

Identificação de classes de uso do solo em perímetro irrigado do semi-árido baiano utilizando-se produtos do CBERS-4

Erli Pinto dos Santos¹
Elton Fábio Vieira dos Santos¹
Caio Macieira de Almeida Aguiar¹
Liamara Carelli¹
Rosangela Leal Santos¹

¹ Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS/DTEC
Caixa Postal 252 e 294 – 44036-900 – Av. Transnordestina, Feira de Santana – BA,
Brasil
{ erlitec.agri@hotmail.com; fabinhotuxa@gmail.com; cmaaguiar@gmail.com;
carelli27@gmail.com; rosaleal@uefs.br }

Abstract: The city of Rodelas is a Brazilian municipality located in the north of Bahia, located on the right bank of the São Francisco river. The municipality currently has a strong participation of irrigated agriculture in its economy, highlighting the culture of the Côco-da-bahia. For purposes of planning and advancement of areas and land occupation, one of the alternatives is currently the use of satellite images. Like the CBERS project, Sino-Brazilian satellite, the access to orbital images of high spatial resolution has made still more accessible to the society images with these characteristics. The quality of the CBERS-4 (Sino-Brazilian Satellite of Earth Resources 4) products improved significantly compared to previous versions, demonstrating this in results when compared with other sensors of equal spatial and spectral resolution. Thus, by means of maximum likelihood classification, the availability of images of different spatial and spectral resolutions by the embedded sensors was based on the principle of evaluating the potential of identification and separability of the classes of use and occupation of the soil, the different sensors On board this platform. The level of detail and definition of the CBERS image is very good, making it present results equivalent to other sensors of equal spatial and spectral resolution. The images classified had a high index of global accuracy, but this did not prevent a high rate of confusion, mainly between the Solo Exposure and Urban classes.

Palavras-chave: CBERS, uso e ocupação do solo, Maxver

1. Introdução

A cidade de Rodelas é um município brasileiro localizado no norte da Bahia, que faz limites com as cidades de Paulo Afonso, Macururé, Chorrochó, Jeremoabo e Glória, situando-se as margens do Sub Médio São Francisco (Figura 1).

Após o período do alagamento da cidade de Rodelas Velha, para a Nova Rodelas, na década de 80, a cidade sofreu grandes transformações. O alagamento se deu ocasionado devido a implementação da Barragem de Itaparica, hoje conhecida com Luiz Gonzaga, nas mediações de Itaparica/PE. A Chesf posteriormente iniciou a entrega das casas dos indivíduos atingidos, bem, como realizou a melhoria da infraestrutura local, com a construção de vias de acesso, e a criação de pequenas vilas agrícolas, para a produção de produtos agrícolas.

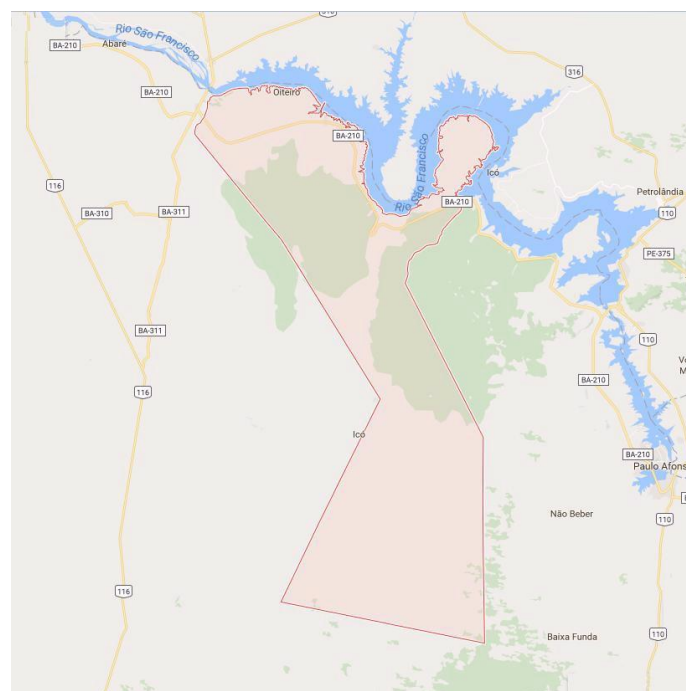
A sua produção agrícola, ao longo do tempo, deixa de ser uma agricultura mista onde as culturas mais cultivadas eram coco, mandioca, laranja, limão, cebola, abobara, melancia, amendoim, goiaba, manga, alface, pimentão e coentro, para a utilização de uma única cultura, a produção do coco. É importante ressaltar nessa mudança, que no período em que antecede a cultura do coco, a sua produção era de média escala, mas que os pequenos e médios agricultores sofriam no processo de produção até o destino final de sua produção. Nesse

