

AVALIAÇÃO DE IMAGENS SIMULADAS DA CÂMERA MUX DO SATÉLITE CBERS-4 APLICADAS À ANÁLISE AMBIENTAL

*Evaluation of simulated images of MUX camera from CBERS-4 satellite for
environmental analysis*

GIOVANNI DE ARAUJO BOGGIONE^{1,2}
GABRIEL PEREIRA^{1,3}
FRANCIELLE DA SILVA CARDOZO¹
LEILA MARIA GARCIA FONSECA¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
{giovanni, leila}@dpi.inpe.br; {gabriel, cardozo}@dsr.inpe.br

²Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás - IFG/GO
Coordenação de Geomática. Rua 75, N°46, Setor Central. 74055-110
Goiânia - GO, Brasil

³Universidade Federal de São João del- Rei - UFSJ
Departamento de Geociências. Rodovia BR-494 - km 194 - 196
São João del Rei - MG. 36301360 - Brasil
giovanni@ifg.edu.br; pereira@ufsj.edu.br

RESUMO

Métodos de simulação de imagens orbitais são frequentemente utilizadas na avaliação do desempenho de determinado sistema-sensor. A partir do emprego destas técnicas é possível analisar e estimar o comportamento das imagens que serão geradas pelos sensores projetados, possibilitando uma estimativa da qualidade e das aplicações decorrentes do lançamento do satélite. Neste contexto, torna-se de fundamental importância a análise das imagens orbitais e das possíveis aplicações provenientes do satélite CBERS-4, que deve ser lançado ao final do ano de 2014 e terá uma política de distribuição gratuita dos dados. Deste modo, o objetivo deste trabalho é avaliar o potencial da câmera MUX do CBERS-4, com 20 m de resolução espacial, para mapeamento de cobertura do solo do município de Apuí no estado do

Amazonas. Para isto, as imagens MUX são simuladas a partir de imagens do satélite RapidEye e filtragem baseada no modelo do processo de imageamento. Para avaliar os resultados da simulação, uma imagem da câmera TM do satélite Landsat-5 é processada para produzir um mapa de cobertura de solo, que é comparada ao mapa gerado pela imagem MUX simulada do CBERS-4. Os valores de NDVI calculados a partir das imagens MUX simulada e TM-5 também são analisados. Os experimentos mostram que o processamento das imagens simuladas da câmera MUX apresentaram resultados semelhantes aos das imagens do sensor TM. Em geral, as classificações da cobertura do solo para os sensores MUX e TM apresentam boa concordância, com acurácia global de 87% e Kappa de 0,72. Ainda, percebe-se que os valores de NDVI estimados pela MUX são em média 25% maiores que os valores estimados pelo TM e apresentam uma correlação de 85% (significante a 0,05, teste t-student).

Palavras-chave: Simulação; Queimadas; Desmatamento; CBERS; MUX.

ABSTRACT

Simulation methods of orbital images are usually applied to evaluate the performance of a specific sensor. From the use of these techniques, is possible to analyze and estimate the behavior of predict sensor images, allowing an analysis of future applications. In this context, is necessary the assessment of satellite-based images and the possible applications derived by CBERS-4, which should be released at the end of 2014 and will have a policy of free distribution of the data. Thus, this study aims at evaluating the potential of the camera CBERS-4 MUX with 20 m spatial resolution for land cover mapping. For this, images MUX are simulated from RapidEye image using filtering techniques based on the imaging process. To evaluate the simulation results, an image of the camera Landsat-5 TM is processed to produce a land cover and NDVI maps and compare them to the maps generated by the simulated CBERS-4 MUX image. The experiments show that the results obtained by simulated image MUX were very similar to the ones obtained by TM-5. Overall, the classifications of land cover for the MUX and TM sensors exhibit good agreement, with an overall accuracy of 87% and Kappa of 0.72. Also, we noticed that NDVI values estimated by the MUX are 25% higher than the values estimated by the TM and have a correlation of 85% (significant at 0.05, Student's t test).

Keywords: Simulation; Biomass Burning; Deforestation; CBERS; MUX.

1. INTRODUÇÃO

Técnicas de simulação de imagens digitais são frequentemente usadas na avaliação de sistemas sensores orbitais, principalmente quando os dados reais ainda não estão disponíveis para avaliação, ou mesmo quando se deseja avaliar o desempenho dos sistemas sensores já em operação, podendo, desta forma, ocorrer em todas as fases do projeto e da vida útil dos satélites.

Pelo emprego de técnicas de simulação é possível estimar as características das imagens que serão geradas pelos sensores projetados, possibilitando dar aos futuros usuários uma estimativa da qualidade e de aplicações destas imagens. Além disso, também é possível avaliar se as imagens geradas estão em conformidade com as especificações do projeto.

A qualidade da imagem depende das características do sensor projetado e também de outros fatores tais como efeitos da atmosfera, iluminação, ruídos e distorções inseridas no processo de imageamento. Assim, um modelo de simulação adequado para avaliação de sistemas de imageamento deve incorporar as informações relevantes da cena, o processo de aquisição e os efeitos de degradação inerentes ao sensor.

Schott (2010) apresenta uma ferramenta de simulação de imagens para dar suporte ao programa de avaliação de qualidade das imagens Landsat. O método de simulação proposto pelo autor incorpora modelos de elevação digital, texturas espaciais provenientes de imagens de alta resolução, variabilidade espectral dos dados de satélite Hyperion e efeitos atmosféricos calculados pelo modelo MODTRAN (*Moderate Spectral Resolution Atmospheric Transmittance Algorithm and Computer Model*). Essas ferramentas de simulação e de modelagem são usadas para apoiar o projeto de sensores e na análise de desempenho dos sistemas de uma missão espacial como, por exemplo, a LDCM (*Landsat Data Continuity Mission*) da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*).

Técnicas de simulação de imagens são usadas para avaliar o potencial de sensores, a bordo de satélites a ser lançados, em diferentes aplicações de sensoriamento remoto e também para simular imagens com características espacial, espectral e radiométrica de um determinado sensor. O modelo de simulação deve levar em conta o processo de formação das imagens e, assim, recriar o ambiente em que elas são reproduzidas.

No Brasil, as mudanças no uso e cobertura da terra ocorrem principalmente devido à substituição de fisionomias naturais por áreas antrópicas, relacionadas com a constante expansão agrícola e pecuária. Consequentemente, vastas extensões da superfície são submetidas a processos de degradação ambiental, fatores que ocasionam alterações significativas no balanço de energia, nos ciclos biogeoquímicos e no ciclo hidrológico (RICHARDS, 1990; NIYOGI et al., 2009).

Considerando que o satélite CBERS-4 tem previsão para ser lançado no final de 2014 ou meados de 2015 e que este possui uma câmera MUX, com resolução espacial nominal de 20m, este trabalho tem como objetivo avaliar o potencial das imagens MUX para o mapeamento de cobertura do solo (quatro classes). As imagens CBERS-4 MUX são simuladas a partir de imagens do satélite RapidEye (RE) por meio de uma filtragem baseada no processo de formação de imagens de satélites.

