

Ajuste dos parâmetros do algoritmo de restauração de imagens da câmera CBERS-2 CCD por meio de técnicas de Mineração de Dados

Érica Josiane Coelho Gouvêa
Leila Maria Garcia Fonseca
Rafael Duarte Coelho dos Santos

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{erica, leila}@dpi.inpe.br
rafael.santos@lac.inpe.br

Abstract. This work presents a technique to estimate the parameters of the restoration filter more suitable for correction on CBERS-2 CCD images through data mining techniques.

Palavras-chave: remote sensing, data mining, restoration, sensoriamento remoto, mineração de dados, restauração.

1. Introdução

Restauração de imagens é uma técnica de processamento que visa à reconstrução ou recuperação de uma imagem que foi degradada utilizando um conhecimento *a priori* do fenômeno de degradação. A idéia é, através da modelagem da degradação, aplicar o processo inverso para obter uma aproximação da imagem original (Gonzalez, 2001).

O estudo de técnicas de restauração de imagens começou nos anos 50, época em que as imagens capturadas nas missões espaciais eram sujeitas à muitas degradações, tais como o borramento dos detalhes, listras, manchas na imagem, e outras. Em grande parte dos casos, essas degradações são dependentes do sistema sensor que gera a imagem (Papa, 2005). Uma característica das imagens da câmara CCD do satélite CBERS-2 é a aparência borrada devido à degradação da Função de Transferência de Modulação (FTM) do sensor (Souza, 2005). A **Figura 1** mostra uma composição colorida original (R4G3B2) da imagem CBERS-2 CCD e o resultado de sua restauração pelo método do Filtro Inverso Modificado (FIM) (Fonseca et al., 1993).

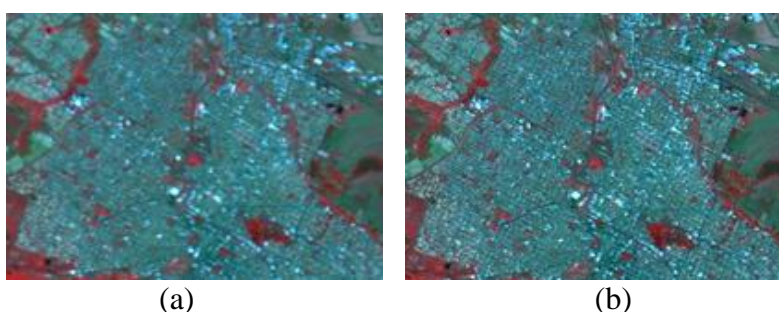


Figura 1: CBERS2/CCD - Ribeirão Preto (a) Imagem Original, (b) Imagem Restaurada.

A técnica do FIM define um filtro digital para cada banda do sensor e que por sua vez depende de parâmetros que são definidos a partir da resolução espacial efetiva do sensor. Quando as especificações da FTM são atendidas, a resolução espacial efetiva é, aproximadamente, igual a 1,5 vezes a resolução espacial nominal do sensor. Um parâmetro usado para medir a resolução efetiva de sensores é o EIFOV (*Effective Instantaneous Field of View*). A **Tabela 1** mostra os valores da resolução espacial nominal e efetiva (EIFOV) dos sensores Landsat ETM+ , SPOT-3 HRV e CBERS-2 CCD. Pode-se observar que, os valores de EIFOV do sensor CBERS-2 CCD na direção *across-track* (direção x) são bem superiores a 30 metros (1,5 x 20 metros). Ou seja, as imagens CBERS-2 CCD aparecem com aspecto

borrado devido ao fato da resolução espacial estar fora de especificação. O fato dos valores de EIFOV serem muito altos dificulta a recuperação das imagens degradadas pelo método do FIM. Neste caso, a restauração de imagens CBERS-2 CCD a partir de filtros FIM definidos pelos valores EIFOV na **Tabela 1**, podem produzir imagens ruidosas. Uma forma de contornar este problema é redefinir os parâmetros dos filtros de restauração a partir de outros valores de EIFOV que não introduzam ruído nas imagens restauradas.

Portanto, o objetivo desse trabalho é identificar, através de técnicas de mineração de dados, os parâmetros do filtro de restauração mais adequados para correção das imagens CBERS-2 CCD.