intervalo, a sua produção agrícola baseava-se no cultivo de goiaba paluma, manga, tomate e cebola, sendo que dentre elas a mais cultivada era a manga e goiaba.

A mudança para a monocultura do coco, se deve a vários fatores. Os fatores mais significativos nessa questão, estão atrelados a problemas de logística de transporte, a falta de acompanhamento técnico, a baixa qualidade do solo, bem como a pequena produção o algumas culturas, que devido a sua baixa quantidade, inviabilizava a vinda de transporte para o escoamento desses produtos, e assim obrigava os produtores da região de Rodelas, a transportarem sua própria produção para a CEASA de Belém do São Francisco/Pe. Essa transição de cultura, teve seu pontapé inicial, a partir do ano de 1998, onde a produção do coco permanece até os dias atuais, rendendo a cidade de Rodelas o título da “Cidade do Coco”.

O município vem crescendo muito nos últimos anos, devido a agricultura local, que, em sua totalidade é baseada no cultivo do coco, e tornou-se uma das cidades mais importantes no fornecimento de coco no estado da Bahia, Sergipe e São Paulo.

Figura 1 – Município de Rodelas (BA) , às margens do rio São Francisco e à montante da barragem de Itaparica



Fonte: Google Maps

Um dos grande problemas municipais quanto ao seu planejamento, seja urbano seja agrícola, é a disponibilidade de material cartográfico ou documentos que permitem a espacialização do espaço produtivo no município. Embora inserido no semi-árido, o município de Rodelas sofre também do problema de nebulosidade no horário da coleta de imagens de sensores ópticos, o que se expressa no reduzido número de imagens de boa qualidade para o município, mesmo com a atual política de disponibilidade de dados, sejam mapas, cartas em formatos digitais, sejam imagens de satélite de diferentes resoluções e qualidade.

Devido a disponibilidade de imagens de diferentes resoluções espaciais e espectrais pelo sensores embarcados no Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres 4 (CBERS-4), partiu-

se do princípio de avaliar o potencial de identificação e separabilidade das classes de uso e ocupação do solo, dos diferentes sensores a bordo desta plataforma.

2. A ação do Governo Federal e as políticas públicas de acesso à informação

A lei de acesso à informação (lei 12.527, de novembro de 2011) também conhecida como LAI, que passou a regulamentar o direito constitucional do cidadão ao acesso a informações produzidas ou detidas pelo Governo, em consonância com a política mundial de transparência, representou um dos mais importantes soluções para as instituições públicas, principalmente às Universidades, como uma importante fonte de dados para o desenvolvimento de pesquisas e para o fortalecimento das políticas de transparência pública. A disponibilização gratuita de imagens de satélites pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), pelo Ministério do Meio Ambiente MMA), além de diversos portais de instituições ao redor do mundo, possibilitaram a ampla divulgação e acesso a informação, antes limitada a disponibilização de recursos financeiros. Assim, os produtos fornecidos pelo INPE, e, em particular os produtos do CBERS, em suas diversas missões (1,2 ,3 e 4), além de fortalecer a pesquisa nacional em toda sua transversalidade, serve aos diferentes setores públicos, como ferramentas em busca de uma melhoria e soluções para problemas dos pequenos municípios, com complexos quadros ambientais, sociais e econômicos.