As bandas espectrais MUX simuladas são processadas para gerar mapas de cobertura do solo e NDVI para o município de Apuí, Amazonas. Estes resultados

são comparados aos resultados do processamento das imagens TM-5 do Satélite Landsat-5, para referência.

2. ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo abrange o Município de Apuí (Figura 1), no Estado do Amazonas, localizado ao longo da rodovia Transamazônica (BR-230), a 408 km ao sul da capital Manaus, ocupando uma área de mais de 54.000 km². A expansão da malha viária e das atividades agropecuárias do Município deu-se no início da década de 1970 após a construção da BR-230. A principal atividade econômica do Município é a pecuária, atividade que provoca o desmatamento de áreas de vegetação natural além de propiciar o crescimento populacional da região, que triplicou entre os anos de 1990 e 2000. Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) 41% da população do Município morava no campo no ano de 2010, sendo que a pastagem ocupava, aproximadamente, 90% da região (MASSOCA *et al.*, 2013).

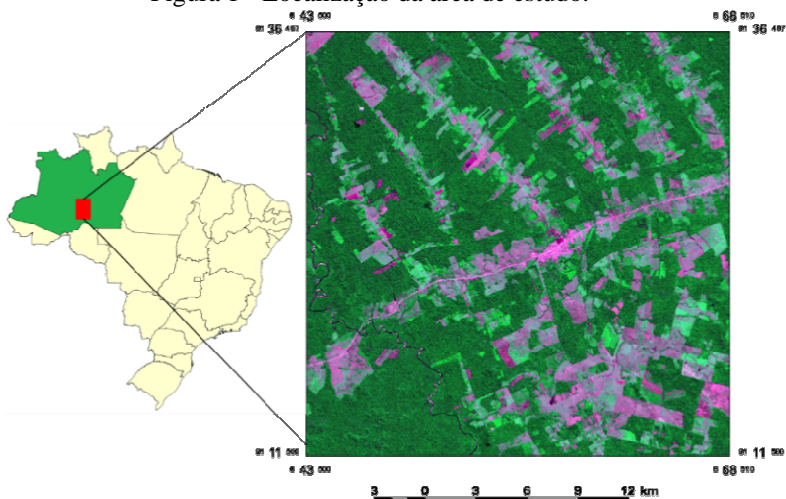
A vegetação é composta principalmente por três regiões fitoecológicas. A primeira é a Floresta Ombrófila Densa, caracterizada por fatores climáticos tropicais de elevadas temperaturas (25° em média) e precipitação alta e bem-distribuída durante o ano. Este tipo de região fitoecológica apresenta duas formações na área de estudo: (1) Formação Terras Baixas, situada em áreas de terrenos sedimentares do terciário/quaternário, em terraços, planícies e depressões aplanadas não susceptíveis a inundações e (2) Formação Submontana, situada nas encostas dos planaltos e/ou serras.

A segunda região fitoecológica é caracterizada pela Floresta Ombrófila Aberta, que apresenta quatro faciações florísticas e apresentam mais de sessenta dias secos por ano. Nessa região fitoecológica estão presentes a formação das Terras Baixas, em altitudes que variam de 5 até 100 metros, apresentando predominância da faciação com palmeiras e a formação Submontana, distribuída por toda a Amazônia e mesmo fora dela, principalmente com a faciação floresta com palmeiras.

Na Amazônia ocorrem quatro faciações florísticas (com palmeiras, cipó, sororoca e bambu) situadas acima de 100 metros de altitude, podendo chegar a cerca de 600 metros. A floresta aberta com bambu encontra-se distribuída principalmente nos Estados do Amazonas e do Acre. A floresta aberta com palmeiras pode ser observada em estado natural nos Estados do Pará, Amazonas, Roraima e Mato Grosso, pois nos Estados de Tocantins e Rondônia provavelmente não mais existe devido à devastação realizada na década de 1980.

A floresta-de-cipó encontra-se distribuída por toda a Amazônia, sendo que nas encostas dos planaltos e nas serras apresenta uma fisionomia com elementos de alto porte isolados e envolvidos pelas lianas lenhosas. A floresta aberta com sororoca é quase exclusiva da Bacia do Rio Xingu, embora possa ser encontrada em menores áreas nos Estados de Rondônia, Amazonas e Roraima, apresentando menor representatividade dentro das faciações florísticas.

Figura 1 - Localização da área de estudo.



A terceira região fitoecológica localizada na área de estudo é a Savana (Cerrado), conceituada como uma vegetação xeromorfa que ocorre em distintos tipos de clima, revestindo solos lixiviados aluminizados, com ocorrência em toda a Zona Neotropical e, prioritariamente, no Brasil Central. A formação presente na área de estudo é a Parque, constituída essencialmente por um estrato graminoide, sendo que a Savana Parque de natureza antrópica pode ser encontrada em todo o País, enquanto que a natural ocorre algumas vezes com feição de campos litossólicos e/ou rupestres. Neste trabalho, as espécies arbóreas foram agrupadas na classe de cobertura do solo denominada vegetação arbórea. Ainda, áreas de pastagem e vegetação herbácea-arbustiva foram inseridas na classe desmatamento, indicando que em algum momento a vegetação foi removida pelas ações antropogênicas.

3. METODOLOGIA

A Câmera Multiespectral MUX do CBERS-4 cobre quatro faixas espectrais com comprimentos de ondas de 450 nm a 890 nm, visada de 120 km, e resolução espacial nominal de 20 metros ao nadir (DIAS et al., 2010). Uma imagem RapidEye (RE), adquirida em 14/07/2009, é utilizada para simulação da imagem produzida pela câmara MUX. Uma imagem Landsat-5 TM correspondente à órbita 231 e ponto 65, adquirida em 08/07/2009, assim como dados SRTM do programa TOPODATA (VALERIANO, 2005) são também usados nos experimentos. O sensor TM Landsat-5 possui 7 bandas espectrais, sendo 6 bandas no espectro solar com 30 metros de resolução espacial e 16 dias de resolução temporal. A Tabela 1 apresenta um resumo das características dos sensores utilizados neste trabalho.

Tabela 1 - Características dos sensores.

Sensor	RAPIDEYE	LANDSAT-5 TM	CBERS-4 MUX
Bandas Espectrais	B01: 0,44 – 0,51 μ m	B01: 0,44 – 0,52 μ m	B05: 0,45 – 0,52 μ m
	B02: 0,52 – 0,59 μ m	B02: 0,52 – 0,60 μ m	B06: 0,52 – 0,59 μ m
	B03: 0,63 – 0,68 μ m	B03: 0,63 – 0,69 μ m	B07: 0,63 – 0,69 μ m
	B05: 0,76 – 0,85 μ m	B04: 0,76 – 0,90 μ m	B08: 0,77 – 0,89 μ m
Campo de Visada	77 km	185 km	120 km
Resolução Espacial Nominal	6,5 m	30 m	20 m
Resolução Radiométrica	12 bits	8 bits	8 bits

3.1 Modelo de Simulação

Neste trabalho, a simulação das imagens da câmera MUX/CBERS-4 é realizada a partir da reamostragem da imagem RapidEye (RE), que possui características espectrais semelhante à câmera MUX. O processo de reamostragem é baseado em técnicas de filtragem e no modelo de imageamento que leva em conta os efeitos da atmosfera e ruído.

