

Realce de imagens CCD CBERS-2B com filtros multiescala ótimos ponderados

Aylton Pagamisse¹
Cledenilson M. de Souza²
Leila Maria Garcia Fonseca³
Lino Augusto Sander de Carvalho³

¹ Universidade Estadual Paulista - UNESP/FCT
Caixa Postal 957 - 19060-900 – Presidente Prudente - SP, Brasil
aylton@fct.unesp.br

² Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia - INPA
Caixa Postal 478 - 69060-001- Manaus - AM, Brasil
cledenilsonms@gmail.com

³ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
leila@dpi.inpe.br - lino@dsr.inpe.br

Abstract. A feature of images generated by CCD CBERS-2B is the blurred appearance and also they show a very intense noise stripes in almost all bands, making it difficult to obtain information and to analyze the content present in these images. Enhancement strategies using traditional high-pass filtering not only enhance the features, but also the noise present in images. In this study we sought to improve these images initially decreasing noise stripes using the Fourier transform filter and the median and then highlighting the features using high-pass filters and low-pass as weights from a multiscale decomposition. To automate the process the optimum enhancement is obtained as a linear combination of elements of the set of weights defined by the outputs of the wavelet transform using minimum squares. The method is compared with the method of Richardson-Lucy, showing that it is possible to enhance with a quality equivalent and even superior because it takes a smaller amplification of noise in the image.

Palavras-chave: restoration, enhancement, CBERS-2B ccd images, restauração, realce, imagens CCD CBERS-2B

1. Introdução

As últimas três décadas foram marcadas por avanços importantes na área de sensoriamento remoto no Brasil. Um marco dentro desse contexto foi a parceria entre os governos do Brasil e China, através do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) e a CAST (Academia Chinesa de Tecnologia Espacial). Iniciado em 1988, o programa de cooperação China-Brasil, CBERS (*China-Brazilian Earth Resources Satellite*), lançou três satélites: o satélite CBERS-1 lançado em 1999, o satélite CBERS-2 lançado em 2003 e o satélite CBERS-2B lançado em 2007. Todos estes satélites já tiveram suas operações encerradas, porém as imagens tomadas até o fim das operações continuam sendo disponibilizadas gratuitamente. Os satélites CBERS 1 e 2 possuíam os sistemas ópticos (CCD – *High Resolution Charge-Coupled Devices*, IRMSS - *Infra-Red Multispectral Scanner* e WFI - *Wide Field Imager*) e eletrônicos usados para a coleta de dados e observação da Terra. No satélite CBERS-2B o sensor IRMSS foi substituído por uma câmera de alta resolução, HRC (*High Resolution Camera*).

As imagens dos satélites de observação da Terra, em particular as imagens CCD, auxiliam no gerenciamento de recursos terrestres, monitoramento de florestas, geologia e hidrologia, além do monitoramento ambiental como um todo, o que demonstra a importância dessas imagens nas mais diversas áreas da pesquisa. No entanto alguns inconvenientes como a

presença de ruído nas imagens coletadas pela câmera CCD do satélite CBERS 2B comprometem a qualidade da imagem e precisam ser atenuados. Daí a necessidade de se pesquisar técnicas que sejam ao mesmo tempo práticas e robustas no tratamento e melhoria do aspecto visual dessas imagens. Um ruído característico marcante nessas imagens é o ruído *stripe*, que pode ser observado na figura 2.

Uma forma de obter melhoraria visual é realçando os detalhes e as bordas, que pode ser feito utilizando filtragens com filtros passa-altas. Contudo, uma característica não desejável desse tipo de realce é que pode ocorrer a amplificação do ruído existente na imagem.

Pela chamada lei de Weber, apresentada em Jain (1989), a intensidade local dos pixels afeta a sensibilidade do olho em relação à presença de ruído, isto é, o olho humano é mais sensível ao ruído em regiões escuras do que em regiões claras. Desse modo, para evitar degradações, deve-se realçar mais intensamente as regiões claras e menos intensamente as regiões escuras. Uma maneira simples de seguir essa idéia, seria ponderando os filtros passa-altas pelas médias locais da imagem.