3. Materiais e Metodos

3.1 Imagens

A priori, o objetivo deste trabalho era avaliar o potencial de identificação e separabilidade das classes de uso e ocupação do solo, dos diferentes sensores a bordo do Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres 4 (CBERS-4). Essa satélite possui 8 sensores a bordo, sendo quatro deles imageadores, a saber:

- a) Câmera Pancromática e Multiespectral (PAN);
- b) Câmera Multiespectral Regular (MUX);
- c) Imageador Multiespectral e Termal (IRS);
- d) Câmera de Campo Largo (WFI).

As características desses sensores são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Características das câmaras do CBERS 3 e 4				
	MUX	PAN	IRS	WFI
Bandas Espectrais	0,45-0,52µm (B) 0,52-0,59µm (G) 0,63-0,69µm (R) 0,77-0,89µm (NIR)	0,51-0,85µm (Pan) 0,52-0,59µm (G) 0,63-0,69µm (R) 0,77-0,89µm (NIR)	0,50-0,90µm (Pan) 1,55-1,75µm (SWIR) 2,08-2,35µm (SWIR) 10,40-12,50µm (TH)	0,45-0,52µm (B) 0,52-0,59µm (G) 0,63-0,69µm (R) 0,77-0,89µm (NIR)
Resolução	20 m	5 m / 10 m	40 m / 80 m (TIR)	64 m
Largura da Faixa Imageada	120 km	60 km	120 km	866 km
Apontamento	não	±32°	não	não
Revisita	26 dias	5 dias		
Revisita real	26 dias	não	26 dias	5 dias

Quantização	8 bits	8 bits	8 bits	10 bits
-------------	--------	--------	--------	---------

Entretanto, para a área de estudos, o município de Rodelas, não foi possível adquirir imagens dos sensores IRS nem do AWFI, devido a intensa cobertura de nuvens (Figura 2).

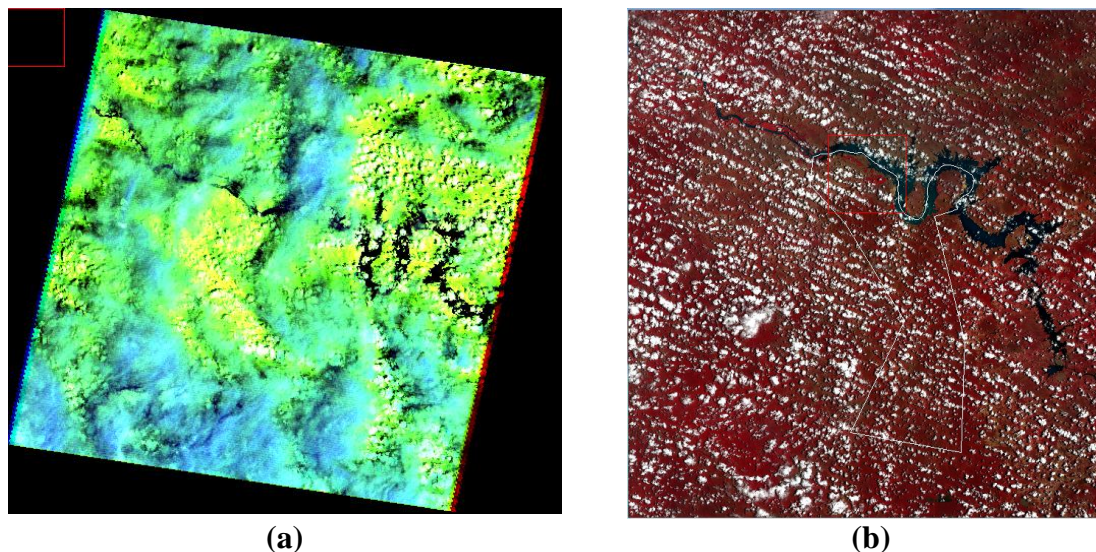
Efetivamente, do CBERS 4 foi possível a utilização das imagens do sensor MUX (20m), órbita ponto 150/110 de 05/11/2015, e do PAN de 10m, da órbita ponto 150/110 de 22/07/2016. Destaca-se que a imagem do sensor MUX (20m) encontra-se com falhas radiométricas nesta passagem do sensor, mas optou-se por utilizar essa imagem mesmo assim.