A simulação consiste em reamostrar a resolução espacial da imagem RE com um filtro passa-baixas cujos coeficientes são calculados a partir da Função de Transferência de Modulação (MTF – Modulation Transfer Function) ou Função de Espalhamento Pontual (PSF – Point Spread Function) dos sensores RE (BECKETT et al., (2010)) e MUX (DIAS et al., (2010)). A imagem filtrada é reamostrada para o tamanho de pixel igual ao do sensor a ser simulado. O método de simulação, dividido em 4 partes, é apresentado na Figura 2 que é detalhada nas Figuras 3, 4, 5 e 7. Uma descrição sucinta de cada fase de processamento é apresentada abaixo.

3.1.1 Correção Radiométrica e Geométrica

Este módulo consiste na ortorretificação e correção atmosférica da imagem RE conforme detalhado na Figura 3. A ortorretificação é a correção das degradações geométricas inseridas pela plataforma, pelo sistema sensor e pela variação do relevo. Dados altimétricos do SRTM, interpolados para 30 metros, foram utilizados no processo de ortorretificação proposto por Valeriano e Rossetti (2011).

Para corrigir o efeito da atmosfera, o modelo *Moderate-Resolution Atmospheric Radiative Transfer Model* (MODTRAN) foi utilizado. Este modelo é um código de transferência radiativa, desenvolvido pela *Spectral Sciences Inc.* (SSI) e utilizado para correção atmosférica. No MODTRAN a atmosfera é considerada estratificada e horizontalmente homogênea, na qual os efeitos da absorção, espalhamento e emissão pelos gases e aerossóis constituintes, assim como as múltiplas reflexões da superfície, são corrigidos a partir de informações do perfil

atmosférico ou parâmetros definidos pelo usuário (ADLER-GOLDEN et al., 1999). Assim, se assumirmos que a terra se comporta como uma superfície lambertiana, a radiância que sensibiliza os detectores pode ser definida como (Jensen, 2007):

$$L_{\lambda,alvo} = \frac{1}{\pi} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \rho_{\lambda} \tau_{a,\lambda} (E_{o,\lambda} \tau_{a,\lambda} \cos \theta + E_{d,\lambda}) d\lambda \quad (1)$$

onde $L_{\lambda,alvo}$ representa a radiância espectral do alvo da superfície; λ_1 e λ_2 representam o intervalo espectral do sensor; ρ_{λ} é a reflectância espectral; $\tau_{a,\lambda}$ representa a transmitância espectral da atmosfera; $E_{o,\lambda}$ é a irradiância solar espectral direta (que interage apenas com o alvo); θ é o ângulo zenital; e $E_{d,\lambda}$ representa a irradiância solar espectral difusa que sofre os espalhamentos Rayleigh, Mie e Não-seletivo.

Figura 2 – Fluxo do processo de simulação.

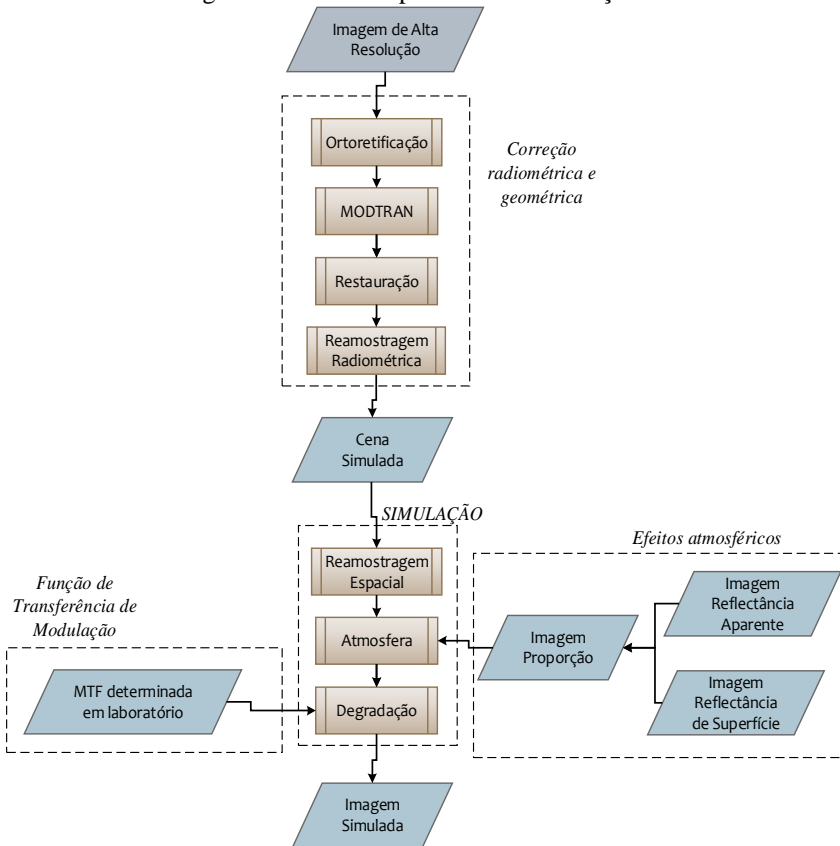
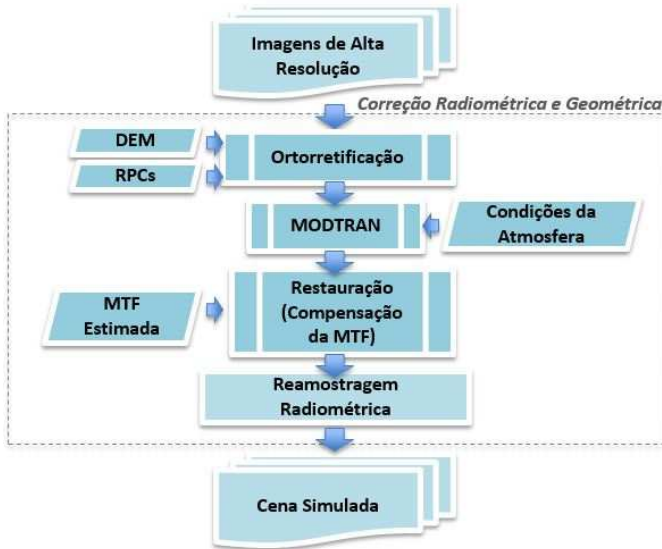


Figura 3 – Módulo de correção radiométrica e geométrica.