Evidências empíricas sugerem que o sistema visual é menos sensível a ruídos em bordas ou em regiões com muitas estruturas. Este efeito é conhecido como mascaramento por estrutura conforme Olzak e Thomaz (1995). Desse modo, para melhorar o realce usando filtros passa-altas, podemos ponderar sua saída usando como pesos a saída de um filtro detector de bordas locais.

A transformada wavelet é uma ferramenta matemática que realiza uma decomposição de imagens em múltiplas resoluções e direções, oferecendo um grande ferramental no processamento de imagens. Para sua implementação discreta, são usados filtros passa-baixas e passa-altas, cujas saídas serão utilizadas como pesos para a realização do realce, conforme proposto por Nowak e Baraniuk (1998).

Nesse trabalho, uma decomposição wavelet será utilizada como ponderador, onde a parte suavizada da imagem irá realizar a primeira condição (média) e os detalhes da saída da transformada irão realizar a segunda condição (bordas). Por sua característica multiescala, a transformada wavelet tem o potencial para ser mais eficiente do que um extrator de bordas de escala fixa.

2. Análise Multiescala

A transformada wavelet aqui utilizada é uma implementação que não usa o processo de decimação e foi desenvolvida por Mallat e Zhong (1992). Esta transformada é redundante, visto que a decomposição de um sinal triplica a quantidade de dados em cada nível da transformada.

Para sua implementação são necessárias uma função suavizante ϕ e uma função wavelet ψ . A convolução com ϕ e suas dilatações fornecem versões suavizadas da imagem, enquanto que a convolução das versões suavizadas de f com ψ e suas dilatações nas direções x e y fornecem os detalhes, caracterizados como bordas em multiníveis da imagem. Os coeficientes dos filtros passa-altas e passa-baixas necessários à implementação discreta dessa transformada wavelet encontra-se no referido artigo.

Se f é uma imagem, suas versões suavizadas nas escalas 2^j são denotadas por $S_{2^j}f$, e os detalhes nas direções x e y e na escala 2^j são denotadas por $W_{2^j}^v f$ e $W_{2^j}^h f$, onde os sobrescritos v e h denotam a direção vertical e a horizontal. Note que $S_1 f = f$. A figura 1 apresenta essa decomposição de modo esquemático.

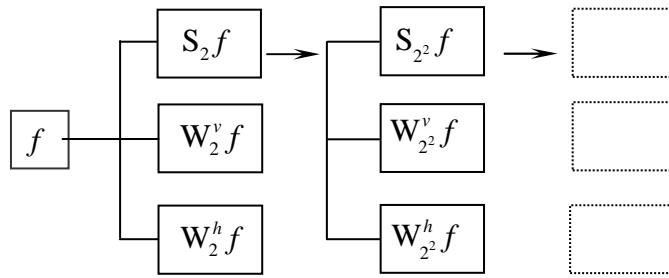


Figura 1. Decomposição do sinal bidimensional usando a transformada wavelet

3. Metodologia

Um realce de uma imagem pode ser feito somando-se à imagem original a saída de um filtro passa-altas dela própria. Seja H um filtro linear e $f(x, y)$ uma imagem, então a imagem $g = f + Hf$ é uma versão realçada de f . Esse tipo de realce costuma amplificar o ruído presente na imagem original além de apresentar resultados bastante limitados. Desse modo, a lei de Weber e o mascaramento por estrutura citados acima, sugerem uma abordagem não linear nas quais as saídas da transformada wavelet são utilizadas como ponderadores no processo de realce.

Conforme Nowak e Baraniuk (1998), dado um filtro linear L , um filtro ponderado passa-altas é definido por:

$$H_p f(x, y) = |Lf(x, y)|^p Hf(x, y), \quad p \geq 1 \quad (1)$$

onde $|Lf|^p$ é a imagem formada por elevar todo ponto $Lf(x, y)$ na imagem Lf à p -ésima potência.