Como parâmetro de comparação espectral, se utilizou uma imagem Landsat 8 (OLI), datada de 26/04/2016, com suas 6 bandas (3 do visível 1, do infravermelho próximo e 2 do infravermelho médio), muito embora essa fosse a imagem com menor resolução espacial (30m).

Como parâmetro de comparação espacial, se utilizou uma imagem AVNIR-2, datada de 11/03/2010, que são imagens ortorretificadas, com 4 bandas (1 do visível (vermelho), 1 do infravermelho próximo e 2 do infravermelho médio), e resolução espacial de 10m.

Como se pode observa, as imagens são temporalmente muito próximas, com excessão da AVNIR-2, para que não haja dados observáveis muito discrepantes entre as imagens.

Figura 2 – Imagens dos sensores IRS (a) e do AWFI (b) abrangendo a área de estudo, disponíveis no site do INPE (www.dgi.inpe.br) para download.



Imagens dos sensores do CBERS 4 na região de Rodelas (BA). (a) Imagem do Sensor IRS de composição colorida das bandas 11-10-09 (RGB) de 27/11/2015, órbita-ponto 150/110. Essa imagem apresenta mais de 90% de cobertura de nuvens. (b) Recorte da imagem do sensor AWFI, de 20/02/2016, órbita ponto 149/111. Em destaque, o vetor do município de Rodelas.

3.2 Classificadores

Foi selecionado o algoritmo da máxima verossimilhança, por ser um algoritmo amplamente divulgado, com comportamento robusto, se adequando às mais diferentes condições ambientais.

O classificador da máxima verossimilhança é um dos métodos de classificação mais populares em sensoriamento remoto. Nesse classificador, o pixel com a máxima verossimilhança a uma grupo de amostra (média e variância) é classificado como pertencente a essa classe. A Verossimilhança é definida como a probabilidade *a posteriori* de um pixel pertencer a uma dada classe.

Esse classificador assume que a estatística para cada classe em cada banda da imagem possuem uma distribuição normal e calcula a probabilidade que um dado pixel pertence a uma dada classes. A menos que se defina um limiar, todos os pixels são classificados. Cada pixel é designado para uma dada classe que possui a mais alta probabilidade (que é a máxima verossimilhança). Se a mais alta probabilidade é menor que o limiar estabelecido, o pixel permanece sem ser classificado.

Nos casos onde a matriz de variância-covariância são simétricas, a verossimilhança é a mesma que a distancia euclidiana, enquanto que, nos casos onde os determinantes são iguais entre si, a verossimilhança torna-se a mesma que a distancia de Mahalanobis.

Embora o algoritmo da máxima verossimilhança tenha vantagem em relação a outros algoritmos do ponto de vista da teoria da probabilidade, deve-se tomar cuidado quanto aos seguintes aspectos:

- a) A necessidade de uma quantidade de amostras para verdade de campo, que permita a estimativa tanto do vetor de média como da matriz de variância-covariância da população;
- b) O inverso da matriz de variância-covariância torna-se instável nos casos onde exista uma alta correlação entre duas ou mais bandas ou quando as amostras correspondentes à verdade de campo são muito homogêneas. Nesses casos, o número de bandas deve ser reduzido através da análise de componentes principais;
- c) Quando a distribuição da população não é uma distribuição normal, o método da máxima verossimilhança não pode ser aplicado.

Assumiu-se um limiar de 99%, devido a variabilidade da resolução espacial entre as imagens. As classificações aceitas foram as que tiveram exatidão global, índice Kappa, estatística Tau e Khat, acima de 95%.

3.3 Classes de uso e ocupação.

Foram selecionadas 06 classes para serem identificadas nas diferentes imagens:

Água: referente ao Rio São Francisco, seus tributários, pequenos açudes e represas

Caatinga 1: Caatinga densa, em geral arbórea. Vegetação de caatinga típica do topo do tabuleiro do Raso da Catarina

Caatinga 2: Vegetação de caatinga intermediária entre o topo do tabuleiro do Raso da Catarina e as áreas aplainadas da planície fluvial.