Tabela 1- Valores da resolução espacial nominal e efetiva (EIFOV) dos sensores Landsat-5 TM, SPOT-3 e CBERS-2 CCD.

Bands	CBERS Bands (μm)	CBERS2(cross and along-track)	SPOT-3 (cross and along-track)	TM-5 (cross and along-track)
B1	0.45 – 0.52	61.0 36.0		41.6 45.4
B2	0.52 – 0.59	59.0 35.0	26.59 28.1	41.6 45.4
B3	0.63 – 0.69	58.0 43.0	28.48 29.95	41.6 45.4
B4	0.77 – 0.89	63.0 37.0	33.51 30.93	41.6 45.4
B5	0.51-0.73	60.0 48.0		

2. Descrição do Problema

Para o projeto do filtro de restauração deve-se conhecer o comportamento da resposta do sensor, que é descrito pela Função de Transferência de Modulação (FTM), no domínio da frequência espacial ou pela Função de Espalhamento Pontual (FEP) no domínio espacial.

Um modo de avaliar a FTM de um sistema é através de um parâmetro de dimensão espacial conhecido como EIFOV (*Effective Instantaneous Field of View*), como mostra a **Figura 2**. Por definição, o EIFOV equivale ao inverso do dobro da frequência espacial, expressa pela equação:

$$EIFOV = \frac{1}{2 \cdot fc} \cdot PIXEL \quad (1)$$

onde, fc é a frequência espacial em que a FTM é igual a 0,5 e PIXEL é o tamanho do pixel em metros.

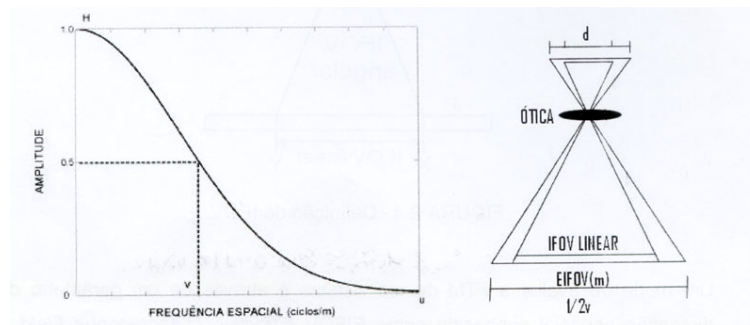


Figura 2: Definição de EIFOV; d é a dimensão do detector.
Fonte: Fonseca (1988).

Dada à função de degradação do sistema sensor, modelada pela FTM, a técnica mais simples de restauração é a técnica do filtro inverso:

$$R = \frac{1}{H} \quad (2)$$

onde, H e R é a função de transferência do sistema e o filtro de restauração, respectivamente.

O filtro Inverso é instável, pois nas frequências altas onde a resposta do sensor, H , tem valores próximos de zero, o filtro de restauração, R , tem valores tendendo ao infinito. Neste caso, o filtro não pode ser projetado na prática. O método do Filtro Inverso Modificado (FIM) é uma solução para este tipo de problema (Fonseca, 1988). A idéia do método FIM é escolher uma resposta desejada, D , como a resposta do sensor, que deve ter um comportamento bem melhor do que a função H . Desta forma, o filtro R pode ser estimado por:

$$R = \frac{D}{H} \quad (3)$$

Fonseca et al. (1993) e Boggione e Fonseca (2003) projetaram, para o Landsat TM e ETM+, filtros de restauração baseados nas técnicas de FIM, filtros FIR (*Finite Impulse Response*) e teoria de filtros em múltiplas taxas de amostragem. O principal parâmetro de entrada deste filtro é o EIFOV do sensor.

3. Metodologia

Para este trabalho foram utilizadas três imagens CBERS-2 CCD: Batatais, Goiânia e Rio de Janeiro, adquiridas em 15/08/2005, 04/09/2005 e 10/07/2004, respectivamente. Estas imagens foram escolhidas por cobrirem alvos urbanos e de agricultura, nas quais são fáceis de visualizar o efeito de borramento e restauração, por conterem informações de detalhes (bordas e variações abruptas de níveis de cinza). As imagens foram coletadas, gratuitamente, do catálogo da estação CBERS (www.dgi.inpe.br). A imagem de Goiânia cobre, principalmente, áreas urbanas enquanto a imagem de Batatais cobre áreas de agricultura. A imagem do Rio de Janeiro cobre área urbana e água.

