em que regiões homogêneas são suavizadas sem prejudicar as informações de contorno. Desse modo, é possível explorar as vantagens de ambos os métodos.

Yu e Acton [9] propuseram uma extensão ao método de difusão anisotrópica, denominada Difusão Anisotrópica para Redução de *Speckle* (*Speckle Reducing Anisotropic Diffusion* - SRAD), a qual tem a vantagem de não necessitar da definição de um limiar na função de difusão. Em seu lugar é utilizada uma estimativa do desvio padrão do ruído em cada iteração. Por ser baseado na mesma abordagem de minimização do erro médio quadrático que o filtro de Lee, o SRAD pode ser interpretado como a extensão do filtro adaptativo para redução de ruído *speckle* no mesmo sentido em que a difusão anisotrópica de Perona e Malik é a extensão do filtro da média. No entanto, o bom desempenho deste método depende da definição de uma região significativa (por parte do usuário) para gerar as estimativas necessárias.

## 3.2 Resultados

Os resultados do filtro *toggle* e de sua combinação com a técnica de difusão anisotrópica foram comparados àqueles obtidos com os seguintes métodos: o filtro de Lee [5] aplicado individualmente e também combinado com a técnica de difusão anisotrópica, difusão anisotrópica [7] e SRAD [9].

A partir de três imagens sintéticas, cada uma possuindo sete regiões homogêneas com níveis de cinza distintos (Figura 1), foram geradas cinco versões com diferentes intensidades de ruído multiplicativo (com valores de desvio padrão: 0.05, 0.15, 0.25, 0.35 e 0.45).

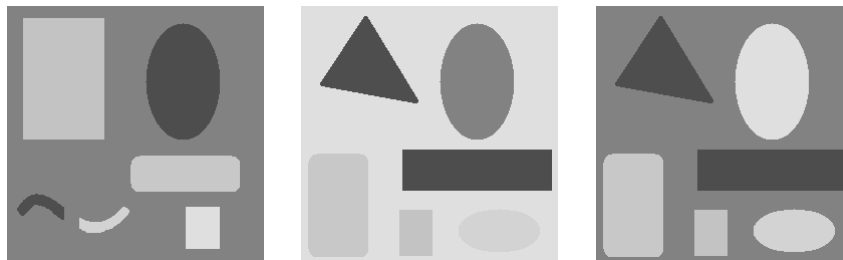


Figura 1: Imagens originais a partir das quais foram geradas as versões com ruído.

Na comparação entre as abordagens de filtragem, foram avaliados vários aspectos. A taxa de contraste representa a intensidade do efeito do ruído *speckle* em uma imagem e é dada por [6]:

$$\lambda = \frac{\sigma_{\hat{f}}}{\mu_{\hat{f}}}, \quad (8)$$

em que  $\sigma_{\hat{f}}$  denota o desvio padrão e  $\mu_{\hat{f}}$  é a média da imagem filtrada  $\hat{f}$ . A redução desta taxa indica uma diminuição do nível de ruído. Além disso, foi analisada a similaridade dos contornos das imagens filtradas em relação a um modelo ideal. Para tal, foi utilizada a medida denominada figura de mérito de Pratt (*Pratt's Figure of Merit* - FOM) [9]:

$$FOM = \frac{1}{\max\{\hat{N}, N_{ideal}\}} \sum_{i=1}^{\hat{N}} \frac{1}{1 + d_i^2 \alpha}, \quad (9)$$

em que  $\hat{N}$  e  $N_{ideal}$  representam o número de pixels de contorno detectados na imagem filtrada e no modelo, respectivamente. Além disso,  $d_i$  é a distância Euclidiana entre o  $i$ -ésimo pixel do contorno com relação àquele mais próximo no modelo ideal e  $\alpha$  é uma constante com valor sugerido igual a 0.9 [9]. Os valores de FOM variam entre zero e um, com um equivalendo à perfeita detecção de contornos.

