

## Super-resolução de imagens CBERS 2

Miguel Archanjo Bacellar Goes Telles Junior<sup>1,2,3</sup>  
Antônio Nuno de Castro Santa Rosa<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidade de Brasília –IG/UnB  
Campus Universitário Darcy Ribeiro – ICC Sul – 70910-000 – Brasília-DF, Brasil  
{archanjo,nunos}@unb.br

<sup>2</sup> Centro de Ensino Universitário de Brasília – FAET/UniCEUB  
SEPN 707/907 – Campus do UniCEUB – 70790-075 - Brasília-DF, Brasil  
miguel045243@ceub.br

<sup>3</sup> Ministério da Defesa – Comando do Exército – Comando de Operações Terrestres – Divisão  
de Imagens e Informações Geográficas  
QG Ex bloco H – 1º piso –SMU – 70630-901 – Brasília – DF, Brasil  
miguel@coter.eb.mil.br

**Abstract.** The objective of this research is to present the results and analysis of our research in image super-resolution on CBERS 2 CCD images. The goal of super-resolution is produce a high resolution image from a set of low resolution images. The resulting high resolution image has spatial resolution of 10 meters To achieve this we use a modified POCS super-resolution method. The resulting images are subsampled to the original CBERS 2 spatial resolution and compared with the original ones. The statistical analysis showed good results regarding to the used method in the study case considered in this paper.

**Palavras-chave:** remote sensing, image processing, CBERS 2, super-resolution, *sinc* interpolation, POCS, sensoriamento remoto, processamento de imagens, super-resolução, interpolador *sinc*.

### 1. Introdução

O objetivo desta pesquisa é apresentar a super-resolução de imagem do satélite China Brazil Earth Resources Satellite - CBERS 2. Em inúmeros problemas reais são necessárias imagens com uma melhor resolução espacial, entre eles temos: imagens de sensoriamento remoto, imagens médicas, imagens forenses, e problemas de visão artificial, onde uma maior resolução pode proporcionar uma melhor análise e interpretação das imagens.

Super-resolução é uma das áreas de pesquisas mais recentes, por que ela supera a limitação inerente aos sistemas de imagem e aumenta o desempenho da maioria das aplicações de PDI. O grande desafio desse conjunto de técnicas de PDI é melhorar a resolução espacial, e com isso, melhorar a interpretação e a identificação dos alvos nas imagens, preservando as informações originais, sem acrescentar novos alvos falsos à imagem HR.

A resolução espacial em uma imagem é um importante fator no desempenho de diversos algoritmos de visão computacional. A detecção, o reconhecimento e a identificação de alvos são procedimentos que podem ter seus desempenhos melhorados com o uso da super-resolução. Agropecuária, geologia, monitoramento ambiental, medicina, defesa, entre outras, são algumas das áreas que podem requerer uma melhor resolução espacial.

Apesar de existirem sensores comerciais de alta resolução espacial, muitas vezes o custo dessas imagens se torna proibitivo para o uso em algumas aplicações. Existem hoje disponíveis na Internet diversas fontes gratuitas de imagens provenientes de sensores de baixa e média resolução espacial. Os algoritmos de super-resolução podem ser uma alternativa mais econômica que a aquisição de uma imagem de alta resolução espacial.

O método de super-resolução utilizado nesta pesquisa é baseado no método das projeções em conjuntos convexos (POCS) Stark (1988), modificado para, por utilizar um interpolador *sinc* Yaroslavsky (2002), ao invés dos interpoladores tradicionalmente utilizados, a saber, vizinho mais próximo, bilinear e convolução cúbica e deslocamentos sub-pixel.

Neste artigo a resolução espacial do CBERS-2 será aumentada de 20 m para 10m utilizando a super-resolução.