A imagem $|Lf|^p$ pondera a imagem Hf ponto a ponto. Por exemplo, se o filtro L for uma média local, então $H_p f$ será proporcional à saída de uma imagem obtida ao aplicar H apenas em regiões com média local alta. Se L for um detector de bordas, então $H_p f$ será proporcional à saída de uma imagem obtida aplicando H apenas nas regiões onde as bordas foram detectadas.

Uma das limitações ao utilizar o filtro L como médias ou como extrator de bordas é que a escala é fixa. Nesse trabalho, as características de multiescala da transformada wavelet são utilizadas para ajustar de modo ótimo e automático às características da imagem.

3.1 Filtros Multiescala Ponderados Ótimos

O uso das saídas da transformada wavelet oferece muitas possibilidades dentro do contexto de ponderações. Em cada nível temos uma versão suavizada, duas passa-altas e suas potências. Isso abre um leque muito grande de possibilidades, surgindo a questão de como fazer a seleção. De modo mais geral possível, o conjunto de ponderadores é definido como:

$$T_f = \left\{ \sum_{j=1}^J \left(\sum_{p=1}^P a_{j,p} |W_{2^j}^v f|^p Hf + b_{j,p} |W_{2^j}^h f|^p Hf + \sum_{n=0}^N c_{i,j} |S_{2^j} f|^n Hf \right), \quad J \geq 1, P \geq 1, N \geq 1 \right\} \quad (2)$$

onde $\{a_{j,p}, b_{j,p}, c_{j,n}\}$ são valores a serem determinados.

Pela sua formulação, todas as imagens em T_f são realçadas por passa-altas ou possuem supressão de ruído em regiões suaves ou de baixa intensidade, além de terem sido obtidas usando filtros sintonizados a diferentes escalas e direções. Desse modo, dependendo da

imagem e do tipo de ruído, será necessário determinar a escala, potência ou direção mais adequada.

Segundo Nowak e Baraniuk (1998), idealmente o melhor filtro passa-altas ponderado deverá prover o mesmo nível de realce que um filtro passa-altas linear nas regiões de alta intensidade ou ao redor de uma borda local, enquanto reduz a amplificação do ruído em outras áreas. Como essas duas condições são conflitantes, eles sugerem encontrar uma imagem em T_f que seja a mais próxima possível à imagem Hf filtrada por um filtro linear passa-altas H .

Essa imagem será obtida ajustando os parâmetros de $\{a_{j,p}, b_{j,p}, c_{j,n}\}$. Assim, a imagem

$H_{opt}f \in T_f$ é aquela que satisfaz

$$H_{opt}f = \arg \min_{H_w f \in T_f} \|H_w f - Hf\|_F^2 \quad (3)$$

O filtro H_{opt} é único. Para seu cálculo sejam:

$$d_{j,p}^v = \text{vec} \left(|W_{2^j}^v|^p Hf \right),$$

$$d_{j,p}^h = \text{vec} \left(|W_{2^j}^h|^p Hf \right),$$

$$s_{j,p} = \text{vec} \left(|S_{2^j}|^p Hf \right),$$

$$h = \text{vec} (Hf)$$

onde vec é o operador que transforma a matriz em um vetor coluna. Desse modo, a equação (3) pode ser reescrita como

$$H_{opt} = \arg \min_{H_w f \in T_f} \left\| \sum_{j=1}^J \left(\sum_{p=1}^P a_{j,p} d_{j,p}^v + b_{j,p} d_{j,p}^h + \sum_{n=0}^N c_{i,j} s_{j,n} \right) - h \right\|_2^2. \quad (4)$$