Por fim, também foi calculado o Erro Médio Quadrático (RMS) entre as imagens filtradas e as originais, visando avaliar a capacidade de restauração das abordagens analisadas. O resultado final para cada imagem é dado pela média das medidas tomadas nas regiões homogêneas.

A Tabela 1 mostra os valores médios das medidas calculadas nas cinco versões filtradas para cada experimento (ie, na filtragem das versões com ruídos das imagens da Figura 1), dando uma visão geral sobre o desempenho das diferentes abordagens. Em testes experimentais realizados, o par de primitivas que conduziu aos melhores resultados para o filtro *toggle* (considerando o elemento estruturante não-planar pirâmide, definido por  $B_\sigma(x, y) = -|\sigma|^{-1} \max\{|x|, |y|\}$ ) foi  $\xi\gamma$  e  $\tilde{\xi}\phi$ , em que  $\gamma$  denota a abertura morfológica [2],  $\phi$  o fechamento e

$$\xi(f(\mathbf{x})) = \begin{cases} f(\mathbf{x}), & \text{se } f(\mathbf{x}) < \overline{f(\mathbf{x})}_{n \times n}, \\ \overline{f(\mathbf{x})}_{n \times n}, & \text{em outros casos,} \end{cases} \quad (10)$$

ou seja,  $\xi$  é uma transformação que calcula a média dos níveis de cinza na vizinhança de tamanho  $n \times n$  de um pixel mas mantém os valores iniciais menores que essa média. A primitiva  $\tilde{\xi}$ , por sua vez, mantém os valores maiores que a média. A utilização destas primitivas permite explorar o efeito da combinação de operadores morfológicos com uma função linear.

Tabela 1: Média das medidas para as versões com ruído da Figura 1(a-c).

Filtro	Experimento 1			Experimento 2			Experimento 3		
	$\lambda$	RMS	FOM	$\lambda$	RMS	FOM	$\lambda$	RMS	FOM
Ruído	0.23	34.98	0.47	0.22	33.86	0.50	0.22	33.88	0.50
DA	0.19	30.05	0.54	0.18	28.65	0.58	0.18	28.60	0.55
Lee	0.10	16.16	0.48	0.11	16.12	0.52	0.09	14.81	0.51
Lee + DA	0.07	13.46	0.64	0.08	12.04	0.64	0.06	11.54	0.65
FT 01	0.08	15.93	0.52	0.09	13.00	0.55	0.07	13.16	0.57
FT 01 + DA	0.07	16.33	0.81	0.07	11.59	0.78	0.07	13.08	0.87
FT 02	0.07	16.49	0.63	0.08	12.15	0.69	0.07	13.22	0.74
FT 02 + DA	0.07	17.34	0.89	0.07	11.38	0.73	0.07	13.59	0.89
SRAD	0.05	11.93	0.89	0.06	9.01	0.69	0.08	16.69	0.88

Observe que a combinação do filtro de Lee com a técnica de difusão anisotrópica não apresentou resultados satisfatórios, indicando que a transformação realizada pela abordagem proposta é mais eficaz. O filtro *toggle* combinado com a abordagem de difusão anisotrópica nos casos FT 01 + DA ( $\sigma^{-1} = 8$  e  $k = 25$ ) e FT 02 + DA ( $\sigma^{-1} = 4$  e  $k = 20$ ) apresentou resultados equivalentes ou superiores aos do método SRAD para diferentes níveis de ruído, mostrando a robustez da abordagem proposta. Cabe ressaltar que a partir de uma análise inicial, na qual determina-se a primitiva mais apropriada, o método proposto é automático. O SRAD, por sua vez, depende de uma região significativa definida pelo usuário (a cada aplicação do operador) para produzir bons resultados de filtragem.

### 3.3 Filtragem e segmentação de imagens SAR

Nos últimos anos, a quantidade de imagens produzidas por sistemas SAR cresceu significativamente, bem como suas aplicações (rastreamento, monitoramento ambiental, etc). Como o ruído *speckle* está presente de maneira intrínseca em tais imagens, um procedimento de filtragem torna-se essencial para melhorar sua qualidade [6].