O objetivo é testar os resultados da restauração para diferentes valores de parâmetros e selecionar aqueles que resultem em imagens restauradas de qualidade (baixo nível de ruído e realce adequado). As imagens são restauradas através da técnica do FIM, tendo como variáveis os seguintes parâmetros: EIFOV_x, EIFOV_y, T_x e T_y (tamanho do filtro), onde x e y denotam a direção *across*- e *along-track*, respectivamente (Fonseca et al., 1993). As faixas de valores selecionados são mostradas na **Tabela 2**. Os valores de EIFOV na direção y , para as bandas 2, 3 e 4, são os mesmos os da **Tabela 1** e não foram variados por não serem tão críticos. Já os valores na direção x foram variados, tendo como valor máximo os valores indicados na **Tabela 1**.

Tabela 2: Faixa de valores dos parâmetros.

Bandas	EIFOV X	EIFOV Y	T_x = T_y
B2	35 – 59	35	9 - 15
B3	35 – 58	43	9 - 15
B4	35 - 63	37	9 - 15

Os parâmetros dos filtros de restauração, para cada banda, são aqueles para os quais a imagem restaurada é similar a um padrão de qualidade satisfatório. O esquema de avaliação da imagem restaurada é ilustrado na **Figura 3**.

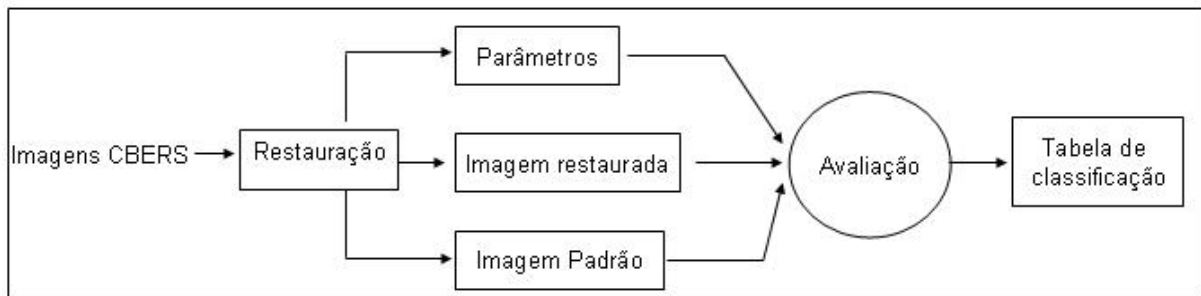


Figura 3: Esquema de avaliação da imagem restaurada para escolha dos parâmetros do filtro de restauração mais adequado.

Três imagens padrão foram produzidas através da restauração das três imagens testes pela técnica de Richardson-Lucy Modificado (Souza, 2005). As imagens são avaliadas através da medida de qualidade IQI (Image Quality Index) proposto por Wang (2002).

O IQI é definido por:

$$IQI = \frac{\sigma_{x,y}}{\sigma_x \sigma_y} * \frac{2\bar{x} \cdot \bar{y}}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)} * \frac{2\sigma_x \sigma_y}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \quad (4)$$

A primeira componente da equação mede a correlação entre as imagens x e y, a segunda mede a variação de brilho entre x e y e a última componente mede a similaridade de contraste entre as imagens.

O algoritmo de mineração de dados, usado para selecionar os parâmetros dos filtros de restauração, é o da árvore de decisão, implementado no software *Weka* (Witten et al, 2000). Este algoritmo é um meio eficiente de construir classificadores que predizem classes baseadas nos valores dos parâmetros de um conjunto de dados. As árvores de decisão consistem de nodos que representam os atributos; de arcos, provenientes destes nodos e que recebem os valores possíveis para estes atributos; e de nodos folha, que representam as diferentes classes de um conjunto de treinamento (Ingargiola, 1996). Classificação, neste caso, é a construção de uma estrutura de árvore, que pode ser usada para classificar corretamente todos os objetos do conjunto de dados da entrada (Brazdil, 1999).