Definindo a matriz

$$X = \left[d_{1,1}^v, \dots, d_{J,P}^v, d_{1,1}^h, \dots, d_{J,P}^h, s_{1,1}, \dots, s_{J,N} \right]$$

e o vetor de parâmetros

$$\gamma = \left[a_{1,1}, \dots, a_{J,P}, b_{1,1}, \dots, b_{J,P}, c_{1,1}, \dots, c_{J,N} \right]$$

os parâmetros ótimos são dados por

$$\gamma_{opt} = \arg \min_{\gamma \in \mathbb{R}^{2JP+N}} \|X\gamma - h\|_2^2 = (X^T X)^{-1} X^T h \quad (5)$$

e portanto, na forma vetorizada,

$$H_{opt} = X \gamma_{opt} \quad (6)$$

O filtro passa-altas H utilizado nesse trabalho é:

$$H = 0,5 \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

4. Realce de Imagens CBERS CCD

As imagens do sensor CCD do satélite CBERS 2B são fortemente contaminadas pelo ruído *stripe*. O problema da presença dos *stripes* geralmente ocorre devido à má calibração ou falha de detectores (Showengerdt, 2008; Gouvêa et al, 2007). Este tipo de ruído não só afeta a qualidade e o potencial de interpretação da imagem assim como compromete o processamento das imagens. Desta forma, antes de aplicar a técnica de realce descrita acima é necessário

diminuir esse ruído, caso contrário, os resultados obtidos também estarão fortemente contaminados pelo ruído *stripe*.

Neste trabalho, além da transformada de Fourier, foi aplicado um filtro da mediana direcional. Este filtro se mostrou o de melhor resultado para o sensor CCD. (Carvalho, 2010). Inicialmente foi escolhida uma imagem do sensor CCD CBERS – 2B da data de 22/08/2008. A área de estudo deste trabalho é uma área do Reservatório de Ibitinga, no Estado de São Paulo, situado no médio Tietê. O motivo da escolha desta área foi sua grande variabilidade de alvos além de ter uma grande porção de água, onde a presença dos *stripes* é marcante.

Uma vez que a orientação do ruído de listras é na direção vertical, a máscara do filtro da mediana teve como entrada pesos apenas na direção horizontal com o tamanho de janela 1x7 para as bandas 1e 3 e tamanho 1x3 para a banda 4. O Filtro de Fourier obteve um melhor resultado na banda 2. Para a sua aplicação, identifica-se inicialmente a posição dos picos na transformada de Fourier de cada uma das bandas. Uma vez identificados, são zerados e em seguida é feita uma média local, suavizando estes valores. Após a suavização é realizada a transformada inversa, gerando a imagem corrigida.

Após a correção, a técnica de wavelet descrita acima é aplicada e como forma de comparação ao método proposto, foi também aplicado o método de restauração Richardson-Lucy (RL), Richardson (1972) e Lucy (1974). O filtro RL foi aplicado utilizando os parâmetros ideais encontrados em Carvalho, 2010.

4.1 Análise dos Resultados

A figura 2 (esquerda) demonstra a presença do ruído *stripe* usando como exemplo a banda 3, e o resultado obtido pela filtragem usando as meridianas direcionais e a transformada de Fourier, na composição colorida R3G4B2. Na etapa de filtragem do ruído *stripe*, nem todo ruído foi retirado, pois estaríamos correndo o risco de perder informações com a suavização decorrente desse processo. Buscou-se um compromisso entre eliminação do ruído e manutenção da informação.