## 2. Super-resolução

Super-resolução (SR) pode ser definida como a obtenção de uma imagem de maior resolução (HR) a partir de múltiplas imagens de baixa resolução (LR) Nguyen (2000), Park et al. (2003), e Corresponde a todos aqueles métodos de processamento digital de imagens (PDI) capazes de incrementar de maneira significativa a resolução espacial de uma imagem Park et al. (2003).

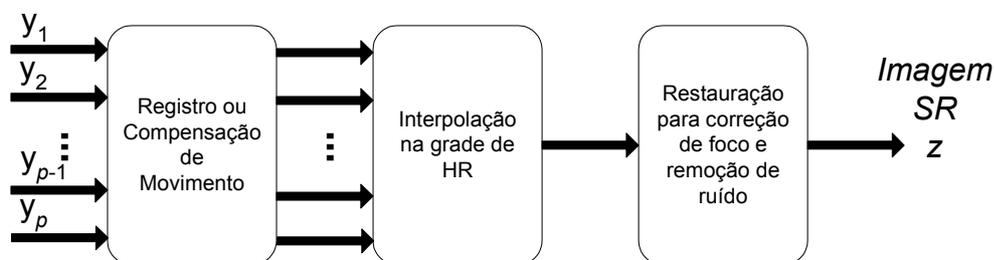
As técnicas de super-resolução combinam imagens de baixa resolução espacial (LR) de uma mesma cena, a fim de produzir uma ou várias imagens de alta resolução espacial (HR). As imagens LR representam a mesma área, mais possuem diferenças entre elas, essas são caracterizadas por: diferentes datas de aquisição, diferentes projeções, pequenas variações na resolução espacial e deslocamentos de pixel.

Apesar de existirem sensores comerciais de alta resolução espacial, muitas vezes o custo dessas imagens se torna proibitivo para o uso em algumas aplicações, sobretudo devido ao custo. Existem hoje disponíveis na Internet diversas fontes gratuitas de imagens provenientes de sensores de baixa e média resolução espacial. Os algoritmos de super-resolução podem ser uma alternativa mais econômica que a aquisição de uma imagem de alta resolução espacial.

A maioria dos métodos de super-resolução consiste em três componentes básicos:

- i. Compensação de movimento;
- ii. Interpolação;
- iii. Correção de foco e Remoção de ruído.

O primeiro dos três componentes refere-se ao mapeamento do movimento das diferentes imagens LR a uma grade de referência comum, esse mapeamento pode ser modelado por vetores de movimentos ou transformações Afim; O segundo componente refere-se ao mapeamento dos pixels manipulados pelo primeiro componente na grade de super-resolução; o terceiro componente é necessário para remover o efeito “desfocado” causado pelo sensor e pela óptica do mesmo Park et al. (2003). A **figura 1** apresenta um diagrama dessas etapas.



**Figura 1** - Esquema da Super-resolução, adaptado de Chaudhuri (2001).

Em aplicações de sensoriamento remoto utilizando imagens de satélite, como LANDSAT 5 ou 7; CBERS 1 ou 2 etc, existem diversas imagens de uma mesma área disponíveis e a super-resolução é uma técnica de PDI que deve ser considerada para o aumento da resolução espacial das imagens desses satélites.

A SR tem provado ser bastante útil em muitos casos, onde é possível obter diferentes imagens de uma mesma cena, incluindo imagens médicas, imagens de sensoriamento remoto e aplicações de vídeo.

As técnicas de interpolação (vizinho mais próximo, bilinear e convolução cúbica) diferem da SR porque nas primeiras, somente uma imagem é utilizada como fonte de informação para que uma imagem de maior resolução seja gerada, diferente do que é utilizado para produzir uma imagem utilizando SR.

Tsai e Huang (1984) foram os primeiros a desenvolver pesquisas sobre o problema da reconstrução de imagem HR a partir de uma seqüência de imagens LR. O modelo proposto por eles baseia-se na translação de movimentos e resolve o problema do registro e da restauração, mas não considerava os efeitos da degradação do sinal e do ruído. O método por eles desenvolvido explora a relação entre transformada rápida de co-seno e transformada direta de Fourier dos frames subamostrados.