Para cada par de imagens, restaurada e padrão, associa-se um valor de IQI que indica a qualidade da restauração. Após uma análise visual dessas imagens, as medidas de IQI são classificadas, como mostra a **Tabela 3**:

Tabela 3: Classificação dos valores de IQI.

Classificação	Valores do IQI
Excelente	$\geq 0,98$
Muito Bom	$\geq 0,96$ e $< 0,98$

Bom	$\geq 0,92$ e $< 0,96$
Ruim	$\geq 0,9$ e $< 0,92$
Muito Ruim	$< 0,90$

4. Resultados

As tarefas de análise de identificação dos parâmetros, que mais contribuem para a discriminação das classes identificadas na **Tabela 3**, e determinação das regras de decisão são realizadas por meio de árvores de decisão. Este classificador estrutural assume que as classes são pré-definidas e define as regras que as identificam.

Os parâmetros a serem analisados são: EIFOVx e Tx=Ty. A medida IQI é usada como critério de qualidade.

Para facilitar a análise, o conjunto de dados foi dividido em três grupos: Banda 2, Banda 3 e Banda 4. Para a região de Batatais e Goiânia, tanto para as bandas 2, 3 e 4, o algoritmo J4.8¹ foi executado com os parâmetros *weka.classifiers.trees. J48 - C 0.25 - M 5*, com a tentativa de criar árvores podadas com ao menos cinco instâncias em cada galho. E para a região do Rio de Janeiro os parâmetros referente à banda 2 foram *weka.classifiers.trees. J48 - C 0.25 - M 5*, com ao menos cinco instâncias em cada galho e para as bandas 3 e 4, os parâmetros utilizados foram *weka.classifiers.trees. J48 - R -N3 - Q1 - M 2*.

A **Tabelas 4** apresenta um exemplo da árvore de decisão gerada para a imagem de Batatais.

Tabela 4: Árvore de decisão para a região de Batatais referente às três bandas

Banda 2	Banda 3	Banda 4
weka.classifiers.trees. J48 -C 0.25-M 5 J48 pruned tree	weka.classifiers.trees. J48-C 0.25-M 5 J48 pruned tree	weka.classifiers.trees. J48-C 0.25-M 5 J48 pruned tree
-----	-----	-----
EIFOV X <= 43 EIFOV X <= 37 TX = TY <= 11: Excelente (9.0) TX=TY>11: Muito_Bom (12.0/2.0) EIFOV X>37: Muito_Bom (42.0/2.0)	EIFOV X <= 47 EIFOV X <= 41 TX = TY <= 11 EIFOV X <= 36: Muito_Bom (6.0) EIFOV X > 36: Bom (15.0/2.0) TX = TY > 11: Bom (28.0) EIFOV X > 41 TX = TY <= 11: Bom (18.0) TX = TY > 11: Ruim (24.0/4.0)	EIFOV X <= 50 EIFOV X <= 44: Excelente (46.0) EIFOV X>44: Muito_Bom (30.0/8.0) EIFOV X > 50 EIFOV X <= 58 EIFOV X <= 53 TX=TY<=12: Muito_Bom (7.0/2.0) TX = TY > 12: Bom (6.0/1.0) EIFOV X > 53: Bom (22.0/1.0) EIFOV X > 58 EIFOV X <= 60: Ruim (10.0/4.0) EIFOV X > 60 EIFOV X <= 61: Ruim (5.0/1.0) EIFOV X > 61 TX = TY <= 11: Ruim (5.0/2.0) TX = TY > 11: Muito_Ruim (5.0)
EIFOV X > 43 EIFOV X <= 51 EIFOV X <= 46 TX=TY<=11: Muito_Bom (9.0/2.0) TX = TY > 11: Bom (12.0) EIFOV X > 46: Bom (35.0) EIFOV X > 51 EIFOV X <= 56 TX = TY <= 11: Bom (15.0/2.0) TX = TY > 11: Ruim (20.0/2.0) EIFOV X > 56 TX = TY <= 11: Ruim (9.0/3.0) TX=TY>11:Muito_Ruim(12.0/2.0)	EIFOV X > 47 TX = TY <= 11 EIFOV X <= 53 TX = TY <= 9: Bom (6.0/1.0) TX = TY > 9: Ruim (12.0) EIFOV X > 53 TX = TY <= 9: Ruim (5.0/2.0) TX = TY > 9: Muito_Ruim (10.0) TX=TY > 11: Muito_Ruim (44.0/4.0)	Classificados Corretamente 166 81.7734 % Classificados Incorretamente 37 18.2266 %
Classificados Corretamente 153 87.4286 % Classificados Incorretamente 22 12.5714 %	Classificados Corretamente 141 83.9286 % Classificados Incorretamente 27 16.0714 %	==== Matriz de Confusão ==== a b c d e <- classificado como 73 7 0 0 0 a = Excelente 4 34 3 0 0 b = Muito_Bom 0 5 39 5 0 c = Bom 0 0 3 11 7 d = Ruim 0 0 0 3 9 e = Muito_Ruim
==== Matriz de Confusão ==== a b c d e <- classificado como 9 4 0 0 0 a = Excelente 0 54 3 0 0 b = Muito_Bom 0 3 60 2 0 c = Bom 0 0 2 23 3 d = Ruim 0 0 0 5 7 e = Muito_Ruim	==== Matriz de Confusão ==== a b c d <- classificado como 6 2 0 0 a = Muito_Bom 4 57 7 0 b = Bom 0 5 28 7 c = Ruim 0 0 2 50 d = Muito_Ruim	