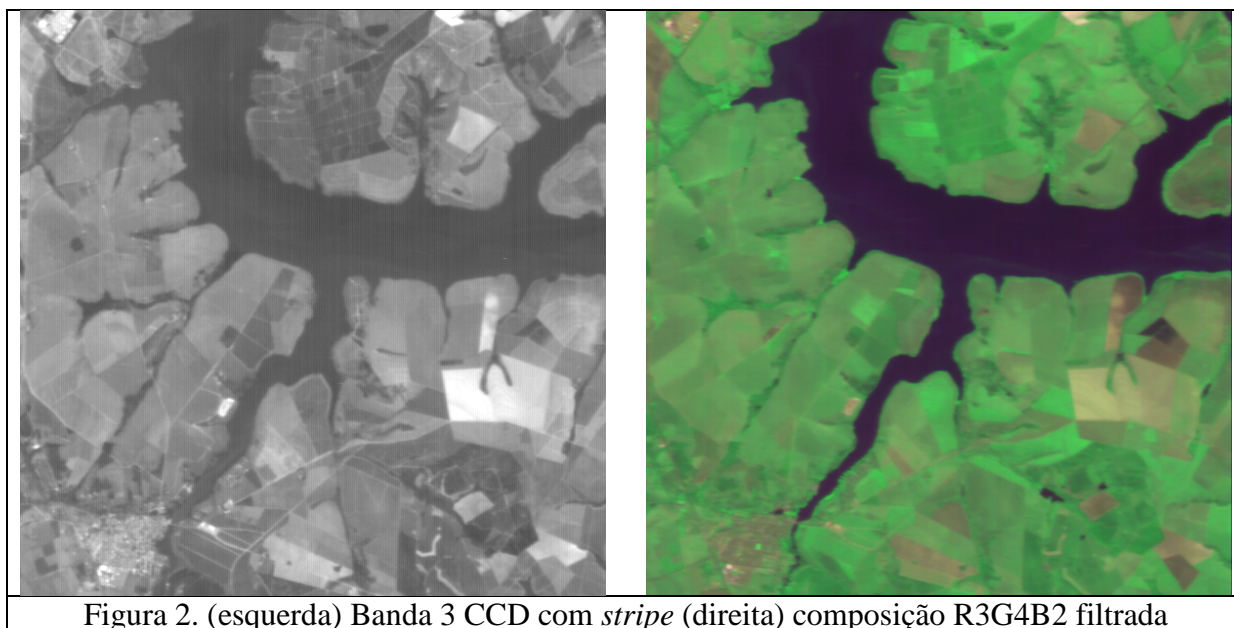


Figura 2. (esquerda) Banda 3 CCD com *stripe* (direita) composição R3G4B2 filtrada

Uma vez retirado o ruído, foram aplicados o procedimento wavelet assim como a restauração RL. A figura 3 demonstra o procedimento aplicado. A imagem restaurada e realçada apresentada à direita foi obtida usando 2 níveis da transformada wavelet. Os valores obtidos para o γ_{opt} de cada banda estão na tabela 1.

Tabela1. Valores obtidos para γ_{opt} da imagem apresentada na figura 3 (direita)

| | $S_2 f$ | $ W_2^v f $ | $ W_2^h f $ | $S_{2^2} f$ | $ W_{2^2}^v f $ | $ W_{2^2}^h f $ |
|---------|----------|-------------|-------------|-------------|-----------------|-----------------|
| Banda 3 | -0.01574 | -0.00632 | -0.04651 | 0.02928 | 0.00453 | 0.02577 |
| Banda 4 | -0.00825 | 0.00339 | -0.01037 | 0.01709 | 0.00726 | 0.02343 |
| Banda 2 | -0.00335 | 0.00657 | -0.04311 | 0.02003 | -0.01065 | 0.00194 |