Após a correção atmosférica e ortorretificação, a imagem RE é processada por um filtro de restauração. O processo de restauração tem como objetivo reduzir o efeito de degradação inserido pelo sensor no processo de formação de imagens tais como a difração óptica, tamanho do detector, filtragem eletrônica, movimento do satélite (FONSECA et al., 1996; BOGGIONE e FONSECA 2003; BOGGIONE et al., 2010). Esta degradação pode ser avaliada através de um parâmetro conhecido por EIFOV (Effective Instantaneous Field of View), que caracteriza a resolução efetiva do sensor e pode ser medido a partir da MTF ou PSF do sensor.

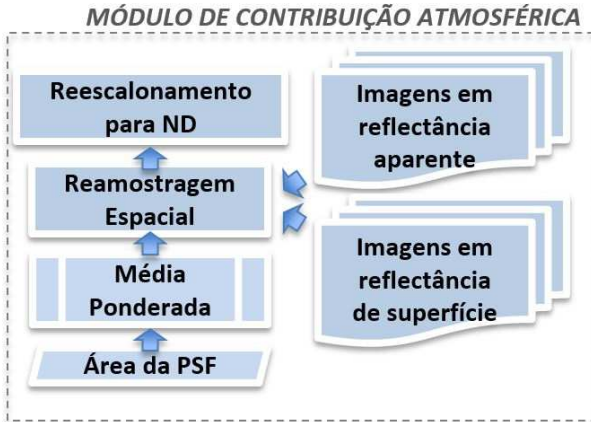
O valor de EIFOV é pior do que a resolução espacial nominal e corresponde, aproximadamente, a 1,5 vezes a resolução nominal. Os coeficientes do filtro de restauração para a correção das imagens RE foram calculados a partir da MTF do sistema apresentada em Beckett et al., (2010). A imagem RE restaurada é quantizada para 8 bits, a mesma resolução radiométrica da câmera MUX.

3.1.2 Efeitos da Atmosfera e do Sensor

Para simular os efeitos da atmosfera, aplicou-se o modelo de transferência radiativa denominado MODTRAN nas bandas do RE com o objetivo de transformar os níveis de cinza em reflectância de superfície *in-band* (Figura 4). Foram geradas também, imagens em reflectância aparente *in-band*. Como resultado deste processamento têm-se duas imagens (reflectância aparente e reflectância de superfície). Desta forma, estas imagens geradas a partir da imagem RE foram

reamostradas em uma grade de tamanho igual ao pixel da MUX (20 m), usando um interpolador baseado na PSF do sensor CBERS-4 MUX.

Figura 4 – Módulo de Contribuição atmosférica.



A partir das duas imagens reamostradas, como mostra a Figura 4, estima-se a proporção das componentes da atmosfera absorvidas e/ou espalhadas para cada banda. Neste caso, supõe-se que a proporção entre os valores de reflectância aparente (MUX) e de superfície (derivadas da RE) corresponde à quantidade de radiação eletromagnética extinta. Os valores da imagem proporção são adicionados à imagem RE corrigida e reamostrada (cena) para simular os efeitos no sistema óptico da câmara MUX do CBERS-4.

3.3.3 Simulação da Imagem MUX do CBERS-4

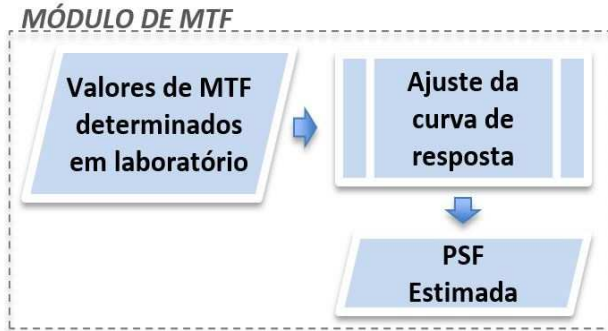
A teoria de filtro linear possui um teorema análogo ao teorema do limite central da estatística: o produto de K funções de transferências e de bandas limitadas tende a um formato gaussiano quando K é relativamente grande. Normalmente, os sistemas imageadores têm pelo menos quatro funções de transferências, e geralmente uma delas pode assumir um formato gaussiano, como, por exemplo, o sistema óptico. Portanto, a MTF pode ser aproximada por uma função gaussiana,

$$H(u) = \exp(-2\pi^2\sigma^2u^2), \quad (2)$$

onde σ é o desvio-padrão e u é a frequência normalizada em relação à frequência de amostragem u_a do sistema.

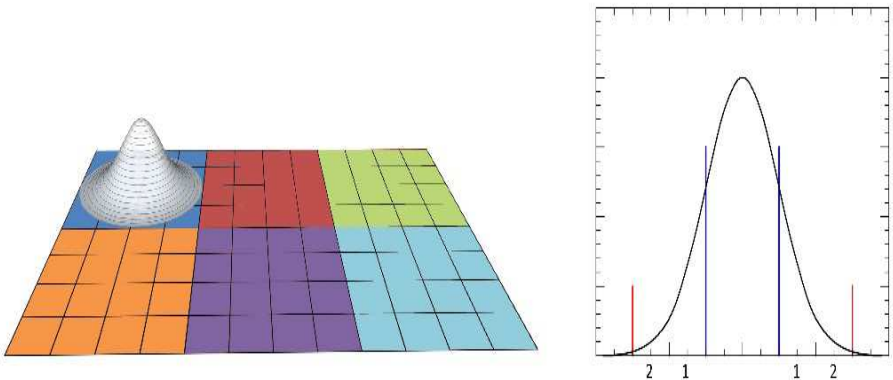
Neste estudo, os parâmetros de ajuste da câmara MUX foram obtidos em Dias *et al.*, (2010). Este módulo é apresentado na Figura 5.

Figura 5 – Módulo de estimação da MTF.



Para modelar o efeito de degradação do sistema de imageamento da câmera MUX, um filtro linear passa-baixas é projetado. Assim, a imagem de alta resolução é processada por este filtro para produzir a imagem simulada. O filtro projetado depende da relação entre as resoluções espaciais das imagens de referência e simulada. Ou seja, considerando as resoluções espaciais das imagens RapidEye (5 m) e MUX (20 m), o valor de pixel da imagem simulada é calculado a partir dos 4 pixels vizinhos na imagem de referência (RE), como mostra a Figura 6. O filtro é modelado por uma função gaussiana e os pesos deste filtro são calculados a partir dos valores da MTF ou PSF dos sensores RE e MUX. Por fim são adicionados ao modelo a imagem proporção que simula os efeitos atmosféricos e um ruído aleatório, conforme apresentado na Figura 7.

Figura 6 – Exemplo do processo de simulação com uma PSF gaussiana: o filtro de simulação depende da relação entre os valores da resolução espacial da imagem de referência e simulada.