¹ J4.8: Algoritmo de árvore de decisão, implementado no software Weka, maiores informações em : <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

A árvore de decisão mostrada na tabela acima mostra, de uma forma geral, que para valores menores de EIFOV, a imagem é classificada como Excelente ou Muito Boa e para filtros menores a qualidade da imagem restaurada tende a melhorar, considerando as faixas de valores definidas na **Tabela 2**.

De uma forma resumida as **Tabelas 5, 6 e 7** apresentam os valores dos parâmetros para os quais resultaram na melhor qualidade da restauração, para cada região.

Tabela 5: Resultado da Árvore de Decisão para a região de Batatais

Batatais	EIFOV X	EIFOV Y	Tx = Ty	Imagem
Banda 2	de 35 a <= 37	35	<= 11	Excelente
Banda 3	de 35 a <= 36	43	<= 11	Muito Bom
Banda 4	de 35 a <= 44	37	de 9 a <=15	Excelente

Tabela 6: Resultado da Árvore de Decisão para a região de Goiânia

Goiânia	EIFOV X	EIFOV Y	Tx = Ty	Imagem
Banda 2	de 35 a <= 46	35	de 9 a <=15	Muito Bom
Banda 3	de 35 a <= 39	43	<= 13	Muito Bom
Banda 4	de 35 a <= 40	37	<= 13	Excelente

Tabela 7: Resultado da Árvore de Decisão para a região do Rio de Janeiro

Rio de Janeiro	EIFOV X	EIFOV Y	Tx = Ty	Imagem
Banda 2	de 35 a <= 49	35	<= 11	Muito Bom
Banda 3	de 35 a <= 43	43	<= 11	Muito Bom
Banda 4	de 35 a <= 54	37	<= 11	Excelente

Tendo em vista os resultados das **Tabelas 5-7**, algumas imagens foram restauradas usando os parâmetros EIFOX= 40, Tx=Ty=11 (para todas as bandas) e os valores EIFOVy = 35, 43 e 37 para as bandas 2, 3 e 4, respectivamente. As **Figuras 4, 5 e 6** mostram detalhes das imagens de testes restauradas e comparadas às imagens originais.