Kim et al. (1990) estenderam o método de Tsai e Huang (1984) e consideraram o ruído e o “borramento” nas imagens LR e desenvolveu um algoritmo baseado na teoria de mínimos quadrados ponderados. Posteriormente o método foi melhorado por Kim e Su (1993) que consideraram o borramento em cada uma das imagens LR.

A reconstrução de imagens HR a partir de um conjunto de imagens foi proposta inicialmente por Stark e Oskui (1989), onde usaram a formulação da projeção sobre conjuntos convexos (POCS) stark (1988).

### 3. O método POCS

A reconstrução de imagens HR a partir de um conjunto de imagens LR foi proposta inicialmente por Stark e Oskui (1989), onde usaram a formulação da projeção sobre conjuntos convexos (POCS) stark (1988).

O método POCS utiliza informações *a priori* das imagens para encontrar um ponto  $f$  comum que satisfaça um conjunto de restrições, cada uma delas formando um conjunto convexo. O ponto comum  $f$  situa-se na intersecção de todos os conjuntos convexos .

$$f \in C = \bigcap_{i=1}^{i=m} C_i \quad (1)$$

Onde o  $i$ -ésimo conjunto convexo  $C_i$  denota a  $i$ -ésima restrição sobre  $f$  . O ponto comum pode ser encontrado de modo alternativo projetando sobre os conjuntos convexos  $C_i$  por intermédio do correspondente operador de projeção  $P_{C_i}$  .

$$f^{(k+1)} = P_{C_m} P_{C_{m-1}} \dots P_{C_1} f^{(k)} = P_c f \quad (2)$$

O algoritmo de POCS é utilizado em diversos métodos de super-resolução e restauração de imagens.

### 4. O interpolador *sinc*

Interpolação é uma operação muito comum em aplicações de PDI. Essas operações são necessárias quando se necessita, no domínio do sinal, de uma resolução maior do que aquela correspondente à taxa de amostragem Yaroslavsky (2002).

Os métodos de interpolação mais utilizados são o vizinho mais próximo, bilinear e convolução cúbica. Estes métodos são populares devido a sua simplicidade computacional. Esta simplicidade, porém leva a uma baixa acurácia e a produção de artefatos (“aliasing”).

O método mais acurado para representar sinais com um decaimento monotônico do espectro de suas amostras e a interpolação *sinc*. Na interpolação *sinc*, um sinal contínuo  $a(x)$  é restaurado a partir de suas amostras  $\{a_n\}$  que são tomadas com um intervalo de amostragem  $\Delta x$  pela sua interpolação com a função *sinc*:

$$\begin{aligned}
 a(x) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \frac{\sin[\pi(x/\Delta x - n)]}{\pi(x/\Delta x - n)} \\
 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \operatorname{sinc}[\pi(x/\Delta x - n)]
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

onde

$$\operatorname{sinc}(x) = \frac{\sin x}{x}
 \tag{4}$$

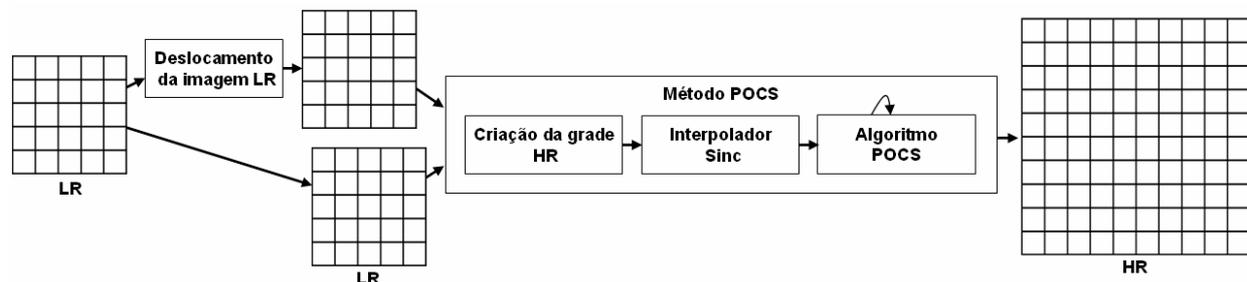
Detalhes sobre a interpolação *sinc* podem ser obtidos em Yaroslavsky (1997).