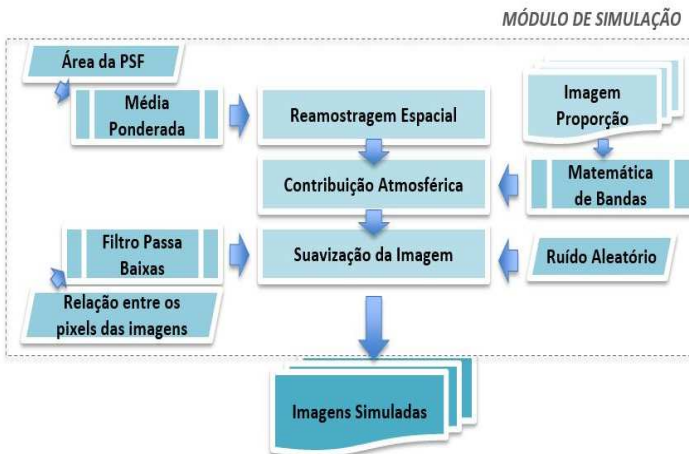


3.2 Processamento Digital

O objetivo desta seção é apresentar as técnicas de processamento usadas para avaliar a câmara MUX do CBERS-4 a partir da simulação desta imagem. Basicamente, dois produtos são gerados: mapa de cobertura do solo com quatro classes e a imagem NDVI.

O processamento das imagens foi realizado usando o SPRING 5.2 (CÂMARA et al, 1996). A imagem Landsat-5 TM foi corrigida geometricamente a partir do modelo polinomial de 1º grau e do interpolador vizinho mais próximo, uma vez que este interpolador não altera o valor dos níveis de cinza da imagem digital. A imagem foi registrada a partir da base Geocover disponibilizada pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e ortorretificada para minimizar os efeitos do relevo. Após o georreferenciamento, o erro médio quadrático (RMSE) foi de 0,513.

Figura 7 – Módulo de Simulação.



Como a análise consiste na comparação de produtos gerados por dois sensores diferentes, é necessário normalizar os valores de níveis de cinza das imagens. Desta forma, antes do processamento, as imagens MUX simulada e TM-5 são normalizadas radiometricamente por meio da técnica proposta por Hall et al., (1991). Inicialmente, as imagens são convertidas para valores de reflectância aparente segundo o modelo proposto por Chander e Markham (2003) e a imagem TM-5 é tomada como referência.

Para realçar os alvos de interesse e assim facilitar o processo de classificação, as imagens são processadas usando o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) (TEIXEIRA, 2004). O valor de cada elemento de imagem digital é a combinação ponderada dos componentes puros (solo, sombra e vegetação) presentes em cada

elemento de cena (SHIMABUKURO e SMITH, 1991; ROBERTS *et al.*, 1998). Neste trabalho, os pixels puros (*endmembers*) utilizados no modelo são selecionados diretamente na imagem e o valor do pixel é definido por:

$$\rho_i = a * veg_i + b * solo_i + c * sombra_i + e_i \quad (3)$$

onde ρ_i é o valor de refletância do pixel na banda i ; a , b e c são as proporções de vegetação, solo e sombra, respectivamente; veg_i , $solo_i$ e $sombra_i$ são as respostas espectrais das componentes vegetação, solo e sombra (ou água), respectivamente e e_i é o erro na banda i .

As componentes fração-sombra são segmentadas, no sistema SPRING, usando os limiares 12 para similaridade e 8 para área, parâmetros utilizados pelos programas institucionais do INPE para a estimativa do desmatamento. Após a segmentação, os polígonos são editados para minimizar eventuais erros e, assim, garantir um mapeamento mais confiável. Posteriormente, as imagens frações solo, vegetação e sombra são classificadas em quatro classes (vegetação arbórea, queimadas, desmatamento e corpos d'água) usando o método de classificação não-supervisionada ISOSEG (sem interferência do usuário na separação das classes), implementado no SPRING.

Da mesma forma, as imagens MUX simulada e TM-5 são processadas para gerar o índice de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) definido por (Elvidge e Chen, 1995; Ponzoni, 2001):

$$NDVI = (IVP - V)/(IVP + V) \quad (4)$$

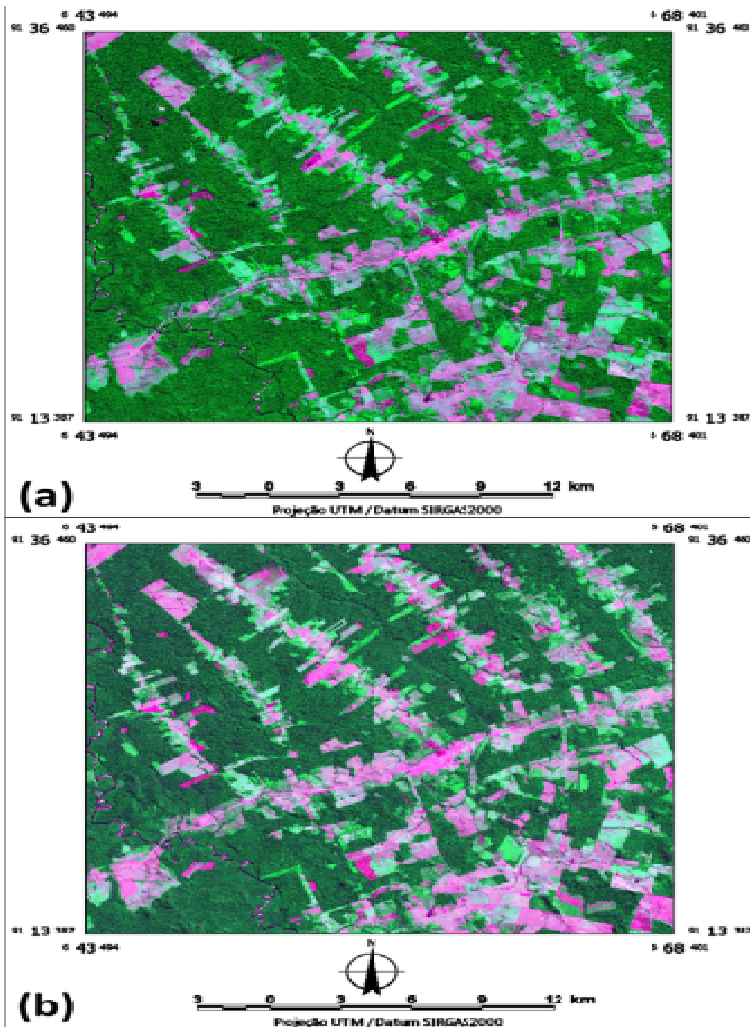
onde IVP representa a banda espectral infravermelho próximo e o V representa a banda espectral do vermelho. O NDVI apresenta valores entre -1 e +1. Assim, áreas de vegetação exuberante e densa apresentam valores próximos a um, enquanto que solo exposto e vegetação menos densa apresentam valores mais baixos.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 8 mostra o resultado da simulação da câmera CBERS-4 MUX (20 m) a partir da imagem RapidEye (Figura 8a) e uma imagem do sensor TM-5 (Figura 8b) do Município de Apuí, Amazonas. Na composição falsa-cor, as áreas de vegetação densa são representadas pelas tonalidades verde-escuro, enquanto que regiões verde-claro representam áreas agrícolas, pastagem e vegetação secundária. A cor magenta representa áreas de solo exposto e a área urbana na região central da cena. As áreas de queimadas estão representadas pela cor violeta.