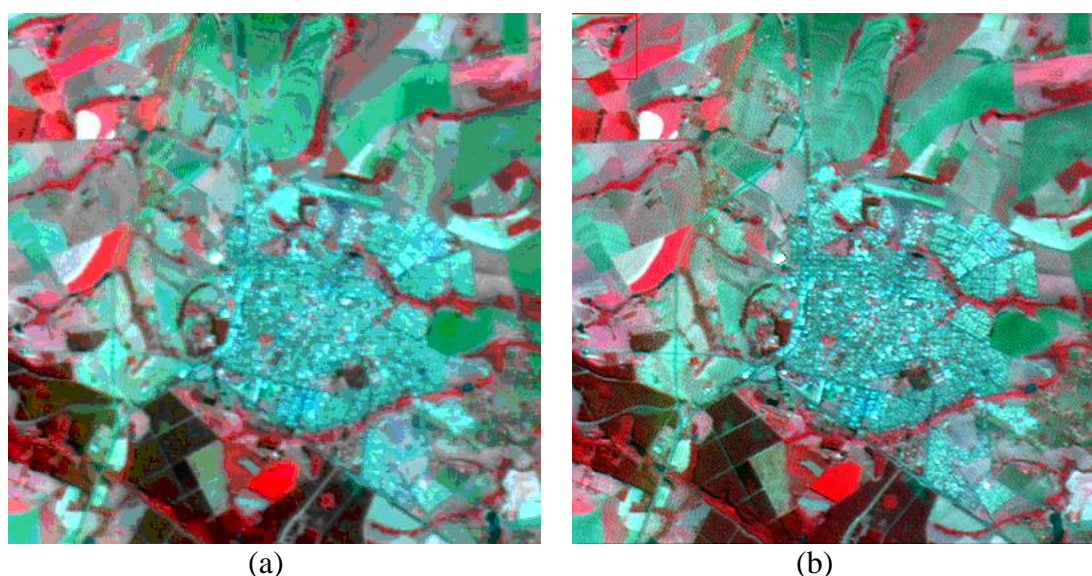
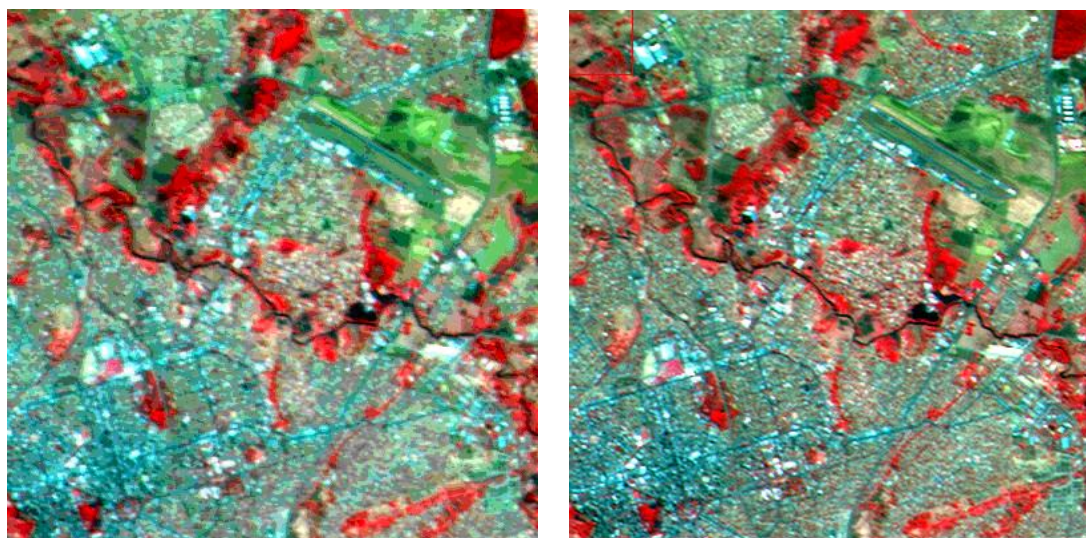
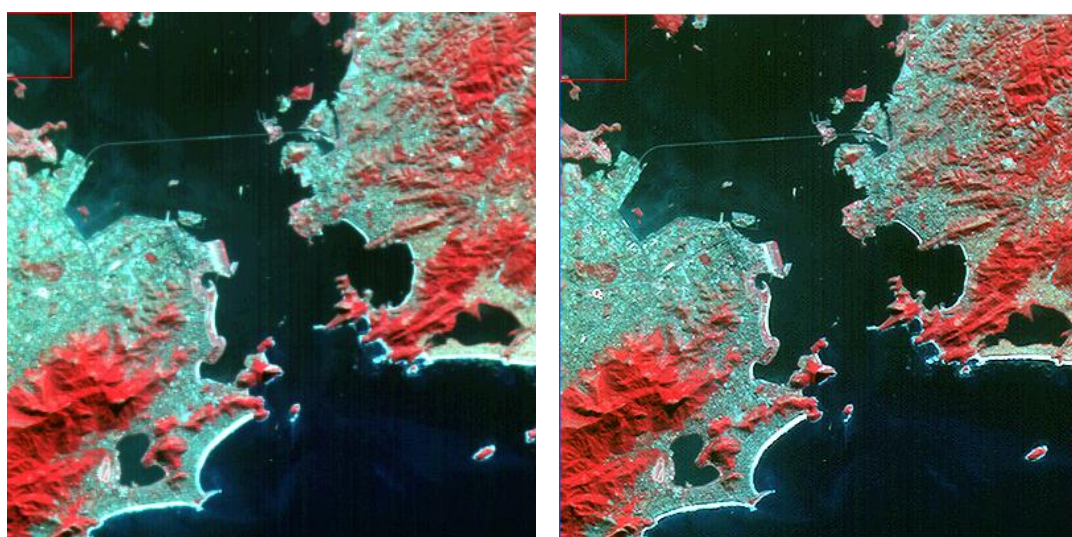