Caatinga 3: Caatinga arbustiva rala. Caatinga parque

Area Urbana: Cidades, estradas, rodovias, construções

Solo Exposto: Área sem vegetação ou com vegetação imperceptível ao sensor. Acumulações de areia fluviais. Solo rochoso.

3.4 Amostras

As amostras foram demarcadas como vetores para cada classes, selecionadas a partir da imagem de referencia, a AVNIR-2, que são imagens ortorretificadas, com 10m de resolução. Essas amostras foram utilizadas em todas as classificações, em todas as imagens.

4. Resultados

A seguir, apresentamos os resultados das classificações e suas respectivas áreas de classes

4.1 Imagem CBERS-4 PAN, com resolução de 10m

Essa imagem possibilitou uma classificação que apresentou a área maior de Caatinga1, referente a área de caatinga densa e arbórea do Raso da Catarina, do que as demais, e os valores de Caatinga2 confundiu-se com solo exposto e área urbana. Esta classificação foi mais eficiente ao mapear os valores de solo exposto, que diz respeito a estradas vicinais, terrenos arenosos, etc., e apresentou uma boa separabilidade para área urbana apesar de algumas confusões locais, principalmente nos contatos com solo exposto (**Figura 3; Tabela 2**).

Figura 3 – Classificação da imagem CBERS-4 PAN 10m

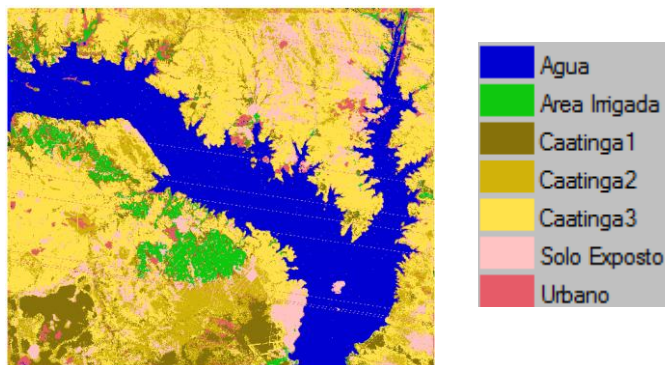


Tabela 2 - Valores correspondente a medida de classes da classificação da imagem Pan de 10m

Imagem: Pan 10m		
Classificação: MaxVer 99,9%		
Classes	Área (km²)	%
Água	138.990.100	25,8%
Caatinga1	48.493.600	9,0%
Caatinga2	65.464.000	12,2%
Caatinga3	185.978.800	34,6%
Área Irrigada	22.075.800	4,1%
Solo Exposto	57.656.100	10,7%
Urbano	19.138.400	3,6%
Área total das classes	537.796.800	100%
Área total não classificada	0.000000	
Área total do Plano de Informação	537.796.800	

4.2 Imagem AVNIR-2, com resolução de 10m

Dentre as classificações, foi a imagem classificada que apresentou o menor valor para as áreas irrigadas. Isso pode ser explicado pelo período da tomada da imagem, que é das mais antigas, sendo de 2010, quando a área irrigada era menor, tendo se expandido nos últimos anos com a cultura do coco. Também foi observado que os valores da classe caatinga2 confundiram-se com solo exposto e área urbana, computando um maior valor de área para a classe Urbano, do que a realmente existente (Figura 4, Tabela 3).