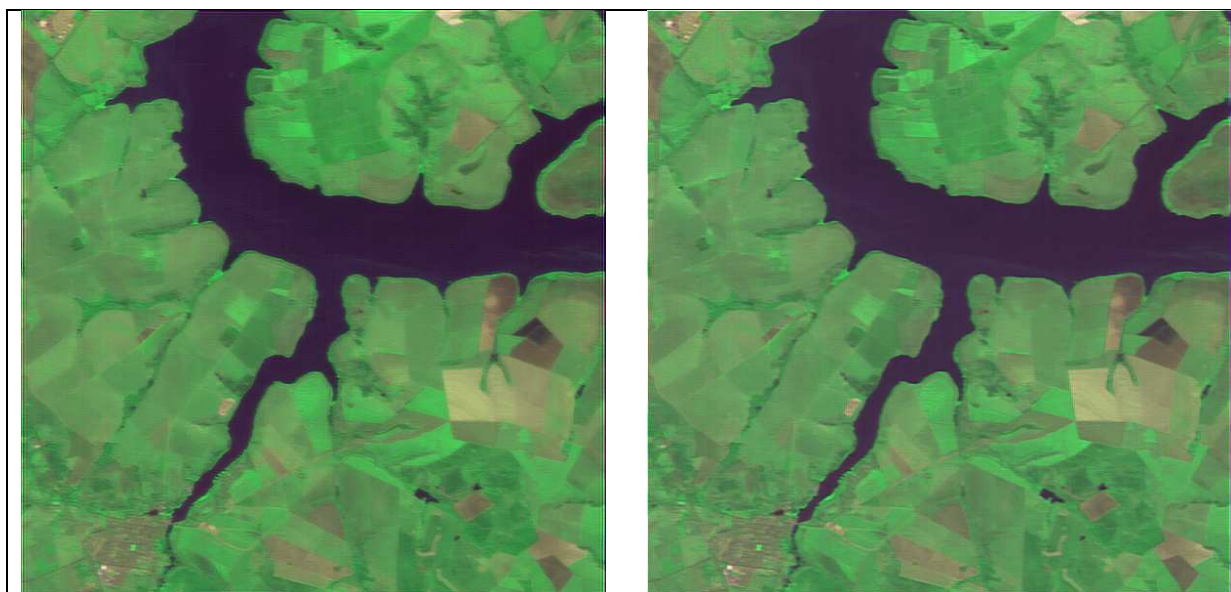


Figura 3. Esquerda – Restauração Richardson-Lucy. Direita: Método proposto

Numa análise visual, a diferença entre a imagem original colorida apresentada na figura 2 e a imagem da figura 3 (direita) obtida pelo método, é nítida. Podemos notar a riqueza de detalhes como um todo, principalmente no realce de bordas, sem o surgimento de artefatos nem o realce de ruídos.

Apesar do uso da minimização automatizar a obtenção dos resultados, ainda assim, em função da enorme abrangência do conjunto ponderador, existe a necessidade de fixar alguns parâmetros como, por exemplo, o nível da transformada wavelet. Além disso, qualquer subconjunto do conjunto ponderador também poderia ser utilizado, abrindo um enorme leque de possibilidades que o usuário deverá testar e adaptar conforme as necessidades do problema.

Nas imagens da figura 4 são mostrados detalhes de uma região com água e solo nos quais pode ser visto que o método Richardson-Lucy amplifica os ruídos, enquanto que o método aqui apresentado não tem essa característica tão acentuada.

Quantitativamente, podemos observar pela tabela 2 que as médias de cada banda, comparadas com as médias das bandas da imagem original são minimamente alteradas, enquanto que os valores restantes, em função do realce, acabam sofrendo um pouco de alteração, mas dentro do esperado.

5. Conclusões

O algoritmo desenvolvido demonstrou sua eficiência ao ser comparado com o algoritmo Richardson-Lucy, o qual é bastante utilizado em função de suas qualidades, além disso, sua implementação é simples e rápida. As imagens restauradas apresentaram uma expressiva melhora visual sem a ampliação do ruído.