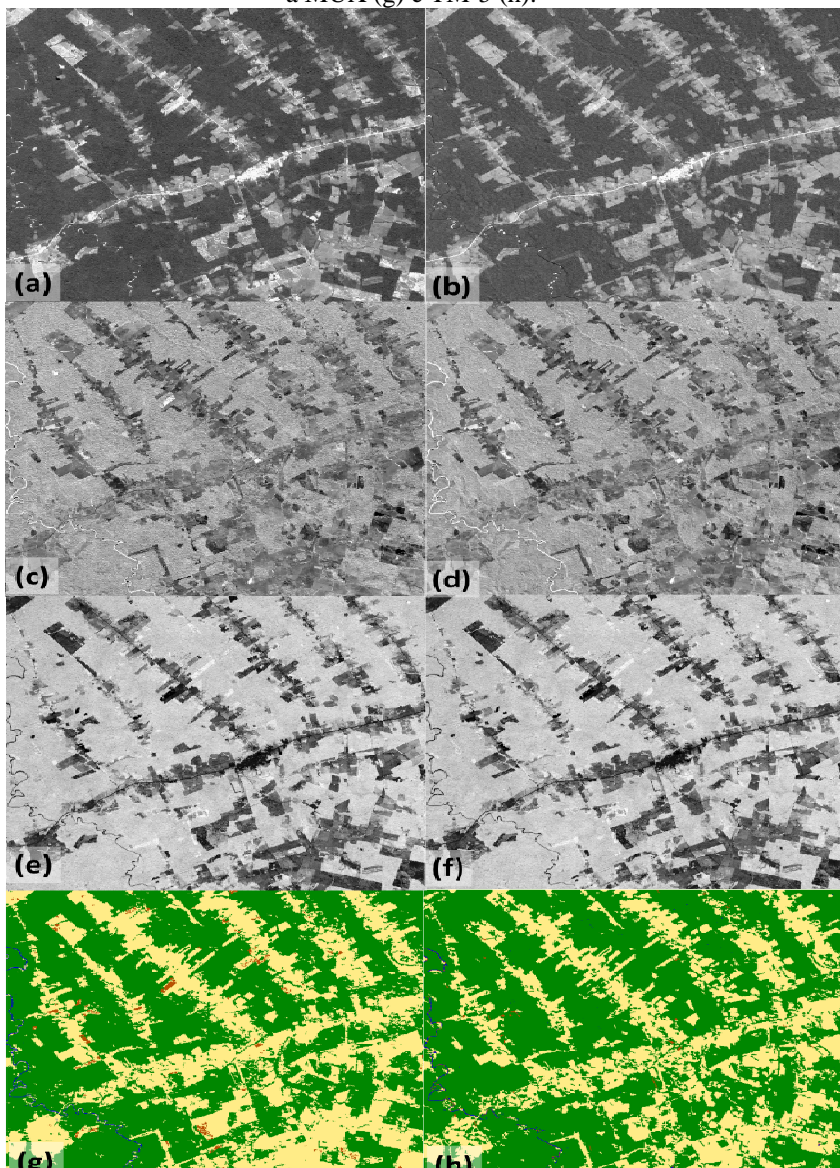
As Figuras 9a e 9b mostram as imagens fração-solo estimadas a partir das imagens MUX. A imagem fração solo permite identificar áreas de solo exposto nas imagens orbitais. Pode-se observar na Figura 8 a semelhança entre os resultados obtidos pela imagem TM-5 e MUX simulada.

Figura 8 - (a) Imagem simulada CBERS-4 MUX, composição 2B3R4G, 14/07/2009; (b) Imagem Landsat-5 TM, composição 2B3R4G, 08/07/2009.



As Figuras 9c e 9d ilustram a fração-sombra para as imagens MUX e TM-5, respectivamente. Regiões em tons mais claros representam áreas de baixa reflectância tais como água e queimadas. Finalmente, as Figuras 9e e 9f representam as frações-vegetação estimadas a partir da MUX e TM-5, respectivamente, onde os valores mais altos representam áreas de vegetação.

Figura 9 - Imagem fração-solo estimada a partir da MUX (a) e TM-5 (b); imagem fração-sombra estimada a partir da MUX (c) e TM-5 (d); imagem fração-vegetação estimada a partir da MUX (e) e TM-5 (f); classificação: vegetação arbórea (verde escuro), desmatamento (amarelo), queimadas (marrom) e corpos d'água (azul) para a MUX (g) e TM-5 (h).



Comparando as componentes frações das imagens MUX e TM-5, pode-se observar algumas pequenas diferenças que são, basicamente, devido a diferença entre as resoluções espaciais dos sensores em questão. As imagens classificadas (vegetação arbórea (verde escuro), desmatamento (amarelo), áreas queimadas (marrom) e corpos d'água (azul)) são mostradas nas Figuras 9g e 9h. A classificação da imagem MUX mapeou 355,30 km² para vegetação arbórea; 264,00 km² para áreas desmatadas; 3,96 km² de queimadas e 1,58 km² de corpos d'água. Da mesma forma, a classificação da imagem TM-5 mapeou 380,26 km² de vegetação arbórea, 241,76 km² de desmatamento, 1,23 km² de áreas queimadas e 1,59 km² de corpos d'água. As estimativas de cobertura do solo para ambos os sensores apresentam uma boa concordância e a tabulação cruzada destes dados obteve uma acurácia global de 87% e Kappa de 0,72. Para verificar o desempenho da MUX, as estimativas de áreas queimadas e desmatamento, foram comparadas com o sensor TM (resolução espacial nominal próximo ao da MUX). Resultados iniciais indicam um melhor desempenho para a imagem MUX devido ao seu maior detalhamento espacial em relação a imagem TM, que detecta mudanças em áreas menores. Em geral, as áreas de desmatamento e vegetação arbórea apresentam uma melhor concordância, respectivamente 97% e 92%. O inverso pode ser detectado para as áreas de queimada (64%) e hidrografia (25%).

Em relação ao produto NDVI, a Figura 10a mostra o gráfico de dispersão com os valores de NDVI da MUX no eixo x e os do TM-5 no eixo y. Pode-se observar que os valores de NDVI da imagem MUX são maiores em relação aos valores de NDVI da imagem TM. A frequência das observações das amostras referentes à correlação e o coeficiente angular são identificadas de forma aleatória da regressão linear entre os dados de NDVI a partir da técnica estatística denominada *bootstrap* (EFRON, 1982), como mostra as Figuras 10b e 10c, respectivamente. A técnica *bootstrap* desenvolvida por Efron (1982) reconstrói, a partir do universo amostral de $1,0 \times 10^4$, a curva original dos dados e fornece os parâmetros que gera o intervalo de confiança para as estimativas da regressão.