Figura 4 – Classificação da imagem AVNIR-2, 10m

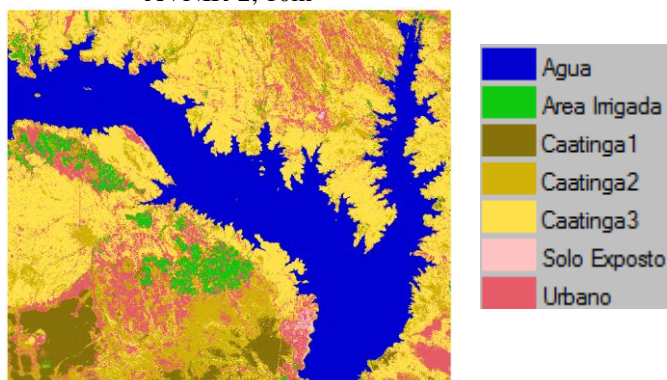


Tabela 3 - Valores correspondente a medida de classes da classificação da imagem AVNIR-2, 10m

Imagem: Avenir 10m		
Classificação: MaxVer 99,9%		
Classes	Área (km²)	%
Água	155.473.500	28,2%
Caatinga1	32.840.400	5,9%
Caatinga2	92.955.000	16,8%
Caatinga3	184.564.500	33,4%
Área Irrigada	15.021.500	2,7%
Solo Exposto	1.776.600	0,3%
Urbano	69.464.500	12,6%
Área total das classes	552.096.000	100%
Área total não classificada	0.000000	
Área total do Plano de Informação	552.096.000	

4.3 Imagem CBERS-4, MUX, com resolução de 20m

Essa imagem foi a que apresentou a melhor separabilidade da classe urbano, embora tenha confundido os valores da classe Caatinga2 com as classes de Solo Exposto e Urbano. confundiram-se com solo exposto e área urbana. A área urbana classificada está presente em áreas as quais não se observam na prática edificações urbana, sendo confundida, em sua maioria, com a classe Solo Exposto (Figura 5, Tabela 4).

Figura 5 – Classificação da imagem CBERS-4 MUX 20m

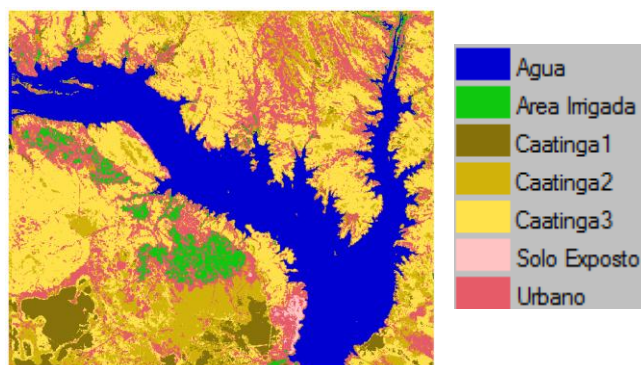


Tabela 4 - Valores correspondente a medida de classes da classificação da imagem CBERS-4 MUX, 20m

Imagem: Mux 20m		
Classificação: MaxVer 99,9%		
Classes	Área (kmxkm)	%
Água	134.046.400	24,9%
Caatinga1	16.590.000	3,1%
Caatinga2	73.674.800	13,7%
Caatinga3	187.309.001	34,8%
Área Irrigada	16.687.399	3,1%
Solo Exposto	2.072.400	0,4%
Urbano	107.923.200	20,0%
Área total das classes	538.303.200	100%
Área total não classificada	0.000000	
Área total do Plano de Informação	538.303.200	

4.3 Imagem Landsat 8 (OLI), com resolução de 30m

Os valores apresentados pela a imagem do satélite Landsat 8 foram os que obtiveram a melhor separabilidade entre todas as classes apesar de sua menor resolução espacial. Essa melhor separabilidade, pode ser explicada tanto por ter pixels maiores o qual se reflete no menor discernimento entre os objetos, os quais foram amostrados pela imagem de maior resolução espacial (10m), como pela maior resolução espectral o que permite uma melhor discernimento das funções determinantes para separar as classes, que possuem assinatura espectral bastante simples e diferenciadas. (Figura 6, Tabela 5).