## 5. O método POCS com interpolador *Sinc*

A SR é processada banda a banda. No método cada uma das bandas é uma imagem LR. Inicialmente é criada uma nova imagem LR, deslocada 0.5 pixel, em suas linhas e colunas, em relação à imagem LR original. Este procedimento é realizado, a fim de reduzir o efeito de *aliasing* e permitir ao algoritmo POCS uma melhor reconstrução da imagem HR.

Após o deslocamento, é criada a grade de alta resolução, que neste experimento será de duas vezes o tamanho da imagem original.

A imagem LR original é interpolada utilizando o interpolador *Sinc*. A imagem interpolada e a imagem LR deslocada são então processadas no algoritmo POCS e a imagem HR resultante tem uma resolução espacial de 10 metros. A **figura 2** apresenta um diagrama esquemático do método POCS com interpolador *Sinc*.



**Figura 2** – Diagrama esquemático do método POCS com interpolador *Sinc*.

## 6. Resultados

O método de super-resolução deste trabalho utiliza um recorte da imagem do satélite CBERS-2, órbita/ponto 157/118, sensor CCD, adquirida em 17 de julho de 2005. Todas as bandas do sensor CCD foram utilizadas. O recorte utilizado é da área do Plano Piloto do Distrito Federal.

Cada uma das bandas foi processada individualmente, e em cada uma delas foram utilizados os seguintes parâmetros de processamento:

- a. Número de *frames*: 2;
- b. Interpolador: *sinc*;
- c. Numero de iterações: 2;

Os *frames* apresentados correspondem às imagens LR original e LR deslocada. O número de iterações está associado a número de vezes que os dados de entrada serão apresentados ao algoritmo POCS.

Como as imagens LR e HR possuem resolução espacial diferentes, para avaliar o resultado da SR, as bandas HR foram reamostradas ao tamanho da imagem LR, utilizando o interpolador vizinho mais próximo. Este foi selecionado por preservar melhor a resolução espectral das imagens. Foram realizadas medidas do coeficiente de correlação, *peak signal to noise ratio* (psnr) e utilizado o índice universal de medida de qualidade em imagens (Q) proposto por Wang e Bovik (2002).

O índice universal de medida de qualidade em imagens (Q) é dado por:

$$Q = \frac{4\sigma_{xy} \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]} \quad (5)$$

Onde  $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  correspondem a média da imagem LR original e HR reamostrada, respectivamente;  $\sigma_x^2$  e  $\sigma_y^2$  são as variância de  $x$  e  $y$ ; e  $\sigma_{xy}$  é a covariância entre  $x$  e  $y$ .

O índice Q modela a diferença entre duas imagens como uma combinação de três diferentes fatores: a perda de correlação, distorção da luminância e distorção de contraste. Os valores para Q variam entre -1 e 1 e quanto melhor a qualidade entre as imagens, mais próximos de 1 estarão os resultados.