A Figura 11 mostra os pontos sorteados para a análise estatística e os valores de NDVI para ambas as imagens. A amostragem aleatório no Spring é realizada a partir de uma grade regular definida pelo usuário. Para a análise foram sorteados 272 pontos a partir da origem, espaçados a cada 1,5 km.

Percebe-se que os valores de NDVI estimados pela MUX são em média 25% maiores que os valores estimados pelo TM-5. Em geral, os valores de NDVI deste sensor podem variar entre 10% e 40% a mais que os dados do TM/Landsat 5, com a maior probabilidade de superestimarem os dados em 25% a uma correlação de 85%.

Figura 10 - (a) Gráfico de dispersão entre as estimativas de NDVI a partir das imagens MUX (eixo x) e TM-5 (eixo y); frequência das observações das amostras referentes à correlação (b) e coeficiente angular (c).

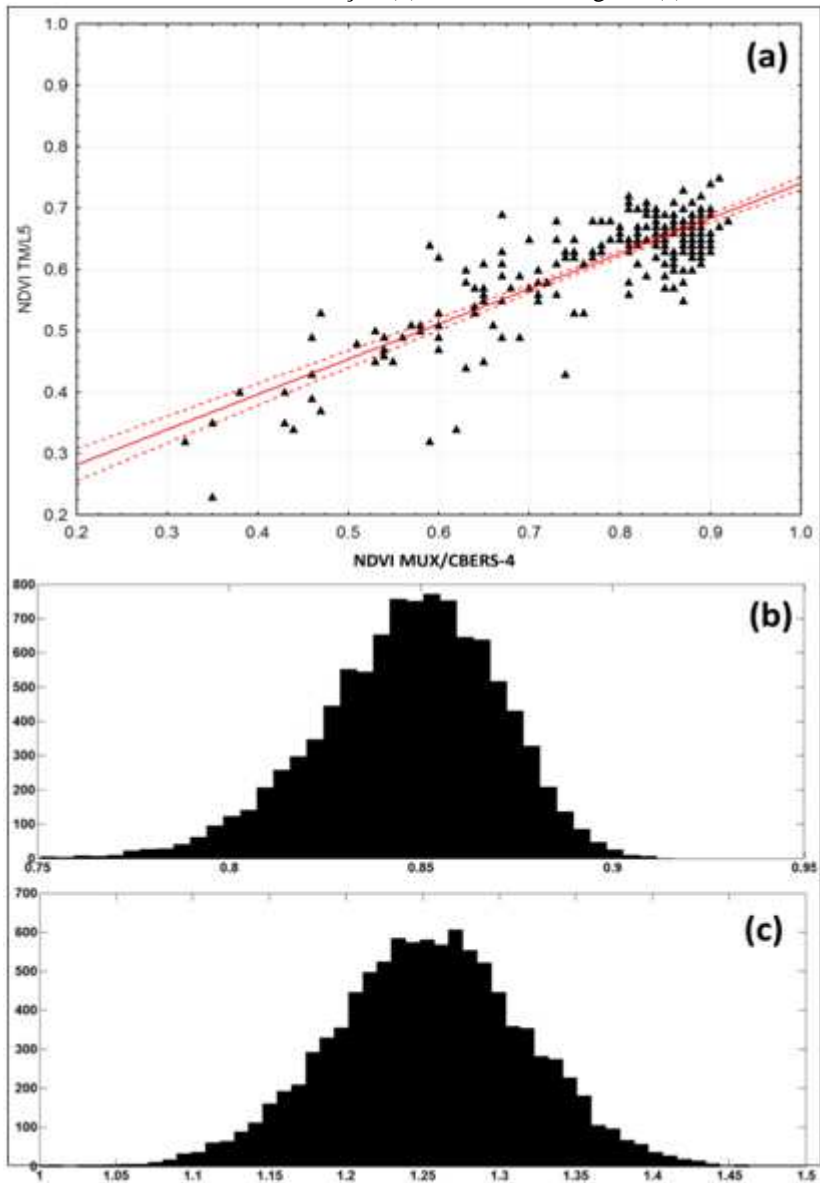
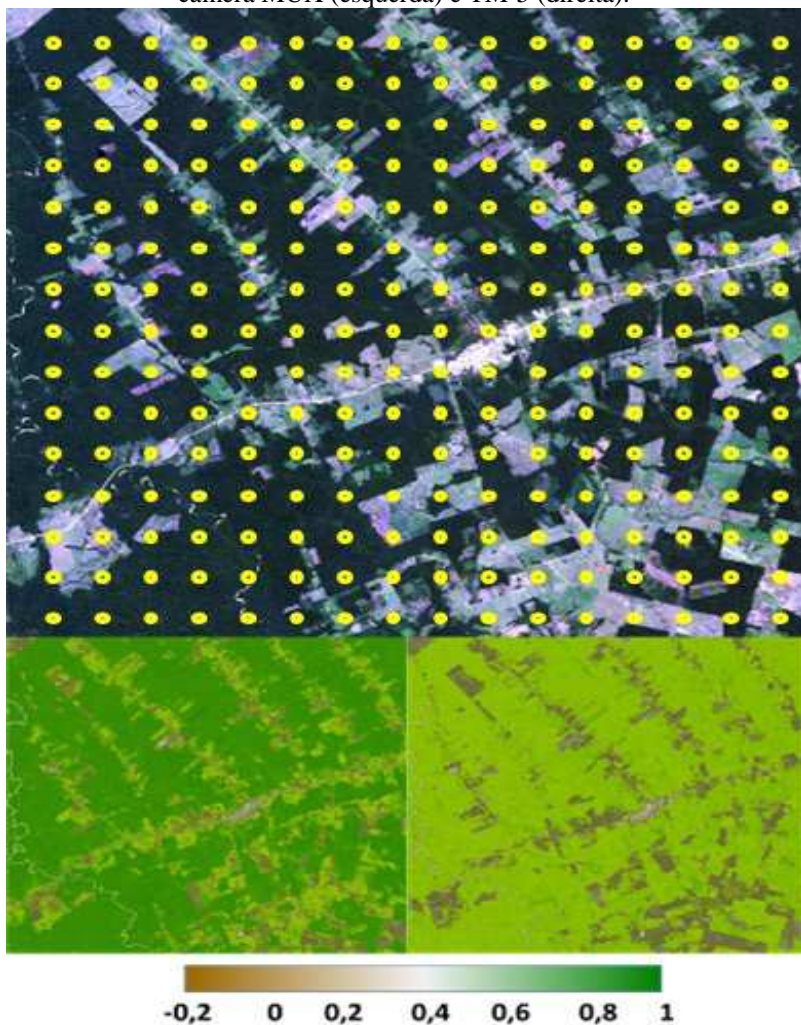


Figura 11 - Pontos sorteados para análise estatística e valores de NDVI para a câmara MUX (esquerda) e TM-5 (direita).