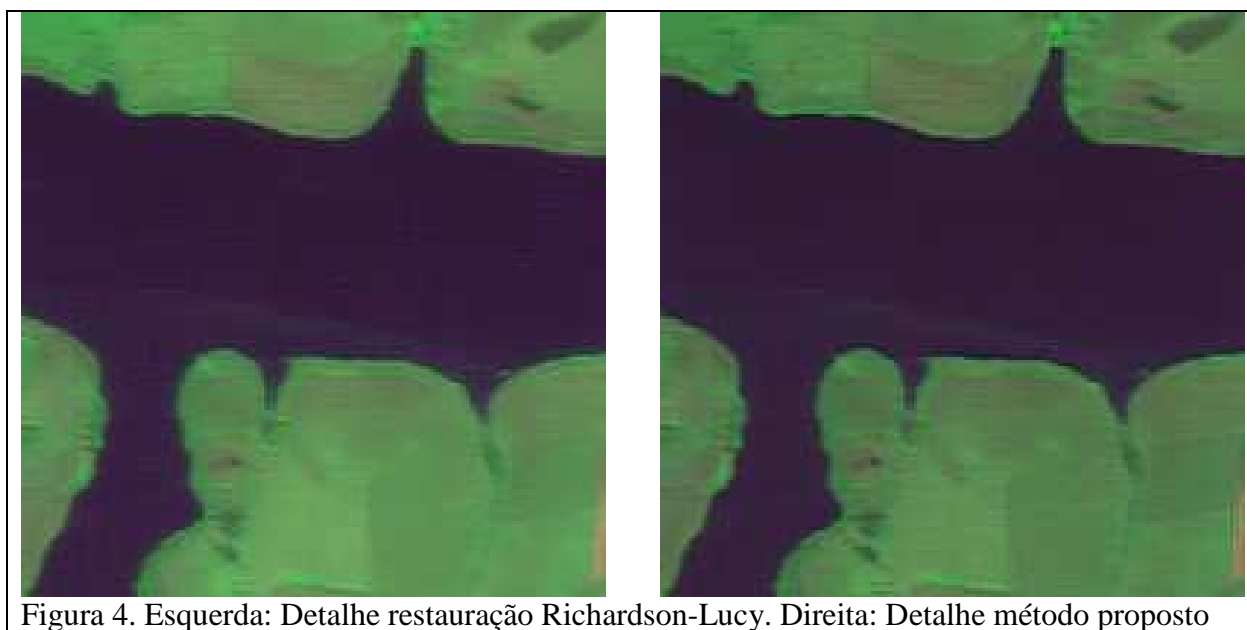


Figura 4. Esquerda: Detalhe restauração Richardson-Lucy. Direita: Detalhe método proposto

Tabela 2. Estatísticas das imagens das figuras 2 e 3.

| Original | Banda | Min | Max | Média | Desvio Padrão |
|-----------------|-------|-----|-----|-------|---------------|
| | 2 | 36 | 164 | 62,02 | 14,57 |
| R-L | 4 | 11 | 153 | 90,72 | 29,57 |
| | 3 | 41 | 125 | 58,99 | 7,02 |
| R-L | Banda | Min | Max | Média | Desvio Padrão |
| | 2 | 34 | 199 | 61,97 | 14,82 |
| Ponderada Ótima | 4 | 15 | 170 | 90,66 | 30,08 |
| | 3 | 39 | 147 | 58,96 | 7,23 |
| Ponderada Ótima | Banda | Min | Max | Média | Desvio Padrão |
| | 2 | 13 | 255 | 62,67 | 18,13 |
| Ótima | 4 | 0 | 255 | 91,55 | 32,59 |
| | 3 | 33 | 255 | 59,70 | 12,05 |

Referências Bibliográficas

Carvalho, L. A. S. **Geração e avaliação de produtos híbridos CBERS-2B para a identificação de fragmentos de vegetação arbórea.** 2010. 163 p. (INPE-16724-TDI/1662). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/04.26.14.17>>.

Gouvêa É. J. C. **Calibração radiométrica relativa da câmara CCD dos satélites CBERS-2 e CBERS-2B.** 2008. 103 p. (INPE-15270-TDI/1347). Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2008. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/03.17.18.30>>. Acesso em: 15.out. 2010.

Jain, A. K., **Fundamentals of Digital Image Processing**, Prentice Hall, 1989.

Lucy, B. L. An iterative technique for the rectification of observed images. **The Astronomical Journal**, v. 79, n.6, p. 745–754, 1974.

Mallat, S., Zhong, S. Characterization of signals from multiscale edges. **IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Inteligency**, vol. 14, no. 7, 1992

Nowak, R. D., Baraniuk R. G., Adaptive weighted highpass filters using multiscale analysis. **IEEE Transactions on Image Processing**, V. 7, n. 7, p. 1068 – 1074, 1998.

Olzak, L. A., Thomas, J. P. Seeing spatial patterns, in **Handbook of Perception and Human Performance**, K.R. Boff, L. Kaufman, and J.P. Thomas, eds., cap. 7, New York: John Wiley and Sons, 1986. pp. 963-966, 1995

Richardson, W. H. Bayesian-based iterative method of image restoration. **Journal of the Optical Society of America**, v. 62, n. 1, p. 55–59, 1972.

Schowengerdt, R. A. **Remote Sensing: models and methods for image processing**. San Diego: Academic Press, 1997, 522 p.