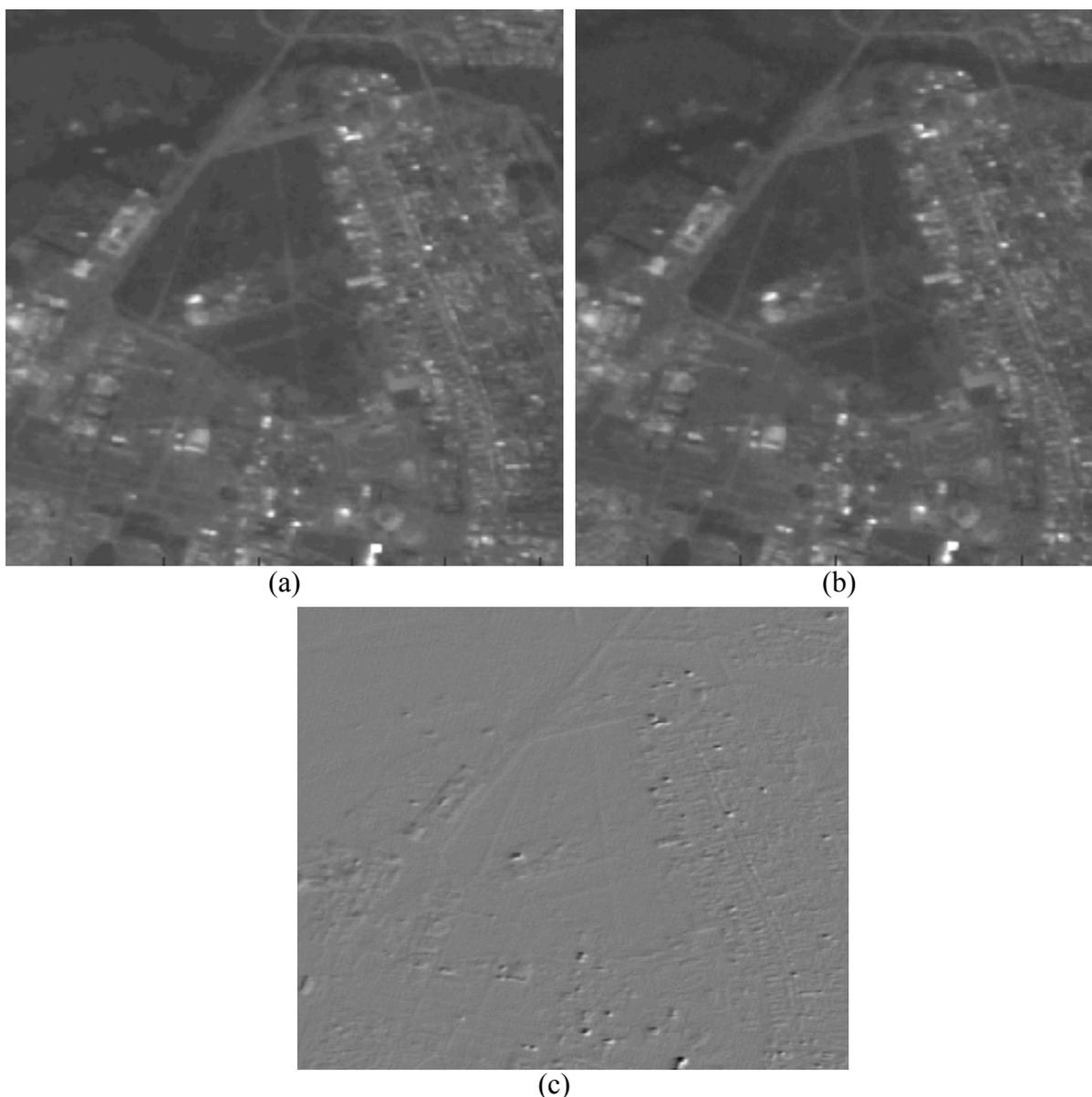
As medidas qualitativas entre as imagens LR originais (CCD) e HR reamostradas (SR\_CCD) são apresentadas na **tabela 1**. O bom resultado apresentado para o método de super-resolução utilizado, tanto nos valores dos coeficientes de correlação (CC), quanto nos índices Q nos levam a essa conclusão. Os valores do PNSR são considerados valores médios para essa medida qualitativa e podem estar associados ao efeito “desfocado” da imagem original.