Figura 4: Imagem de Batatais (R4G3B2) (a) original e (b) restaurada



(a) (b)
Figura 5: Imagem de Goiânia (R4G3B2) (a) original e (b) restaurada



(a) (b)
Figura 6: Imagem do Rio de Janeiro (R4G3B2) (a) original e (b) restaurada

5. Conclusões

Restauração de imagens é um procedimento importante na melhoria da qualidade das imagens. Este trabalho faz um estudo para seleção de parâmetros dos filtros de restauração FIM de imagens CBERS-2 CCD, considerando o fato da função de transferência de modulação do sensor CCD estar fora das especificações de projeto. O algoritmo de restauração FIM está implementado no aplicativo RESTAU (http://www.dpi.inpe.br/leila/restor_software.html).

Referências

- Brazdil, P. **Construção de Modelos de Decisão a partir de Dados**. 1999. Disponível em < <http://www.ncc.up.pt/~pbrazdil/Ensino/ML/DecTrees.html> >
- Boggione, G. A. **Restauração de imagens do satélite Landsat-7**. 2003. 160 p. (INPE-10462-TDI/929). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2003.

Boggione, G.A.; Fonseca, L.M.G. Restoration of Landsat-7 Images. **International Symposium on Remote Sensing of Environmental (ISRSE)**, Nov. 2003, Honolulu. Hawai.

Fonseca, L. M. G. **Restauração e interpolação de imagens do satélite Landsat por meio de técnicas de projeto de filtros FIR**. 1988. 148 p. (INPE-6628-TAE/30). Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Instituto Tecnológico da Aeronáutica, São José dos Campos. 1988.

Fonseca, L. M. G.; Prasad, G. S. S. D.; Mascarenhas, N. D. A. Combined interpolation-restoration of landsat images through fir filter design techniques. **International Journal Of Remote Sensing**, v. 14, n. 13, p. 2547-2561, Jan. 1993.

Gonzalez R. C., Woods, R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Editora Edgard Blücher, 2000. 509 p.

Ingargiola, G. **Building Classification Models: ID3 and C4.5**. 1996. Disponível em < <http://www.cis.temple.edu/~ingargio/cis587/readings/id3-c45.html> >

Mondrian - **Interactive Statistical Data Visualization in JAVA**. Disponível em: < <http://www.theusrus.de/Mondrian/index.html> >

Papa, J. P. **Restauração das imagens do satélite CBERS-1 utilizando POCS**. 2005. 81p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Universidade Federal de São Carlos, São Carlos. 2005.

Papa, J. P.; Mascarenhas, N. D. A.; Fonseca, L. M. G. Uma comparação entre algoritmos de projeção para restauração de imagens do satélite CBERS-1. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São Carlos: UFSCAR, 2005. Artigos, p.1045-1052.

Programa CBERS. Disponível em < <http://www.cbbers.inpe.br> > acesso em: 5 jun. 2006.

Souza, P. E. U. Restauração de imagens CCD/CBERS-2 pelo método de Richardson-Lucy modificado. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 1107-1114.

Witten, I.H; Frank, B. **Data Mining – Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations**, Morgan Kaufmann Publishers, 2000.

Weka 3 – **Data Mining with open source machine learning software in Java**. The University of Waikato. Disponível em < <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> >.