Figura 6 – Classificação da imagem Landsat 8 (OLI), 30m

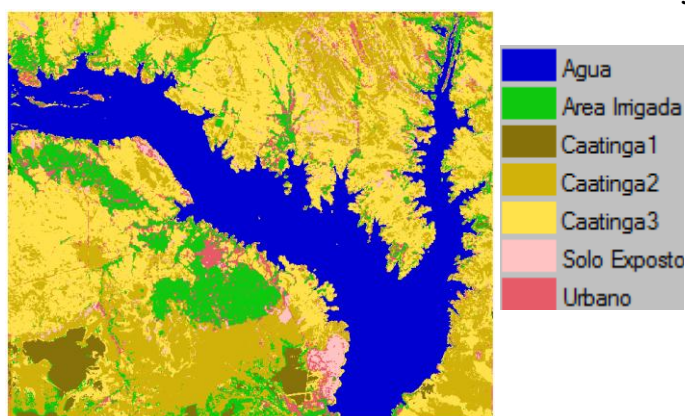


Tabela 5 - Valores correspondente a medida de classes da classificação da imagem Landsat 8 (OLI), 30m

Imagem: LandSat8 30m		
Classificação: MaxVer 99,9%		
Classes	Área (kmxkm)	%
Água	135.501.300	25,2%
Caatinga1	14.991.900	2,8%
Caatinga2	126.873.600	23,6%
Caatinga3	165.002.700	30,7%
Área Irrigada	56.486.400	10,5%
Solo Exposto	13.763.400	2,6%
Urbano	25.177.500	4,7%
Área total das classes	537.796.800	100%
Área total não classificada	0.000000	
Área total do Plano de Informação	537.796.800	

5. Conclusões

A qualidade dos produtos CBERS-4 melhoraram bastante em relação as versões anteriores, demonstrando isso em resultados quando comparados com outros sensores de igual resolução espacial e espectral. O nível de detalhamento e definição da imagem é muito bom, fazendo que este apresente resultados equivalente a outros sensores de igual resolução espacial e espectral. As imagens classificadas apresentaram um alto índice de exatidão global, mas isso não impediu uma alta taxa de confusão, principalmente entre as classes Solo Exposto e Urbano, sendo as imagens de baixa resolução espectral (4 bandas), mostrando pouca capacidade de gerar uma função capaz de separar essa classe das demais.

6. Referencias

ALMEIDA, A. P. **Análise multitemporal e espacial do uso e cobertura das terras no município de Casa Nova, Bahia, no período de 1996 a 2011.** 2013. 138 p. Dissertação (Mestrado em Modelagem em Ciências da Terra e do Ambiente) – Universidade Estadual de Feira de Santana, Feira de Santana, 2013.

CASSIDY, Steve. **The Emu Speech Database System.** Sydney: Centre for Language Technology, Macquarie University, 2004. Disponível em: <http://emu.sourceforge.net/new_manual/index.html>. Acesso em: 23.out.2016.

CROSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto,** SP: IG/UNICAMP, 1992.

FREITAS, Leticia Oliveira. Avaliação da utilização de imagens CBERS em estudos de uso e cobertura do solo. **Monografia de Especialização.** Belo Horizonte: UFMG, 2010

GONÇALVES, Cláudia Durand Alves Borba; PEREIRA, Madalena Niero; SOUZA, Íris de Marcelhas e. Uso de imagens CBERS para mapeamento de uso do solo urbano como subsídio ao planejamento. **Anais do XII Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.** Goiania: INPE, 16-21-Abril 2005, p. 969-977

Japan Association of Remote Sensing. **Remote Sensing Notes.** Tokyo: JARS, 1999. Disponível em: < <http://wtlab.iis.u-tokyo.ac.jp/~wataru/lecture/rsgis/rsnote/contents.htm>>. Acesso em: 23.out.2016.

Gorokhovich, Y., & Voustianiouk, A. (2006). Accuracy assessment of the processed SRTM-based elevation data by CGIAR using field data from USA and Thailand and its relation to the terrain characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 104(4), 409–415. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2006.05.012>

Hirt, C., Filmer, M. S., & Featherstone, W. E. (2010). Comparison and validation of the recent freely available ASTER-GDEM ver1, SRTM ver4.1 and GEODATA DEM-9S ver3 digital elevation models over Australia. *Australian Journal of Earth Sciences*, 57(3), 337–347. <http://doi.org/10.1080/08120091003677553>