**Tabela 1** – Medidas qualitativas das imagens LR originais e HR reamostradas.

BANDAS	CC	Q	PSNR (db)
CCD 1/ SR_CCD 1	0.9949	0.9139	18.6771
CCD 2/SR_CCD 2	0.9953	0.9115	20.5552
CCD 3/SR_CCD 3	0.9936	0.9144	15.5176
CCD 4/SR_CCD 4	0.9907	0.8274	21.4626

Na **figura 3** é apresentada a imagem LR correspondente a banda 4 do sensor CCD **figura 3(a)** e a mesma imagem deslocada de 0.5 pixel em linhas e colunas **figura 3(b)**, na **figura 3(c)** é apresentada a imagem diferença entre elas.

A **figura 4(a)** apresenta um recorte da imagem resultante da super-resolução em uma composição 4R3G2B, na **figura 4(b)** a imagem original da mesma área é apresentada.



**Figura 3** – (a) recorte da banda 4; (b) banda 4 deslocada 0.5 pixel; e (c) imagem diferença entre (a) e (b).

## 7. conclusão

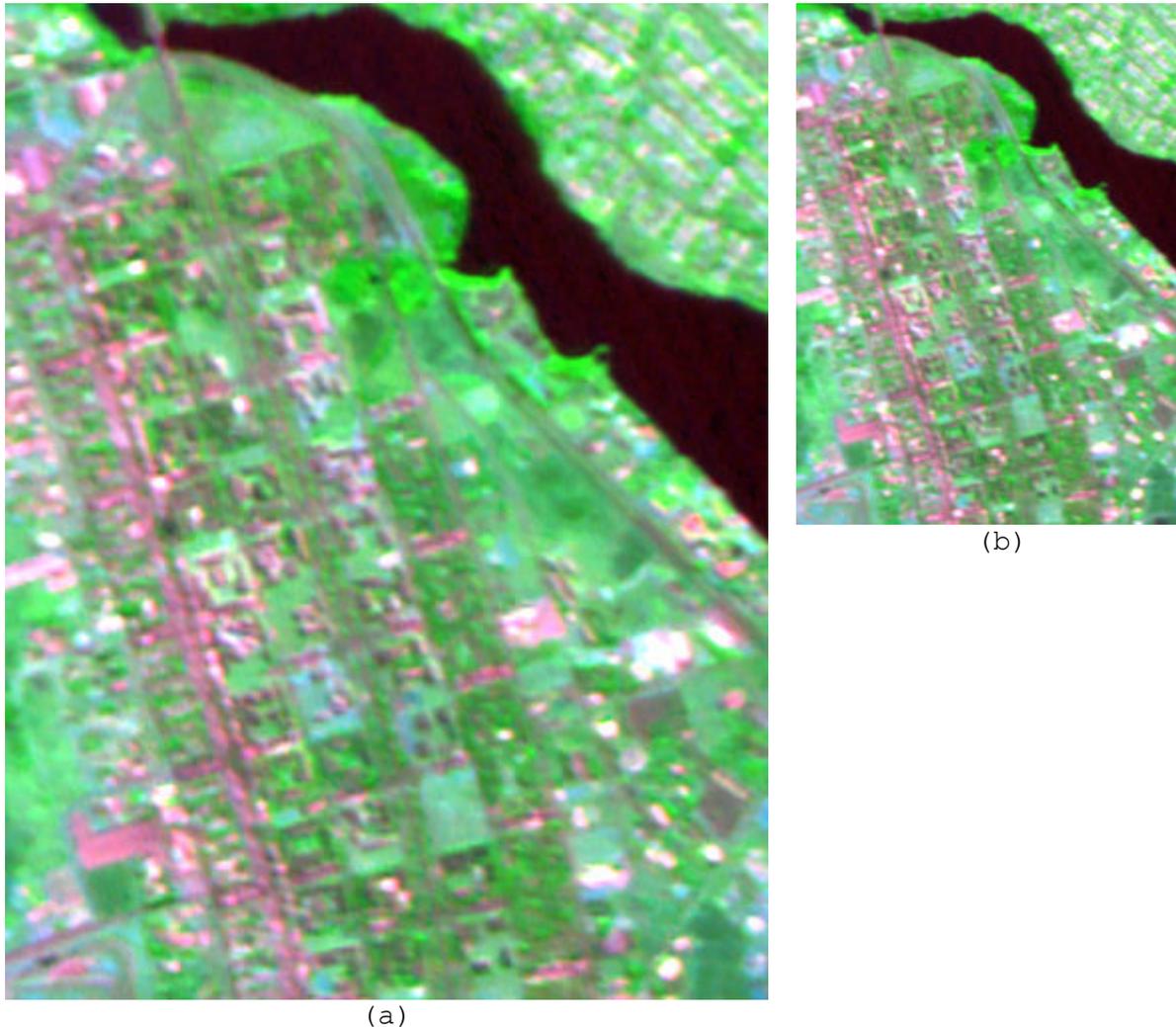
Na pesquisa realizada procuramos avaliar o potencial do método POCS modificado e sua utilização para a SR de imagens CBERS 2.