Um problema comum em análise e processamento de imagens SAR é detectar características e contornos correspondendo a estradas e costas. Com base nas medidas discutidas na seção anterior, pode-se observar que, além de reduzir a taxa de ruído presente na imagem, a abordagem proposta conduz a uma melhoria na qualidade do contorno, representada pelo índice FOM.

A Figura 2 ilustra um exemplo em que o detector de Canny foi utilizado para estimar os contornos a partir das imagens filtradas. A imagem original é filtrada utilizando-se o filtro *toggle* + DA (Figuras 2(d) e (e)) e também o SRAD (Figuras 2(b) e (c)). Observe que, dependendo dos parâmetros utilizados (região de análise no caso do SRAD e coeficiente de difusão e número de iterações para o operador proposto), diferentes informações podem ser extraídas.

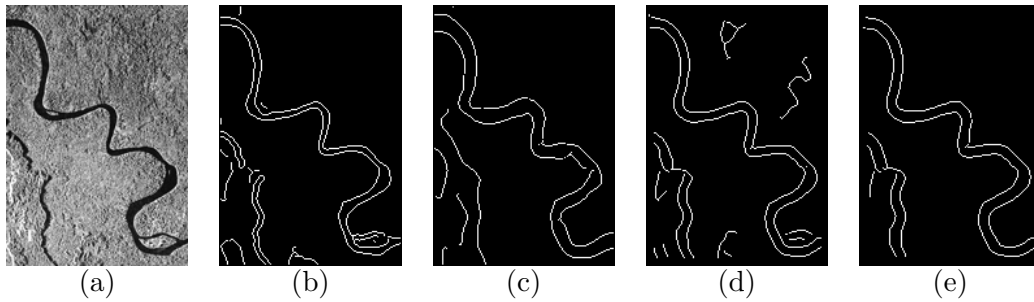


Figura 2: Análise da qualidade dos contornos: (a) imagem original e contornos estimados a partir da filtragem obtida (b,c) com o algoritmo SRAD e (d,e) com o filtro *toggle* + DA.

## 4 Conclusões

Este trabalho apresentou uma forma alternativa para construção de filtros auto-duais baseada em um operador do tipo *toggle* estendendo, assim, os resultados válidos para centros morfológicos.

A combinação do filtro proposto com a técnica de difusão anisotrópica proporcionou a obtenção de resultados ainda mais precisos na filtragem de imagens com ruído *speckle*. É importante observar que a variação da escala do elemento estruturante permite utilizar os resultados em diferentes aplicações. Enquanto determinadas escalas conduzem a uma maior homogeneização dos níveis de cinza (implicando em um RMSE menor), outras preservam de forma mais adequada os contornos das estruturas de interesse da imagem. Em suma, há uma suavização das áreas homogêneas ao mesmo tempo em que detalhes de interesse são preservados.

## Agradecimentos

Este trabalho foi financiado pelos projetos FAPESP (05/04462-2 e 07/52015-0), MCT/CNPq (472402/2007-2) e CAPES/COFECUB (592/08).

## Referências

- [1] L. E. B. Dorini and N. J. Leite. A general self-dual adaptative filtering toggle operator. In *XXI SIBGRAPI*, pages 189–195. IEEE Press, 2008.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 2001.
- [3] H.J.A.M. Heijmans. Morphological filters. In *Summer School on SP*, 1995.
- [4] H.J.A.M. Heijmans. Composing morphological filters. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6:713–723, 1997.
- [5] J.S. Lee. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2:165–168, 1980.
- [6] C. Oliver and S. Quegan. *Understanding SAR Images*. SciTech Publishing, 2004.
- [7] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(12):629–639, 1990.
- [8] J. Serra and L. Vincent. An overview of morphological filtering. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 11:47–108, 1992.
- [9] Y. Yu and S.T. Acton. Speckle reducing anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11:1260–1270, 2002.