5. CONCLUSÃO

O método de simulação proposto neste trabalho foi comparado com dados reais de satélites. O método foi desenvolvido em quatro módulos de processamento: Correção Geométrica e Radiométrica, Função de Transferência de Modulação, Efeitos Atmosféricos e Simulação da Resolução Espacial. Dentre os módulos

envolvidos, a estimação da MTF é a que mais contribui na característica espacial da imagem simulada. Desta forma, o filtro de degradação é a chave essencial no modelo que é apoiado nas curvas originais de MTF medidas em laboratório. O modelo de simulação, embora conservador por utilizar dados da especificação do projeto, não apresenta uma visão otimista da imagem simulada já que o filtro utiliza o conceito de EIFOV que é uma ideia de resposta pessimista com relação ao desempenho do sensor em órbita.

A simulação das bandas espectrais da câmera MUX a bordo do satélite CBERS-4 a partir de imagens de melhor resolução espacial como imagens RapidEye, por exemplo, possibilitou a avaliação do potencial das imagens deste sensor para o mapeamento de cobertura do solo, especificamente as classes vegetação arbórea, desmatamento, queimadas e corpos d'água. A validação dos resultados foi realizada por meio da comparação entre a classificação e análise do índice NDVI das imagens MUX e TM-5. De uma forma geral, a simulação da imagem MUX, a partir dos 4 módulos apresentados, obteve resultados melhores do que o sensor TM-5 no mapeamento de áreas de queimadas e desmatamento, que pode ser atribuído a melhor resolução espacial da MUX do CBERS-4.

AGRADECIMENTOS:

Agradecemos o apoio financeiro das agências CAPES, CNPq e FAPESP pela concessão de bolsas de estudo aos autores do trabalho e a Santiago & Cintra Consultoria pela disponibilização das imagens RapidEye.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADLER-GOLDEN, S.M., M.W. MATTHEW, L.S. BERNSTEIN, R.Y. LEVINE, A. BERK, S.C. RICHTSMIEIER, P.K. ACHARYA, G.P. ANDERSON, G. FELDE, J. GARDNER, M. HOKE, L.S. JEONG, B. PUKALL, A. RATKOWSKI AND H.K. BURKE. "Atmospheric Correction for Short-wave Spectral Imagery Based on MODTRAN4," *Summaries of the Eighth Annual JPL Earth Science Workshop*, Vol. I. 1999.
- BECKETT, K; BRIAN R; JOE S. MTF characterization and deconvolution of rapideye imagery. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2010 IEEE International. IEEE, 2010.
- BOGGIONE, G. A.; FONSECA, L. M. G. Restoration of Landsat-7 images. *Proc. 30th Symp. Remote Sens. Environ.: Inf. Risk Manage. Sustain. Develop.* 2003.
- BOGGIONE, G. A.; FONSECA, L. M. G; CARVALHO, L. A. S.; PONZONI, F. J. Image restoration and its impact on radiometric measurements. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2010 IEEE International. IEEE, 2010.
- CAMARA, G; SOUZA, R.C.M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO, J. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. *Computers & Graphics*, 20: (3) 395-403, May-Jun 1996.

- CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. *IEEE Trans. Geosc. And Remote Sens.*, v. 41, n. 11, p. 2674-2677, 2003.
- DIAS, J.; WEI, H. *CRITICAL DESIGN REVIEW*, CBERS 3&4. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE; São José dos Campos – SP, 2010. (unpublished).
- EFRON, B. The jackknife, the bootstrap and other resampling plans, **SIAM**, 1982.
- ELVIDGE, C.D.; CHEN, Z. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared Vegetation Indices. *Remote Sensing of Environment*, v.54, n.1, p.38-48, Oct.1995.
- HALL, F; G.; STREBEL, D. E.; NICKESON, J. E.; GOETZ, S. J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images. *Remote Sensing of Environment*, v. 35, p. 11-27, 1991.
- MASSOCA, P. E. S.; YANAI, A. M.; GRAÇA, P. M. L. A.; FEARNSIDE, P. M.; MESQUITA, R. C. G. Dinâmica espaço-temporal da vegetação secundária no município de Apuí (AM). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu. *Anais*. São José dos Campos: INPE, 2013. p. 7639-7646. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00066-9 (Internet), 978-85-17-00065-2 (DVD). Available from: <<http://urlib.net/3ERPFQTRW34M/3E7GL5R>>. Access in: 2013, Aug. 04.
- NIYOGI D.; MAHMOOD, R.; ADEGOKE, J.O. Land-use/land-cover change and its impacts on weather and climate. *Boundary-Layer Meteorology*, v. 133, p. 297–298, 2009.
- PONZONI, F. J. Comportamento Espectral da Vegetação. In: MENESES, P. R., Netto, J. S. M. Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais. Brasília: Editora Universidade de Brasília - UnB, *Embrapa Cerrados*, p 157-199, 2001.
- RICHARDS, J.F. *Land transformation*, In: Turner II B.L. et al. (eds.), *The Earth as Transformed by Human Action*, p. 163–178, Cambridge Univ. Press, New York, 1990.
- ROBERTS, D.A.; BATISTA, G.T.; PEREIRA, J.L.G.; WALLER, E.K.; NELSON, B.W. Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: applications in eastern Amazonia. In: *Lunetta R. S.; Elvidge C. D (Org.). Remote sensing change detection: environmental monitoring methods and applications*. Michigan: Ann Arbor Press, v.1, cap. 9, p. 137 – 161, 1998.
- SHIMABUKURO, Y.E.; SMITH, J.A. The leastsquares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 29, p. 16-20, 1991.
- SCHOTT, J. R., RAQUENO, R. V., RAQUENO, N. G., & BROWN, S. D. "A Synthetic Sensor/Image Simulation Tool to Support the Landsat Data Continuity Mission (LDCM)." *Proceedings of ASPRS 2010 Annual Conference*. 2010.
- TEIXEIRA, C.G. *Validação do Modelo Linear de Mistura Espectral em Imagens ASTER/TERRA a partir de dados Ikonos*. 2004. 127 p. (INPE-13183-

- TDI/1029). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004.
- VALERIANO, M. M.; ROSSETTI, D. F. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. *Applied Geography (Sevenoaks)*, v. 32, p. 300-309, 2011.
- VALERIANO, M. M. Modelo digital de variáveis morfométricas com dados SRTM para o território nacional: o projeto TOPODATA. In: 2005, Goiânia, GO. *Anais do XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 2005. p. 1-8.
- VERMOTE, E. F; TANRE, D.; DEUZE, J. L.; HERMAN, M.; MORCRETTE J. J. Second Simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: An overview. *IEEE Trans. Geosc. And Remote Sens.*, v. 35, n. 3, p. 675-686, 1997.

(Recebido em outubro de 2013. Aceito em abril de 2014).