A aplicação dessa técnica pode melhorar a capacidade de análise e interpretação das imagens CBERS-2 e, atender a um grande número de instituições e usuários, nas diferentes áreas do conhecimento hoje onde suas imagens são utilizadas.

Apesar dos resultados apresentados, nossa pesquisa em SR terá continuidade com a utilização e desenvolvimentos de outros métodos de SR.

## 8. Agradecimentos

Gostaríamos de agradecer a iniciativa do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE em permitir o acesso público e gratuito às imagens CBERS 1 e 2.



**Figura 4** – (a) imagem resultante da super-resolução na composição 4R3G2B e (b) imagem original.

## 9. Referências bibliográficas

**Chaudhuri, S. (editor). Super-Resolution Imaging. Norwell, MA: Kluwer, 2001. 279p.**

Kim, S.P., Bose, N.K., Valenzuela, H.M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes. **IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing**, V. 18, no. 6, pp. 1013-1027, June 1990.

Kim, S.P., Su, W.Y. recursive high-resolution reconstruction of blurred multiframe images. **IEEE Trans. on Image Processing**, vol. 2, pp. 534-539, Oct. 1993.

Nguyen, N. X. **Numerical Algorithms For Image Superresolution**. 2000. PhD Thesis - Stanford University, Stanford, CA, 2000.

Park, S. C., Park, K., Kang, M.G. M. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. **IEEE Signal Processing Magazine**. V. 20, n. 3, p. 21-26, 2003.

Stark, H. Theory of convex projections and its application to image restoration. **IEEE International Symposium on Circuits and Systems**, pp. 963-964, 1988.

Stark, H., Oksui, P. High-resolution image recovery from image-plane arrays using convex projections. **J. Optical Society of America**, v.6, no. 11, pp 1715-1726, Nov. 1989.

Tsai, R.Y., Huang, T.S. Multiframe image restoration and registration. **Advances in Computer Vision and Image Processing**. Pp. 317-339, JAI Press Inc., 1984.

Yaroslavsky, L.P. Efficient algorithm for discrete sinc-interpolation. **Applied Optics**, Vol. 36, No.2, p. 460-463, 1997.

Yaroslavsky, L. Fast Signal Sinc-Interpolation and its Applications in Signal and Image Processing. **Image Processing: Algorithms and Systems, Proceedings of SPIE**, vol. 4667, 2002

Wang, Z., Bovik, A.C. A universal image quality index. **IEEE Signal process. Lett.**, vol. 9, no 3, pp 81-84, Mar. 2002.